

[illegible][illegible][illegible]

١٢٠ - ١٢١

مکتبہ امیر اہل حق و سچ

میر تقی میر کا قصیدہ حسن و جمال کا ترجمہ

محمد رضا شیبانی

[illegible]

۱۳۷۸ هجری قمری / ۱۳۷۸-۷۹
محرر: محبت‌آباد
محرر: محبت‌آباد



۲ - آتاماتونهای یادگیر

یک آتاماتون یادگیر، یک آتاماتون احتمالی^(۱) است که با محیط خود بصورت پسجور^(۲) تراکنش دارد. مطابق شکل ۱، خروجی آتاماتون 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 آتاماتون ارسال می‌گردد. آتاماتون یادگیر بوسیله α تابع $\{\Phi, \alpha, \beta, F(\cdot), G(\cdot)\}$ تعریف می‌شود که در آن $\Phi = \{\Phi_1, \dots, \Phi_S\}$ مجموعه حالات داخلی آتاماتون، $\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_P\}$ مجموعه عملها یا خروجی آتاماتون، β مجموعه‌ای محدود یا نامحدود است که بیانگر مجموعه ورودی آتاماتون می‌باشد. تابع F تابع تغییر حالت آتاماتون بر اساس حالت و ورودی فعلی و تابع G تابع خروجی آتاماتون بر اساس حالت فعلی است. محیط بوسیله β تابع $\{\alpha, c, \beta\}$ تعریف می‌شود که در آن $\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_P\}$ مجموعه ورودی‌ها، β مجموعه خروجی‌ها و $c = \{c_1, \dots, c_P\}$ مجموعه مشخصات داخلی محیط است بطوریکه هر c_i با α_i به صورت $\beta(k) = \Pr\{\beta(k) = c_i | \alpha(k) = \alpha_i\}$ پاسخ نامطلوب در محیط انجام گیرد.

از نظر ساختاری آتاماتونهای یادگیر به دو دسته تقسیم می‌شوند: آتاماتونهای یادگیر با ساختار ثابت و با ساختار متغیر. در آتاماتونهای با ساختار ثابت، نحوه تغییر حالت آتاماتون بوسیله تابع F از قبل مشخص می‌شود. بر اساس حالت آتاماتون در مرحله k ام، عمل $\alpha(k)$ با استفاده از تابع $G(\cdot)$ در محیط انجام می‌شود و دریافت پاسخ $\beta(k)$ از جانب محیط، حالت بعدی آتاماتون تعیین می‌گردد. در آتاماتونهای با ساختار متغیر، نحوه تغییر حالت از قبل مشخص نیست. در این مدل، انتخاب هر عمل بر اساس بردار احتمال عمل^(۳) که احتمال انتخاب هر عمل را در لحظه k ام معین می‌کند و به صورت $P(k) = [P_1(k), \dots, P_r(k)]$ ، $i=1, \dots, r$ تعریف می‌شود. $P_i(k) = \Pr\{\alpha(k) = \alpha_i | \beta(\cdot) \dots \beta(k-1)\}$ توزیع اولیه این بردار معمولاً بصورت یکنواخت در نظر گرفته می‌شود و در هر مرحله بر اساس پاسخ دریافت شده، این بردار به‌هنگام می‌شود. این به‌هنگام‌سازی با هدف یافتن عمل بهینه به منظور دریافت بیشترین احتمال پاسخ مطلوب از جانب محیط انجام می‌شود. برای اطلاعات بیشتر درباره آتاماتونهای یادگیر، می‌توانید به [۹] [۱۰] [۱۱] [۱۲] [۱۳] [۱۴] [۱۵] مراجعه نمایید.

۳ - نحوه یادگیری تابع تمایز

فرض کنیم $h(x) = g(\theta_1, \dots, \theta_N, x)$ تابع تمایز مورد نظر باشد بطوریکه $\theta_1, \dots, \theta_N$ پارامترهای تابع g هستند که باید یادگرفته شوند و x بردار نمونه ویژگی است که باید دسته‌بندی شود. با استفاده از N آتاماتون یادگیر در قالب یک بازی با پاسخ یکسان، مطابق شکل ۲، می‌توان پارامترهای فوق را تخمین زد. هر آتاماتون A^i دارای r_i عمل $\alpha_1^i, \dots, \alpha_{r_i}^i$ می‌باشد و هر عمل آتاماتون A^i یک مقدار ممکن برای پارامتر θ_i از تابع تمایز در نظر گرفته می‌شود. مقادیر ممکن برای پارامتر θ_i در نتیجه مجموعه عملهای آتاماتون A^i از قبل تعیین شده‌اند. هدف از این بازی پیدا کردن مقادیری برای پارامترهای θ_i می‌باشد بطوریکه تعداد دسته‌بندی‌های غلط مینیمم گردد. در هر مرحله آتاماتون A^i با توجه به شیوه تصمیم‌گیری خود یک عمل (مقدار) از مجموعه عملهای خود (مجموعه مقادیر ممکن برای پارامتر θ_i) را انتخاب و به محیط اعلام می‌نماید. یک (یا چند) نمونه از بردارهای ویژگی موجود در محیط توسط تابع تمایز بدست آمده از پارامترهای انتخاب شده، دسته‌بندی می‌شود و نتیجه بصورت درست یا غلط (و یا نسبت تعداد دسته‌بندی صحیح به کل نمونه‌های آزمایش شده) به تیم ارسال می‌گردد. بر اساس نتیجه بدست آمده، آتاماتونها شیوه تصمیم‌گیری خود را در انتخاب عمل بعدی با هدف بدست آوردن پارامترهای بهینه برای تابع تمایز، به‌هنگام می‌نمایند.



شکل ۱: رابطه آتاماتون یادگیر با محیط

در این روش مقادیر ممکن برای پارامتر θ_i توسط مجموعه $\{\alpha_1^i, \dots, \alpha_{r_i}^i\}$ (که مجموعه عملهای آتاماتون A^i می‌باشند) با r_i مقدار گسسته در نظر گرفته می‌شود. در صورتیکه اطلاعات کمی در مورد حدود پارامتر θ_i در دست باشد، باید مجموعه بزرگی برای هر پارامتر در نظر گرفته شود. به این ترتیب تعداد عملهای آتاماتون A^i (که همان r_i است) می‌تواند به‌طور قابل ملاحظه‌ای افزایش یابد که این امر می‌تواند منجر به کند شدن سرعت فرایند یادگیری توسط هر آتاماتون گردد. برای حل این مشکل، می‌توان در بازی آتاماتونها به جای استفاده از آتاماتون منفرد، از واحدی از آتاماتونهای یادگیر (U^i) استفاده کرد که هر واحد شبکه‌ای درختی از آتاماتونهای یادگیر می‌باشد. برگهای این درخت جاری مقادیر ممکن در نظر گرفته شده برای پارامتر θ_i می‌باشند. شکل ۳ ساختار یک واحد U^i با دو سطح را نشان می‌دهد. در این ساختار انتخاب یک مقدار برای θ_i در دو قدم انجام می‌شود. در ریشه آتاماتون A_1^i با r_1^i عمل قرار دارد. هر عمل متناظر با یکی از آتاماتونهای سطح دوم می‌باشد. با انتخاب هر عمل، یکی از آتاماتونهای $A_2^i, \dots, A_{r_1^i}^i$ انتخاب می‌شود. در قدم بعد یکی از عملهای آتاماتون A_2^i انتخاب می‌شود که این عمل یک مقدار ممکن برای پارامتر θ_i محسوب می‌گردد. به این ترتیب یک مسیر فعال در درخت ایجاد می‌شود که شامل آتاماتونهای A_1^i و A_2^i می‌باشد. با انجام عمل انتخاب شده در محیط، پاسخ محیط به واحد U^i داده شده و نحوه تصمیم‌گیری آتاماتونهای فعال شده با توجه به پاسخ محیط به‌هنگام می‌شود و نحوه تصمیم‌گیری سایر آتاماتونها تغییر نمی‌کند. در انتهای فرایند یادگیری، هر واحد U^i مسیری را یاد می‌گیرد که بیانگر مقدار بهینه برای پارامتر θ_i می‌باشد. در ساختارهای با عمق بیشتر از ۲ عمل می‌کنند. در هر سطح آتاماتون انتخاب شده، یک آتاماتون یادگیر در سطح بعد از انتخاب می‌کند. با افزایش تعداد سطوح (عمق درخت) در هر واحد U^i ، می‌توان تعداد بیشتری انتخاب

برای هر پارامتر β_i در نظر گرفت و به این ترتیب از محدوده بزرگتری برای هر پارامتر استفاده کرد.

۴ - یک مسئله نمونه

مسئله: پیدا کردن تابع نمایز برای سه کلاس W_1, W_2, W_3 با توزیعهای نرمال با مشخصات زیر:

$$W_1:M = (20, 10)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 4 \end{pmatrix}, W_2:M = (14, 4)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}, W_3:M = (26, 2)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$$

بردار M بردار میانگین و ماتریس Σ ماتریس کوواریانس توزیعها می‌باشد. در شکل ۲، شکل توزیع کلاسه‌ها و تابع نمایز هر کلاس نشان داده شده است.

تابع نمایز $h_1(x)$ و $h_2(x)$ و $h_3(x)$ تابع نمایزی هستند که باید یاد گرفته شوند بطوریکه $h_1(x) \geq 0$ then $x \in W_1$ else $x \notin W_1$ با توجه به شکل

توزیع، تابع نمایز $h_1(x) = x_1 - 0.19x_1^2 + 7.6x_1 - 80 \geq 0 : x \in W_1$ و $h_2(x) = -x_1 - x_1 + 23 \geq 0 : x \in W_2$

و $h_3(x) = -x_1 + x_1 - 17 \geq 0 : x \in W_3$ می‌تواند تقریبهای خوبی از توابع نمایز کلاسه‌های مسئله باشند. همانطور که مشاهده می‌شود $h_1(x)$ دارای ۳ پارامتر

و $h_2(x)$ و $h_3(x)$ دارای ۲ پارامتر هستند که باید یاد گرفته شوند. بنابراین از سه تیم آتاماتون مجزا شامل ۲ و ۲ واحد آتاماتون که به طور مستقل کار می‌کنند. به

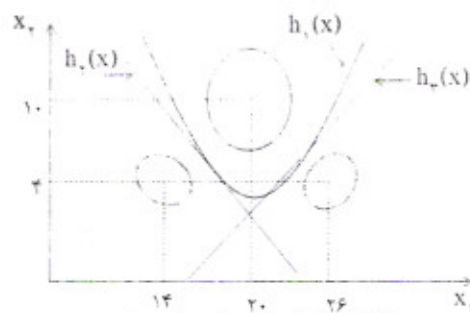
صورت $h_1: U_{11}, U_{12}, U_{13} \rightarrow h_1 = x_1 - \alpha_{11}x_1^2 + \alpha_{12}x_1 - \alpha_{13}$ و $h_2: U_{21}, U_{22} \rightarrow h_2 = -x_1 + \alpha_{21}x_1 - \alpha_{22}$

برای یادگیری توابع نمایز استفاده می‌کنیم. U_{ij} ها واحدهای آتاماتون یادگیری هستند که پارامترهای تابع نمایز

$h_1(x)$ را تعیین می‌کنند. پارامترهای تابع نمایز $h_1(x)$ هستند. مجموعه مقادیر ممکن برای پارامترهای این سه تابع نمایز بصورت رابطه (۱) در نظر گرفته شده

است. هر مقدار توسط یک واحد دوسطحی از آتاماتونها که هر آتاماتون ۵ عمل دارد یاد گرفته می‌شود (۲۵ مقدار برای هر پارامتر). مجموعه مقادیر ممکن برای هر واحد

در جلوی نام آن واحد نوشته شده است:



شکل ۲ - توزیع کلاسه‌های مسئله نمونه

$$\begin{aligned} U_{11} &: \{\alpha_{11}(t) | t \in \text{اعداد طبیعی}, 0 \leq t \leq 24, \alpha_{11}(t) = -0.19 + 0.21t\} \\ U_{12} &: \{\alpha_{12}(t) | t \in \text{اعداد طبیعی}, 0 \leq t \leq 24, \alpha_{12}(t) = 7.6 + 0.51t\} \\ U_{13} &: \{\alpha_{13}(t) | t \in \text{اعداد طبیعی}, 0 \leq t \leq 24, \alpha_{13}(t) = 20 + 5x_1\} \\ U_{21} &: \{\alpha_{21}(t) | t \in \text{اعداد طبیعی}, 0 \leq t \leq 24, \alpha_{21}(t) = -2 + 0.75t\} \\ U_{22} &: \{\alpha_{22}(t) | t \in \text{اعداد طبیعی}, 0 \leq t \leq 24, \alpha_{22}(t) = -1 + 2t\} \\ U_{31} &: \{\alpha_{31}(t) | t \in \text{اعداد طبیعی}, 0 \leq t \leq 24, \alpha_{31}(t) = -2 + 0.75t\} \\ U_{32} &: \{\alpha_{32}(t) | t \in \text{اعداد طبیعی}, 0 \leq t \leq 24, \alpha_{32}(t) = -0.7 + 2t\} \end{aligned} \quad (1)$$

در هر واحد U_{ij} ، در ریشه یک آتاماتون با ۵ عمل وجود دارد که هر عمل آن یکی از آتاماتونهای سطح دوم را فعال می‌کند. هر آتاماتون سطح دوم ۵ عمل دارد که هر عمل متناظر با یکی از مقادیر ذکر شده در (۱) برای پارامتر α_{ij} می‌باشد. مقادیر ذکر شده برای هر U_{ij} در (۱) به ترتیب و به صورت ۵ عمل برای هر آتاماتون. بین آتاماتونهای سطح دوم توزیع می‌شوند.

در قسمت یادگیری، برای هر کلاس ۵۰۰ نمونه تصادفی آموزشی در نظر گرفته می‌شود. پس از انجام عمل یادگیری، تست و گزارش کارایی روی مجموعه‌های ۵۰۰ تایی که متفاوت با مجموعه‌های آموزشی هستند انجام می‌گیرد. در هر آزمایش، نتایج اعلام شده، میانگین ۵۰ شبیه‌سازی می‌باشد. مسئله نمونه فوق در [۱۶] بوسیله مجموعه‌ای از آتاماتونهای یادگیر منفرد با استفاده از روشهای مختلف مبتنی بر آتاماتونهای یادگیر با ساختار متغیر و آتاماتونهای با ساختار ثابت حل شده است. در این مقاله هدف، استفاده از آتاماتونهای یادگیر سلسله‌مراتبی برای تعیین پارامترهای توابع نمایز می‌باشد.

۵ - آتاماتونهای یادگیر سلسله‌مراتبی با ساختار متغیر

در این بخش به بررسی کارایی آتاماتونهای یادگیر سلسله‌مراتبی با ساختار متغیر که دارای شیوه به‌هنگام‌سازی خطی احتمالات می‌باشند می‌پردازیم. اگر در مرحله k ام

عمل $\alpha_i(k)$ توسط آتاماتون A^i انتخاب شده باشد، بردار احتمال عمل با استفاده از روابط ۲ و ۳ به‌هنگام می‌شود:

$$\begin{aligned} P_i(k+1) &= P_i(k) + a[1 - P_i(k)] \\ P_j(k+1) &= (1-a)P_j(k), \quad j = i \end{aligned} \quad (2)$$

الف - با دریافت پاسخ مطلوب:

$$P_i(k+1) = (1-b)P_i(k)$$

$$P_j(k+1) = \frac{b}{r-1} + (1-b)P_j(k), \quad j = i \quad (3)$$

ب - با دریافت پاسخ نامطلوب:

a و b پارامترهای یادگیری هستند [۹]. با توجه به روابط (۲)، (۳) با دریافت پاسخ مطلوب از محیط، احتمال عمل انتخاب شده افزایش و احتمال سایر عملها کاهش می‌یابد و با دریافت پاسخ نامطلوب، احتمال عمل انتخاب شده کاهش و احتمال سایر عملها افزایش می‌یابد. باید توجه داشت که به‌هنگام‌سازی به گونه‌ای انجام می‌شود

که در هر مرحله k داشته باشیم $\sum_{i=1}^r P_i(k) = 1, \forall i \in \{1, \dots, r\}; P_i(k) \geq 0$. شرط پایان الگوریتم رسیدن احتمال عمل بهینه به بیش از ۰/۹۹ در نظر گرفته شده است.

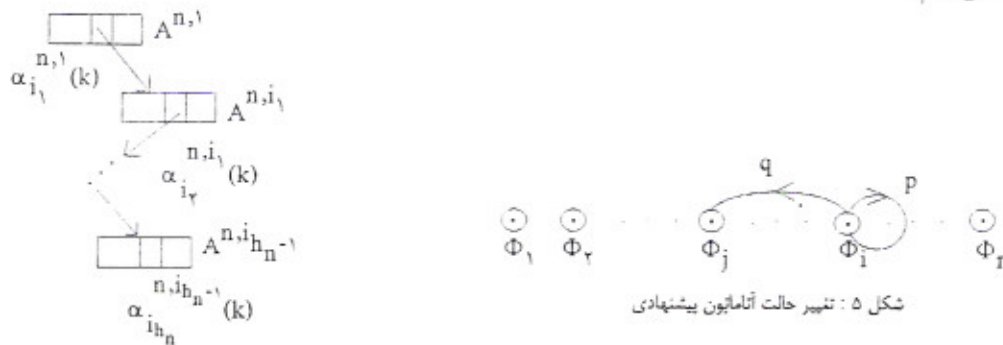
برحسب اینکه مقادیر a و b رابطه آنها نسبت به هم چگونه باشند سه نوع الگوریتم به‌هنگام‌سازی حاصل می‌شود که عبارتند از: $L_{R-p}, 1 > a = b = 0$;

$L_{R-ep}, 1 > a > b = 0$; $L_{R-i}, 1 > a > 0, b = 0$.

آتاماتونهای یادگیر فوق به عنوان گرههای ساختار سلسله‌مراتبی ارائه شده در بخش ۲ در نظر گرفته شده و بردار احتمال عمل هر آتاماتون فعال شده، بوسیله روابط ۲ و ۳ با توجه به پاسخ دریافت شده از جانب محیط، به‌هنگام گردید، نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم L_{R-p} کارایی خوبی در حل مسئله از خود نشان می‌دهد به این معنی که سیستم به سمت انتخاب مجموعه پارامترهای بهینه همگرا نمی‌گردد. نمودارهای (۱-الف) و (۱-ب) نمودار دقت جداسازی و تعداد مراحل مورد نیاز برای همگرایی را برای الگوریتم L_{R-p} و نمودارهای (۲-الف) و (۲-ب) دقت و تعداد مراحل را برای الگوریتم L_{R-ep} نشان می‌دهد. همانطور که ملاحظه می‌شود با کوچکتر شدن پارامترهای یادگیری (a, b)، دقت جداسازی و تعداد مراحل مورد نیاز افزایش می‌یابد. الگوریتم L_{R-ep} با شرط $b = \frac{a}{\gamma}$ اجرا شد و مشاهده گردید که به ازای $a \leq 0.01$ سیستم همگرا نمی‌شود (این پدیده در [۱۶] نیز مشاهده گردیده است). بنابراین به ازای $a \leq 0.01$ ، الگوریتم با شرط $b = \frac{a}{\gamma}$ اجرا گردید. حداکثر دقت بدست آمد برای L_{R-p} به ازای $a = 0.005$ برابر $67/725$ درصد با تعداد متوسط مراحل ۱۹۱۵۵۱ و برای L_{R-ep} به ازای $a = 0.00005$ ، $b = 0.005$ برابر $92/720$ با تعداد مراحل ۳۷۶۵۷۲ می‌باشد. با توجه به نتایج بدست آمده، می‌توان چنین نتیجه گرفت که برای دقتهای بالا، الگوریتم L_{R-p} برار کند عمل می‌کند.

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

در [۱۶] کارایی آتاماتونهای یادگیر با ساختار ثابت مورد بررسی قرار گرفت و نتایج بدست آمده نشان داد که آتاماتونهای ساختار ثابت با عمل حافظه ۱ بهترین نتیجه را بدست می‌دهند. با اصلاح آتاماتونهای ساختار ثابت و ارائه آتاماتونهای جدید که آتاماتونهای نوع ۱ تا نوع ۶ نامیده شدند، آتاماتونهای با ساختار ثابت جدیدی با کارایی بالاتر ارائه شدند. در این بخش با توسعه آتاماتونهای پیشنهاد شده در [۱۶] و ارائه الگوریتمهای یادگیری مناسب برای آتاماتونهای یادگیر سلسله‌مراتبی با ساختار ثابت، سعی در حل مسئله نمونه می‌نمایم.



شکل ۵- مسیر فعال شده در واحد U^n

اگر $\Phi(k)$ حالت آتاماتون در مرحله k ام باشد، خروجی $\alpha(k)$ توسط آتاماتون در لحظه k انتخاب و به محیط اعلام می‌گردد و پاسخ $\beta(k)$ از جانب محیط به آتاماتون ارسال می‌گردد و حالت بعدی ($\Phi(k+1)$) آتاماتون با توجه به حالت فعلی و پاسخ دریافت شده، مشخص می‌گردد. شکل ۵ آتاماتونی با حالت Φ_1, \dots, Φ_r و عمل τ عمل $\alpha_1, \dots, \alpha_r$ را نشان می‌دهد. تابع خروجی آتاماتون بصورت $G(\Phi_i) = \alpha_i$ تعریف می‌شود. آتاماتون در حالت $\Phi_i(k)$ عمل $\alpha_i(k)$ را انتخاب و به محیط اعلام می‌کند و پاسخ آن ($\beta(k)$) را که به یکی از دو صورت پاسخ مطلوب یا پاسخ نامطلوب می‌باشد را از محیط دریافت می‌نماید. در صورت دریافت پاسخ مطلوب، آتاماتون در حالت فعلی باقی‌مانده و با احتمال p تشویق می‌شود و در صورت دریافت پاسخ نامطلوب با احتمال q تنبیه می‌شود. به هر عمل آتاماتون وزن $w_i(k)$ با مقدار اولیه $\frac{1}{r}$ که تعداد عملیات آتاماتون است، نسبت داده می‌شود. در صورت انجام عمل تشویق، وزن عمل گرفته افزایش یافته و وزن سایر عملها کاهش می‌یابد. در صورت انجام تنبیه، آتاماتون تغییر حالت می‌دهد. این تغییر حالت می‌تواند بصورت تصادفی انجام گیرد [۹]. در الگوریتمهایی که پیشنهاد می‌شود وزن عمل $\alpha_i(k)$ با استفاده از رابطه ۴ به‌هنگام می‌شود:

$$p_i(k+1) = p_i(k) + \frac{1 - p_i(k)}{W}, \quad p_j(k+1) = p_j(k) - \frac{p_j(k)}{W}, \quad j = i, j \in [1, \dots, r] \quad (7)$$

W عددی صحیح است و پارامتر یادگیری نامیده می‌شود. اگر عمل انتخاب شده در مرحله k ام، $\alpha_i(k)$ باشد، با توجه به رابطه ۴ می‌توان بسادگی نشان داد:

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

رابطه ۵-۱ نشان می‌دهد که با بزرگتر شدن W سرعت همگرایی کاهش می‌یابد.

احتمالهای p و q به حالت داخلی آتاماتون و حالت آتاماتونهای دیگری که در تیم با آتاماتون همکاری می‌کنند و همچنین به حالت آتاماتونهای دیگری که در سایر سطوح ساختار درختی از آتاماتونها قرار دارند، ارتباط دارد. انتخاب نوع ارتباط تاثیر بسیار زیادی در کارایی الگوریتم خواهد داشت.

فرض کنیم در بازی آتاماتونها، N واحد آتاماتون U^1, \dots, U^N شرکت دارند که هر واحد وظیفه پیدا کردن پارامتر θ از تابع تمایز مربوطه را بر عهده دارد. هر واحد

U^n از یک ساختار درختی از آتاماتونهای 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

آتاماتون $A^{n,1}$ که آتاماتون ریشه واحد U^n می‌باشد، عمل $\alpha_{i_1}^{n,1}(k)$ را انتخاب می‌کند که منجر به فعال شدن آتاماتون A^{n,i_1} در سطح دوم می‌شود و این آتاماتون

نیز عمل $\alpha_{i_2}^{n,i_1}(k)$ را انتخاب می‌کند که باعث فعال شدن آتاماتون A^{n,i_2} 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 عمل $\alpha_{i_{h_n}}^{n,i_{h_n}-1}(k)$ که توسط آتاماتون $A^{n,i_{h_n}-1}$ در سطح h_n انتخاب شده است، می‌باشد. به این ترتیب در هر لحظه k ، در واحد U^n و در سطح m ، آتاماتون A^{n,i_m-1} فعال شده و عمل $\alpha_{i_m}^{n,i_m-1}(k)$ با وزن $w_{i_m}^{n,i_m-1}(k)$ انتخاب می‌شود (برای سازگار شدن نگارش رابطه ذکر شده با نام آتاماتون و به شکل ۵، برابر ۱ فرض می‌شود). برای این آتاماتون احتمالات p و q بصورت مطابق روابط ۶ تا ۱۲ تعریف می‌شوند:

$$p = \begin{cases} 1 & \text{if } PI \geq P_{Max} \\ \frac{PI}{P_{Max}} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6) \quad , \quad q = \begin{cases} 1 & \text{if } PI < P_{Max} \\ \frac{P_{Max}}{PI} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

بطوریکه:

$$PI = \sqrt[N]{\prod_{n=1}^N PW_n} \quad (8) \quad , \quad P_{Max} = \sqrt[N]{\prod_{n=1}^N P_{W_{Max}_n}} \quad (9)$$

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

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

رابطه ۱۲ حداکثر وزن عملهای انتخاب شده توسط آتاماتون $A^{n,i_{j-1}}$ را تعریف می‌کند. رابطه ۱۰ و ۱۱ میانگین هندسی وزن عملهای انتخاب شده و حداکثر وزن عملهای انتخاب شده آتاماتونهای قرار گرفته در مسیر فعال شده در واحد U^n را از سطح m به بعد محاسبه می‌کند. رابطه ۸ و ۹ میانگین هندسی حاصل روابط ۱۰ و ۱۱ را بین واحدهای مختلف شرکت کننده در بازی محاسبه می‌کند. توسط روابط ۱۰ و ۱۱ وزن هر آتاماتون در ساختار درختی توسط آتاماتونهای زیرین تحت تاثیر قرار می‌گیرد. به این ترتیب، تشبیه و تشویق آتاماتونهای موجود در مسیر با یکدیگر هماهنگ می‌شود. رابطه ۸ و ۹ بین آتاماتونهای فعال شده همسطح در واحدهای مختلف ارتباط برقرار می‌کند که این ارتباط باعث همگون شدن یادگیری پارامترهای مختلف تابع تمایز در واحدهای مختلف شرکت کننده در بازی می‌شود. روابط ۶ و ۷ احتمالات تشبیه و تشویق را در هر لحظه تعریف می‌کنند. طبق رابطه ۶ اگر پاسخ مثبت (مطلوب بودن عمل انجام شده) در حالی دریافت شود که وزن عملهای انتخاب شده در مسیرهای فعال، بیشتر از وزن سایر عملها باشد، احتمالاً عملهای انتخاب شده، عملهای بهینه بوده و آتاماتونهای فعال شده قطعاً تشویق می‌شوند. در غیر اینصورت احتمالاً عملهای انتخاب شده، عملهای بهینه نبوده‌اند بلکه در مقطعی باعث تولید پاسخ مثبت شده‌اند، بنابراین آتاماتونهای شرکت کننده در بازی با احتمال کمتری تشویق می‌شوند. طبق رابطه ۷ اگر پاسخ منفی (نامطلوب بودن عمل انجام شده) در حالی دریافت گردد که وزن عملهای انتخاب شده در مسیرهای فعال کمتر از وزن سایر عملها باشد، احتمالاً عملهای انتخاب شده، عملهای بهینه نبوده و آتاماتونهای فعال قطعاً تشبیه می‌شوند. در غیر اینصورت احتمالاً عملهای انتخاب شده، عملهای بهینه بوده‌اند اما در مقطعی باعث تولید پاسخ منفی شده‌اند، بنابراین آتاماتونهای شرکت کننده در بازی با احتمال کمتری تشبیه می‌شوند. روابط ۶ تا ۱۲ از نوسانات اضافی آتاماتونهای شرکت کننده در بازی جلوگیری کرده و باعث سریع‌تر شدن همگرایی آتاماتونهای شرکت کننده در بازی به سمت انتخاب مجموعه عملهای بهینه (پارامترهای بهینه برای تابع تمایز) می‌شوند. الگوریتم تعریف شده در روابط ۶ تا ۱۲ در بازی آتاماتونها را **الگوریتم نوع ۱** می‌نامیم.

الگوریتم نوع ۱ برای مسئله نمونه یادسازی و اجرا شده و نمودارهای درصد دقت دستبندی صحیح و متوسط تعداد مراحل مورد نیاز برای همگرایی بر حسب پارامتر W در نمودارهای (۳-الف) و (۳-ب) آمده است. همانطور که انتظار می‌رفت، با افزایش W همگرایی کندتر و دقت دستبندی بیشتر شده است. حداکثر دقت بدست آمده به ازای $W = 200$ برابر $97/810$ با تعداد مراحل 150953 حاصل شده است.

با ایجاد تغییراتی در الگوریتم نوع ۱ می‌توان الگوریتمهای دیگری بدست آورد. طبق روابط ۱۰ و ۱۱، PW_n و $P_{W_{Max}_n}$ بصورت میانگین هندسی وزن عملهای آتاماتونهای فعال شده در مسیر فعال از پایین به بالا محاسبه شده است. این ترتیب به این علت در نظر گرفته شده است که آتاماتونهای موجود در برگیهای درخت آتاماتونها، مستقیماً با محیط در ارتباطند درحالیکه عملهای انتخاب شده توسط آتاماتونهای بالایی از طریق آتاماتونهای پایینی با محیط ارتباط پیدا می‌کنند. با تعویض ترتیب حاصلضرب مطابق روابط ۱۳ و ۱۴ می‌توان الگوریتم دیگری بدست آورد. در روابط ۱۳ و ۱۴ میانگین هندسی در مسیر فعال از ریشه به سمت پایین محاسبه شده است. الگوریتم جدید را **الگوریتم نوع ۲** می‌نامیم. نتیجه اجرای این الگوریتم در نمودارهای (۴-الف) و (۴-ب) آمده است. حداکثر دقت جداسازی به ازای $W = 200$ برابر $97/211$ با تعداد مراحل 248760 بدست آمده است.

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

در الگوریتم نوع ۱ به جای استفاده از میانگین هندسی وزنها، می‌توان از حاصلضرب وزنها استفاده کرد. به این ترتیب **الگوریتم نوع ۳** حاصل می‌شود. در این الگوریتم PW_n و $P_{W_{Max}_n}$ مطابق روابط ۱۵ و ۱۶ تعریف می‌شوند.

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

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

آناماتون در حالت Φ_N باشد در همان حالت باقی می ماند. در صورت انجام عمل تشویق، فرض می کنیم حالت قبلی آناماتون در انتخاب عمل α_p باشد. در این صورت با احتمال q عمل α_p تئیه می شود که در این صورت، (اگر عمق قبلی α_p نباشد) یک واحد از عمق آن کم می شود (عمق قبلی عمل α_p به Φ_{α_p-1} در نظر گرفته می شود). با دریافت پاسخ نامطلوب از جانب محیط آناماتون با احتمال q' تئیه می شود که در این صورت، حالت فعلی آن به عنوان حالت قبلی عمل α_p ذخیره شده و آناماتون به حالت قبلی عمل α_p (که در شکل Φ_{α_p} است) تغییر حالت می دهد. عمل اولیه برای کلیه عملها در شروع کار آناماتون $\frac{M}{T}$ در نظر گرفته می شود که M عمق حافظه آناماتون و T تعداد عملهای آن است.

برای ارتباط دادن پاسخ محیط با p, q, q' میتوان شیوهای مختلفی در نظر گرفت. اگر آناماتون A با T عمل مفروض باشد، وزن هر عمل را میتوان مطابق رابطه ۲۱ تعریف نمود:

$$w_i(k) = \frac{m_i(k)}{M} \quad (21)$$

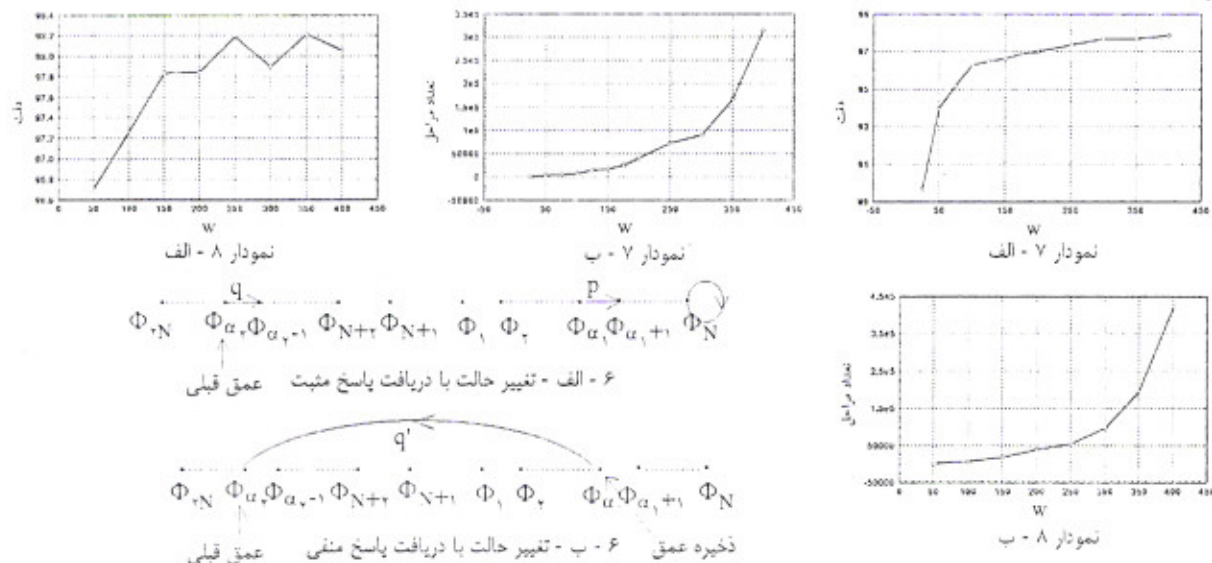
رابطه ۲۱ برای هر عمل وزنی برابر عمق حافظه عمل $(m_i(k))$ به عمق حافظه آناماتون (M) که برابر حداکثر تعداد حالتهای در نظر گرفته شده برای هر عمل است.

تعریف می نماید. با تعریف p, q و q' مطابق روابط ۲۲ تا ۲۴. برای آناماتون قرار گرفته در واحد U^n و در سطح m الگوریتم نوع ۵ بدست می آید:

$$p = \begin{cases} 1 & \text{if } PI \geq P_{Max} \\ \frac{PI}{P_{Max}} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (22) \quad q = w_{i,j}^{n,i,j-1}(k) \quad (23) \quad q' = \begin{cases} 1 & \text{if } PI \leq P_{Max} \\ \frac{P_{Max}}{PI} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (24)$$

روابط ۲۲ و ۲۴ مانند روابط ۸ و ۹ عمل می کنند و رابطه ۲۳ احتمال q برابر وزن عمل تعریف می کند. مقادیر PI و P_{Max} مطابق روابط ۸ تا ۱۲ محاسبه می شوند. الگوریتم نوع ۵ برای مسئله نمونه پیاده سازی و اجرا شده و نتایج بدست آمده در نمودارهای (الف-۷) و (ب-۷) آمده است. همانطور که مشاهده می شود به ازای $W = 200$ دقت $97/827$ با متوسط تعداد مراحل 314051 بدست آمده است.

با تعریف حداکثر وزن بدست آمده مانند رابطه ۲۰ (که در این گروه از آناماتونها بیانگر حداکثر عمق یک عمل در طول فرآیند یادگیری میباشد) و استفاده از آنها در محاسبه PI و P_{Max} مشابه روابط ۱۸ و ۱۹ و تشویق نمودن آناماتون به محض دریافت پاسخ مطلوب از جانب محیط (در نظر گرفتن احتمال تشویق برابر ۱). الگوریتم دیگری بدست می آید که آن را **الگوریتم نوع ۶** می نامیم. در این الگوریتم با بالا بردن احتمال تشویق، سعی در همگرا نمودن سریع تر آناماتونها به سمت انتخاب عملهای بهینه نموده ایم. الگوریتم نوع ۶ برای مسئله نمونه پیاده سازی و اجرا شده و نتایج آن در نمودارهای (الف-۸) و (ب-۸) آمده است. با توجه به نمودارها مشاهده می شود که حداکثر دقتهای بدست آمده به ازای $W = 250$ برابر $98/190$ با تعداد متوسط مراحل 53355 و به ازای $W = 350$ برابر $98/216$ با تعداد مراحل 192912 حاصل گردیده است. همانطور که مشاهده می شود به ازای $W > 250$ مقداری آشفتگی در منحنی دقت بوجود آمده که باعث افت میزان افزایش دقت بر حسب W گردیده است.



۸ - نتیجه گیری

در این مقاله، روشهای مختلفی بر اساس بازی آناماتونهای یادگیر سلسله مراتبی با پاسخ یکسان برای تعیین پارامترهای تابع تمایز برای شناسایی الگو ارائه شد. هر واحد بازیگر بازی، از یک ساختار سلسله مراتبی از آناماتونهای یادگیر تشکیل می شود و وظیفه آن یادگرفتن یکی از پارامترهای تابع تمایز در محدوده ایزیش تعریف شده برای آن واحد، می باشد. با استفاده از ساختارهای سلسله مراتبی می توان محدوده وسیعتری نسبت به ساختار تک سطحی برای هر پارامتر در نظر گرفت و به دقت و سرعت بالاتری دست یافت. این روشها با هدف بررسی کارایی آناماتونهای ساختار ثابت در ساختارهای سلسله مراتبی برای یافتن توابع تمایز بهینه در فضای پارامترهای تابع تمایز از طریق انجام یک جستجوی احتمالاتی ارائه شدند. در بخش ۶، آناماتونهای با ساختار ثابت جدیدی با عمق حافظه ۱ و مقدار وزن W برای هر عمل آناماتون، ارائه شدند و نشان داده شد که استفاده از این آناماتونها به عنوان اجزای ساختار درختی هر واحد بازیگر، می تواند با کارایی خوبی مسئله تعریف شده را حل کند. در بخش ۷ به ارائه آناماتونهای دیگری با عمق حافظه بیش از یک و گنجاندن وزن هر عمل در ساختار آناماتون، آناماتونهای مناسب دیگری پیشنهاد شدند. با توجه به نتایج بدست آمده، می توان ادعا کرد که با ارائه الگوریتمهای مناسب بر اساس آناماتونهای سلسله مراتبی با ساختار ثابت می توان پارامترهای تابع تمایز بهینه را با دقت خوبی تخمین زد. با توجه به اینکه مسئله حل شده از سه توزیع نرمال تشکیل شده است، می توان با استفاده از قانون بیز، دقت تابع تمایز بهینه را که دستبندی غلط را منبجم می کند

اندازه‌گیری کرد. نتیجه ۵۰ بار آزمایش قانون بیز روی ۵۰ مجموعه نمونه مختلف، دقت متوسط ۹۸/۷۱۷ را بدست می‌دهد. جدول شماره ۱ خلاصه نتایج بدست آمده از کارایی روشهای مختلف ارائه شده در این مقاله در حل مسئله نمونه را نشان می‌دهد.

جدول ۱ علاوه بر خلاصه نتایج بدست آمده برای حل مسئله نمونه ارائه شده در بخش ۲، نتایج بدست برای حل مسئله نمونه شماره ۲ و نیز نشان می‌دهد، در مسئله شماره ۲، میزان روی هم افتادگی بیشتری برای کلاسهای مسئله نمونه در نظر گرفته شد، به این ترتیب دقت جداسازی کمتری امکان‌پذیر است. خاتمه‌های مشخص شده با --- به معنی عدم همگرایی سیستم می‌باشد. همانطور که مشاهده می‌شود، به ازای برخی پارامترها، الگوریتمهای نوع ۲ و نوع ۳ قادر به همگرایی شدن نمی‌باشند. همچنین در هر دو مورد می‌توان مشاهده نمود که آتوماتونهای یادگیر با ساختار ثابت کارایی خوبی در حل مسئله‌ها از خود نشان می‌دهند.

جدول ۱

مورد اول			مورد دوم		
دقت	پارامترها		دقت	پارامترها	مرحله
$a = +0.05$	۶۷/۷۲۵	۱۹۱۵۵۱	$a = +0.05$	۶۱/۴۵۳	۲۱۹۹۱۵
$a = +0.05$	۹۲/۷۴۰	۳۷۶۲۷۱	$a = +0.09$	۸۰/۷۴۶	۲۷۲۵۳۱
$W = 200$	۹۷/۸۱۰	۱۵۰۹۵۳	$W = 20$	۸۶/۷۶۷	۳۲۵۰۰۷
$W = 200$	۹۷/۸۱۱	۱۲۸۷۶۰	$W = 20$ $W = 50$	۷۳/۰۷۲ -----	۲۱۳۲۷۶ ۱۰۸۰۰۰۰
$W = 250$	۹۷/۸۳۴	۱۳۳۸۸۱	$W = 20$ $W = 60$	۷۵/۵۲۰ ۸۸/۲۲۰	۲۱۳۸۸۵ ۱۷۱۳۰۷۵
$W = 75$	۹۸/۶۴۰	۳۷۱۱۹۲	$W = 15$ $W = 25$	۸۹/۰۳۲ -----	۹۲۹۸۸۰ ۱۳۰۰۰۰۰۰
$M = 200$	۹۸/۸۲۷	۳۱۲۰۵۱	$M = 60$	۸۸/۸۱۲	۴۲۹۲۱۱
$M = 250$	۹۸/۱۹۰	۱۹۴۹۱۲	$M = 60$ $M = 100$	۸۷/۰۷۲ ۸۸/۰۰۷	۹۱۹۷۰ ۱۲۷۰۲۹۱
	۹۸/۷۱۷		۹۲/۷۵		

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. Marx, J.R. Chen and R. Nombiar, Learning Algorithms Theory and Applications in Signal Processing, Control and Communications, C&C 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-Welsey, 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.

هفتمین کنفرانس مهندسی برق ایران

مرکز تحقیقات مخابرات ایران ۲۷ - ۲۹ اردیبهشت ماه ۱۳۷۸

مجموعه مقالات

کامپیوتر





The 7th Iranian Conference On Electrical Engineering

Iran Telecommunication Research Center 17-19 May 1999

Proceedings Computer

