استفاده از شبکه اتوماتاهای یادگیر در حل مسائل تصمیم گیری غیرمتمرکز چند عامله

بهروز معصومی[۱]، محمد رضا میبدی[۲]
[۱] دانشکده مهندسی برق و رایانه، دانشگاه آزاد اسلامی قزوین و دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات، تهران،
bmasoumi@Qazviniau.ac.ir
[۲] دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران، mmeybodi@aut.ac.ir

چکیده- اتوماتاهای یادگیر در حال حاضر به عنوان ابزاری ارزشمند در طراحی الگوریتمهای یادگیری تقویتی بوده و حتی در سیستمهایی که ازچندین اتوماتای یادگیر استفاده می نمایند نیز ویژگیهای خوبی را ارائه داده اند. اتوماتاهای یادگیردر مسائل تصمیم گیری های غیرمتمرکز قادر به کنترل زنجیره های مارکوف محدود و حتی حل بازی های مارکوفی نیز هستند. این بازیها توسعه ای از فرآیندهای تصادفی مارکوف با چندین عامل و بازی های ماتریسی با چندین حالت بوده و هدف هرعامل پیدا کردن سیاست بهینه ای است که امید ریاضی مجموع کاهش‌یافته پاداشها را بیشینه نماید. دراین مقاله روشی مبتنی برشبکه اتوماتاهای یادگیر و مفهوم آنتروپی برای حل بازی‌های مارکوفی در شرایط ارگودیک به خصوص مسائل تصمیم گیری مارکوف چند عامله (*mmdp*) برای‌یافتن خط‌مشی بهینه پیشنهاد شده است. در روش پیشنهادی، در هرحالت محیط به ازای هر عامل یک اتوماتای یادگیر قرار گرفته شده است. اعمال انتخابی اتوماتای یادگیر با توجه به پاداش تجمعی دریافتی اتوماتاهای یادگیر و یا آنتروپی بردار احتمال اعمال اتوماتای یادگیر حالت جدید، پاداش یا جریمه دریافت می کنند. نتایج آزمایشهای انجام گرفته نشان داده‌اند که الگوریتم ارائه شده از کارایی مناسبی در سرعت همگرایی (رسیدن به راه‌حل بهینه) برخوردار است.

کلید واژه- ، آنتروپی، اتوماتاهای‌یادگیر، بازی های مارکوفی، یادگیری تقویتی چند عامله.

۱- مقدمه

اتوماتاهای یادگیر، ابزارهای تصمیم گیری تطبیقی و یادگیرنده های مستقل هستند که به عنوان الگوریتمهای جدید یادگیری تقویتی چند عامله بسیار مناسب و مفیدند[۱]. یکی ازکاربردهای نظریه اتوماتاهای یادگیر این است که در مجموعه تصمیم گیری های غیرمتمرکز قادر به کنترل زنجیره های مارکوف محدود با احتمالات گذار و پاداش های نامشخص هستند[۲]. اخیرا این نتایج برای چارچوب بازی های‌مارکوفی۱ [۳] به عنوان توسعه ای از مسائل تصمیم گیری تک عامله در مسائل تصمیم گیری جند عامله توزیع شده مورد استفاده قرار گرفته اند[۴]. این بازی ها برای مدل سازی سیستمهای چند عامله بسیار مورد استفاده قرارگرفته و بصورت توسعه ای از فرآیندهای تصادفی مارکوف با چندین عامل و بازی های ماتریسی با چندین حالت هستندکه در آن اعمال انتخابی در هر حالت نتیجه ترکیب اعمال مستقل انجام شده تمام عاملهاست و گذارازحالتی با حالت دیگر وابسته به این اعمال‌گروهی است. علاوه بر این هر عامل تابع پاداش خاص خودش را داراست. هر بازی مارکوفی با یک حالت بصورت یک بازی نرمال تکراری[۲] در تئوری بازی ها شناخته می شود و هربازی مارکوفی با یک عامل بصورت یک فرآیند تصمیم گیری مارکوفی[۳] (*MDP*) است[۵].

در بازی های مارکوفی بر خلاف *MDP* ها در حالت وجود پاداش های متفاوت پیدا کردن راه حل بهینه ای که مستقل از عاملهای دیگر باشد و بتواند امید ریاضی مجموع کاهش‌یافته پاداشها را برای همه عاملها بیشینه نماید امکان پذیر نیست. لذا نقاط تعادل در بازی جستجو می شوند. در صورتیکه پاداش یکسان برای عاملها در نظر گرفته شود شود آنهارا کاملا همکارانه[۴] گویند و به آن فرآیندهای تصادفی مارکوف چندعامله[۵] (*MMDP*) نیز می‌گویند. در*MMDP* ها عاملها بایستی یادبگیرند که چگونه برروی سیاست بهینه مشترک توافق نمایند. در بازی های‌مارکوفی‌کلی[۶] بایستی سیاست متعادل جستجو شود، وضعیتی که هیچ عاملی به تنهایی نمی تواند برای بهبود پاداشش سیاستش را تغییر دهد تا زمانیکه تمام عاملهای دیگر سیاستشان را ثابت نگه می دارند. در[۴] نشان داده شده است که شبکه ای از اتوماتاهای یادگیر قادر به رسیدن به استراتژی های تعادل در بازی های مارکوفی با فرض ارگودیک بودن آنها خواهند بود. در [۶] یک راه حل کلی برای بازی های مارکوفی با مجموع کلی با

استفاده از اتوماتای یادگیر بدون در نظرگرفتن مدل ارگودیک ارائه گردیده است.

در این مقاله با استفاده از اتوماتاهای یادگیر روشی بهبودیافته برای تصمیم گیری های غیر متمرکزدر بازی های مارکوفی بادر نظر گرفتن پاداش میانی که بر پایه آنتروپی برداراحتمالات اعمال اتوماتاهای یادگیر تعیین می گردد ارائه می گردد و نشان داده شده است که شبکه اتوماتاهای یادگیرکه از پاداش میانی استفاده می کنند قادر به بهبود سرعت پیداکردن تعادل در بازی های مارکوفی هستند. در ادامه سازماندهی این مقاله بصورت زیر است، در بخش ۲ به تعریف و بررسی *MDP* و بازی های مارکوفی و همچنین مفهوم راه حل در آنها پرداخته شده است. در بخش ۳ مفهوم اتوماتای یادگیر و استفاده از آن در حل بازی های مارکوفی و ارائه راه حل پیشنهادی ارائه گردیده است. در بخش ۴ مثالی از بازی های هماهنگی مارکوفی با دو عامل و چهارحالت به عنوان بستر حل مساله ارائه شده و در بخش ۵ آزمایشها و نتایج دیده می شوند.

۲- بازی های مارکوفی

۲-۱- تعریف MDP

مساله کنترل کردن یک زنجیره مارکوفی محدود به نام مساله تصمیم گیری مارکوفی خوانده می شودکه در آن احتمالات گذارحالت وپاداش‌ها ناشناخته‌اند و به صورت زیر تعریف می شود.

تعریف۱. فرآیند تصادفی مارکوف بصورت چندتایی $\langle S,A,R,T\rangle$ نشان داده می شود که در آن S مجموعه متناهی از وضعیت‌ها؛ A مجموعه عملیات قابل دسترس برای عامل، γ ضریب کاهش و $T : S\times A\times S \rightarrow [0,1]$ احتمال انتقال از وضعیت جاری به وضعیت بعدی با انجام عمل a است و $R: S\times A\rightarrow \Re$ تابع پاداش است که یک مقدار عددی را بر می گرداند.

هدف کلی در فرآیند های تصادفی مارکوف، پیدا کردن سیاستی مانند α است بطوریکه امید ریاضی مجموع کاهش‌یافته پاداشها $J(\alpha)$ را بیشینه نماید که در رابطه (۱) دیده می شود. سیاستهای در نظر گرفته شده بصورت ایستا بوده و غیر تصادفی هستند.

$$J(\alpha)=\lim_{l\to\infty}\frac{1}{l}E\left[\sum_{t=0}^{l-1}R^{x(t)x(t+1)}(\alpha)\right] \qquad (۱)$$

با فرض اینکه زنجیره مارکوفی متناظر با هر سیاست α ارگودیک باشد، می توان‌نشان‌دادکه بهترین استراتژی‌درهر حالت استراتژی محض بوده و مستقل از زمانی است که هرحالت تصرف می شود[۲]. یک زنجیره مارکوف مانند $\{x_n\}$,$n\geq 0$ را ارگودیک‌گویند وقتیکه توزیع زنجیره به یک توزیع محدود $\pi(\alpha)=(\pi_1(\alpha),...,\pi_n(\alpha))$ $\forall i,\pi_i(\alpha)\geq 0, n\to\infty$ همگراگردد.

با توجه به این موضوع معادله ۱ را می‌توان بصورت زیر نوشت :

$$J(\alpha)=\sum_{i=1}^{N}\pi_i(\alpha)\sum_{j=1}^{N}T^{ij}(\alpha)R^{ij}(\alpha) \qquad (۲)$$

۲-۲- تعریف بازی مارکوف

بازی های مارکوف تعمیم فرآیندهای تصادفی مارکوف به‌حالت چندعامله است و بصورت چندتایی $\langle n,S,A_{1..n},T,R_{1..n}\rangle$ بیان میشود که در آن، n تعداد عامل ها، S مجموعه حالات کل محیط ، A_i مجموعه اعمال هر عامل i (در فضای اعمال مشترک $A_1\times A_2\times\ldots\times A_n$)، T تابع انتقال $S\times A\times S\rightarrow[0,1]$ و r تابع پاداش برای عامل i ام $S\times A\rightarrow\Re$ است[۵]. با توجه به رابطه (۲) امید ریاضی مجموع کاهش‌یافته پاداشها برای هر عامل k $J_k(\alpha)$ با همان فرضیات ارگودیک بودن بصورت زیر تعریف می گردد :

$$J_k(\alpha)=\sum_{i=1}^{N}\pi_i(\alpha)\sum_{j=1}^{N}T_k^{ij}(\alpha)R_k^{ij}(\alpha) \qquad (۳)$$

در حالتی که هر عامل پاداش مختلفی رادار است و به آن بازی های مارکوف کلی گویند، پیدا کردن سیاست بهینه برای تمام عاملها کاری مشکل تا حد غیر ممکن خواهد بود لذا بجا ی آن نقاط تعادل در بازی جستجو می شوند، وضعیتی که هیچ عاملی به تنهایی نمی تواند تا زمانیکه تمام عاملهای دیگر سیاستشان را ثابت نگه می دارند برای بهبود پاداش سیاستش را تغییر دهد. در بازی های مارکوفی دارای ویژگی ارگودیک نشان داده شده است که حداقل یک نقطه موازنه در سیاستهای ایستارا دارند[۷].

۳- اتوماتاهای یادگیر

اتوماتاهای یادگیر یکی از مدلهای یادگیری تقویتی است که در آن یک اتوماتا یک عمل بهینه را با توجه به اعمال گذشته و بازخورد محیط فرا می گیرد. هدف نهایی این است که اتوماتا یاد بگیرد تا از بین اعمال خود، بهترین عمل را انتخاب کند. بهترین عمل، عملی است که احتمال دریافت پاداش از محیط را به حداکثر برساند. کارکرد اتوماتای یادگیر در تعامل با محیط، در شکل۱ مشاهده می‌شود.

شکل۱- ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

محیط را می‌توان توسط سه‌تایی $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$ نشان داد که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_r\}$ مجموعه ورودی‌ها، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, ..., \beta_m\}$ مجموعه‌خروجیهاو $c \equiv \{c_1, c_2, ..., c_r\}$ مجموعه احتمال‌های جریمه می‌باشد. هرگاه β مجموعه‌ای دو عضوی باشد، محیط از نوع P است. در چنین محیطی $\beta_1 = 1$ به عنوان جریمه و $\beta_2 = 0$ به عنوان پاداش در نظر گرفته می‌شود. در محیط از نوع Q، $\beta(n)$ می‌تواند به طور گسسته یک مقدار از مقادیر محدود در فاصله [۰,۱] را اختیار کند و در محیط از نوع S، $\beta(n)$ متغیر تصادفی در فاصله [۰,۱] است. c_i احتمال اینکه عمل α_i نتیجه نامطلوب داشته باشد می‌باشد. در محیط ایستا، مقادیر c_i بدون تغییر می‌مانند، حال آن‌که در محیط غیرایستا این مقادیر در طی زمان تغییر می‌کنند. اتوماتاهای یادگیر به دو دسته اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر[۷] (*VSLA*) دسته بندی می شوند.

اتوماتای‌یادگیر با ساختار متغیر را می‌توان توسط چهارتایی $\{\alpha, \beta, p, T\}$ نشان‌دادکه $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_r\}$ مجموعه‌عمل‌های اتوماتا، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, ..., \beta_r\}$ ورودی‌های اتوماتا، $p = \{p_1, .., p_r\}$ بردار‌احتمال‌انتخاب‌هریک‌ازعمل‌هاو $p(n+1) = T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$ الگوریتم یادگیری می‌باشد. الگوریتم‌زیربراساس‌روابط (۴)و(۵) یک نمونه از الگوریتم‌های یادگیری‌خطی‌است. فرض می‌کنیم عمل α_i در مرحله nام انتخاب شود.

- پاسخ مطلوب از محیط

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= p_i(n) + a[1 - p_i(n)] \\ p_j(n+1) &= (1-a)p_j(n) \qquad \forall j \;\; j \neq i \end{aligned} \tag{۴}$$

- پاسخ نامطلوب از محیط

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= (1-b)\,p_i(n) \\ p_j(n+1) &= (b/r-1) + (1-b)\,p_j(n) \\ &\forall j \;\; j \neq i \end{aligned} \tag{۵}$$

در روابط (۳) و (۴)،a پارامتر پاداش وb پارامتر جریمه می‌باشند. با توجه به مقادیرa وb سه حالت را می‌توان درنظر گرفت: اگرa وb با هم برابر باشند، الگوریتم را L_{RP}، هنگامی‌کهb از a خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را $L_{R\varepsilon P}$ و اگر b مساوی صفر باشد آن را L_{RI} می‌نامیم[۸]. شمای S-L_{RP} برای مدلهای Q و S براساس‌رابطه (۵) بیان می شود اگر عمل α_i در مرحله nام انتخاب شود در این صورت طبق معادله (۶) داریم :

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= p_i(n) + a(1-\beta_i(n))(1-p_i(n)) \\ &\quad - a\beta_i(n)p_i(n) \\ p_j(n+1) &= p_j(n) - a(1-\beta_i(n))p_j(n) + \\ &\quad a\beta_i(n)\left[\frac{1}{r-1} - p_j(n)\right] - a.(1-\beta_i(n))p_j(n) \\ &\quad j \neq i \end{aligned} \tag{۶}$$

که در آن r تعداد اعمال ممکن، a پارامتر پاداش وb پارامتر جریمه می‌باشند. برای اطلاعات بیشتر در باره اتوماتاهای یادگیر می توان به [۹] مراجعه نمود.

۳-۱- استفاده از شبکه‌اتوماتای‌یادگیردرحل MDP ها

مساله‌کنترل‌زنجیره‌های مارکوف می تواند به صورت‌شبکه ای ازاتوماتاهای بیان گردد که در آن، کنترل از اتوماتایی به اتوماتای دیگر منتقل می شود. در این مدل، هر حالت از زنجیره مارکف دارای یک اتوماتای یادگیر است که با استفاده از روابط (۴) و (۵) سعی می‌کند توزیع احتمال بهینه اعمال در آن وضعیت را یاد بگیرد. عامل با شروع از حالت اولیه تا رسیدن به هدف بر روی این شبکه از اتوماتاهای یادگیر حرکت می‌کند و در هر حالت، از اتوماتای یادگیرآن حالت، برای انتقال به یکی از حالتهای مجاور کمک می‌گیرد که این کار با استفاده از بردار احتمال اعمال اتوماتای یادگیر انجام میگیرد. در هر لحظه فقط یک اتوماتای یادگیر فعال بوده و انتقال از یک وضعیت به وضعیت دیگر، اتوماتای مربوط به وضعیت جدید را فعال می‌نماید. این فرآیند تا زمانیکه بردار احتمالهای کلیه اتوماتاهای یادگیر به پایداری برسد و یا شرط خاصی برقرار گردد تکرار میشود.

فرض می شود که اتوماتای LA_i در حالت i از پاداش یک مرحله‌ای$R^{ij}(a_i)$ با توجه به اقدام a_i در حالت s_i که منجر به حالت s_j می شود آگاهی ندارد. وقتیکه حالت s_i مجددا دیده می شود اتوماتای مربوطه دو نوع داده را دریافت می نماید: پاداش تجمعی بدست آمده تا به حال و زمان سراسری فعلی. با توجه به این دو داده پاسخ محیط یا ورودی اتوماتا در حالت i بر اساس رابطه (۷) محاسبه می گردد که در آن $\rho^i(t_i+1)$ پاداش تجمعی بدست آمده از عمل ai در حالت si و $\eta^i(t_i+1)$ پارامتر گذشت زمان است.

$$\beta^{i}(t_i+1)=\frac{\rho^{i}(t_i+1)}{\eta^{i}(t_i+1)} \qquad (۷)$$

این روش بروز رسانی تحت عنوان روش $T1$ خوانده می شود و نتایج زیر اثبات گردیده اند[۴]:

لم۱. مساله کنترل زنجیره های مارکوفی می تواند با یک اتوماتای بازی با پاداش یکسان متشکل از N اتوماتا تخمین زده شود.

لم۲. فرض کنید هر حالت عمل گرا مانند s_i از N حالت زنجیره مارکوفی دارای یک اتوماتای LA_i با استفاده از روش $T1$و داشتن r_i عمل باشد. فرض کنید هر زنجیره مارکوف به هر سیاست α ارگودیک باشد. بنابراین تطبیق غیر متمرکز LAها بطور سراسری بهینه ε نسبت به پاداش مورد انتظار بلند مدت در هر مرحله زمانی یعنی $J(\alpha)$ است. (اتوماتای یادگیر را بهینه ε گویند بردار احتمال روش به کار گرفته شده نزدیک بهینه باشد)

۳-۲- استفاده‌ازاتوماتای‌یادگیردرحل‌بازی‌های‌مارکوفی

در یک بازی مارکوفی عمل انتخابی در هر حالت نتیجه ترکیب اعمال مستقل انجام شده عاملهای موجود در سیستم است. شبکه اتوماتای یادگیر به کار رفته برای MDP ها می تواند برای بازی های مارکوفی نیز با قرار دادن یک اتوماتا بازای هر عامل در هر حالت توسعه یابد[۴]. در این روش، در هرحالت s_i بازای هر عامل k، یک اتوماتای یادگیرقرار می گیرد. در هر لحظه فقط اتوماتاهای یک حالت فعال شده و عمل گروهی اتوماتاهای یادگیر، حالت بعدی را فعال می سازد. با توجه به حالت قبل پاسخ سیستم نیز برای هر اتوماتای k مشابه رابطه(۶) محاسبه می گردد. در [۴] قضیه زیر اثبات گردیده است.

قضیه ۳. مدل اتوماتای پیشنهادی در بازی های مارکوف ارگودیک با قابلیت مشاهده کامل قادر به پیدا کردن یک نقطه تعادل در استراتژی های محض است.

۳-۳- الگوریتم بهبود یافته پیشنهادی (ENLA)

در یک بازی مارکوفی عمل انتخاب شده در هر حالت با توجه به نتیجه اعمال گروهی عاملهای مستقل در سیستم است. در این مدل در هر حالت s_i از محیط($1\le i\le m$ ، m تعدادحالات)، بازای هر عامل k یک اتوماتای یادگیر نظیر LA_k^i با ساختار متغیر و مدل S قرار داده می‌شود. با توجه به تعدادحالت‌های مجاور، تعداد اعمال اتوماتا در هر حالت تعیین می شود. ترکیب اعمال اتوماتاهای یادگیر هر حالت حالت بعدی را تعیین می-کنند. در ابتدا، اتوماتاهای یادگیر تمام عملهای خود را با احتمالی یکسان انتخاب می‌کنند. درصورتیکه عمل اتوماتاهای یادگیر منجر به حالتی گردد که قبلا مشاهده شده است اتوماتای یادگیربرمبنای رابطه (۷)پاداش می‌گیرد، در غیر اینصورت از آنتروپی بردار احتمال اتوماتای یادگیر حالت بعد برای تعیین پاداش یا جریمه عمل انتخابی استفاده می‌شود.

آنتروپی بردار احتمال میزان عدم قطعیت اتوماتای یادگیر حالت بعد را در انتخاب عمل خود نشان می‌دهد. هر چه آنتروپی بیشتر باشد میزان عدم قطعیت بیشتر است. عدم قطعیت بالا در بردار احتمال اتوماتای یادگیر به این معنی است که این اتوماتا دارای اطلاعات مفیدی برای رسیدن به هدف نیست و عملهای خود را به صورت تصادفی انتخاب می‌کند(جستجو[۸]). ولی چنانچه عدم قطعیت کم باشد به این معنی است که اتوماتا با احتمال بالایی یکی از اعمال خود را اتخاب می‌کند و دارای اطلاعات مفیدی برای رسیدن به هدف می‌باشد و از این اطلاعات بهره-برداری[۹]می نماید. فرض کنید که $\{p1,p2,...,pr\}$ بردار احتمال اعمال یک اتوماتای یادگیر باشد. آنتروپی این بردار احتمال به شکل زیر(رابطه ۸) تعیین می‌شود[۱۰]و[۱۱]:

$$H(X)=-\sum_{i=1}^{r} p_i \log(p_i) \qquad (۸)$$

زمانی‌آنتروپی‌بیشترین مقدار را خواهد داشت‌که‌تمام اعمال احتمالی‌یکسان‌داشته‌باشند: $p1=p2=...pr=1/r$ و زمانی‌کمترین مقدار یعنی (برابربا۰) راخواهد داشت که یکی ازاجزاء بردارهای احتمال به یک برسد($\exists i,\ p_i=1\wedge\forall\, j\neq i\ p_j=0$). برای اینکه مقدار آنتروپی را به مقداری بین ۰ و ۱ تبدیل کنیم تا به عنوان بردار تقویتی در اتوماتای ساختار متغیر مدل S قابل استفاده باشد. فرض کنید که عاملk درحالت s_i باشد و اتوماتای یادگیر آن LA_k^iعامل را به حالت s' هدایت کند. در اینصورت تعیین سیگنال تقویتی طبق معادله ۸ تعیین می‌شود که به جای p_i ها برداراحتمال اعمال اتوماتای‌یادگیرk در حالت i یعنی $P\left(LA_k^i\right)$ قرار می گیرد. رابطه ۹ میزان پاداش را تعیین می کند. الگوریتم کلی به نام $ENLA$ در شکل ۲ دیده می شود.

$$\beta_k^i(t_i+1)=\begin{cases}\dfrac{\rho_k^i(t_i+1)}{\eta_k^i(t_i+1)} & if\ state\ \ i\ \ visited\ again\\ \dfrac{H(prob(LA_k^i))}{H(prob_{equal})} & otherwise\end{cases} \qquad (۹)$$

۴- بازی هماهنگی GRIDWORLD و نتایج آزمایشها

یکی از مثالهای بازی های مارکوفی، مساله هماهنگی چند عامل در چند حالت است که جزء بازی های *GridWorld* مطرح شده است. این بازی شامل دو موقعیت است که درآن دو عامل وجود دارند و سعی در هماهنگ نمودن رفتارشان به منظور رسیدن به پاداش بیشینه دارند. در هر لحظه هر دو عامل می توانند یکی از دو اعمال ۰یا ۱ را انجام دهند. اگر عامل عمل ۰ را انتخاب کند در همان موقعیت قبلی باقی می ماند و اگر ۱ را انتخاب کند به مکان بعدی می رود. انتقال از حالتی به حالت بعدی احتمالاتی است بطوریکه با احتمال ۰/۹ درموقعیت فعلی باقی می‌ماند و با احتمال ۰/۱ به موقعیت بعدی می رود. عاملها متناسب با مکان جابجا شده پس از انتقال پاداش دریافت می کنند[۱۲].

ENLA (MarkovGame,a,b,M)

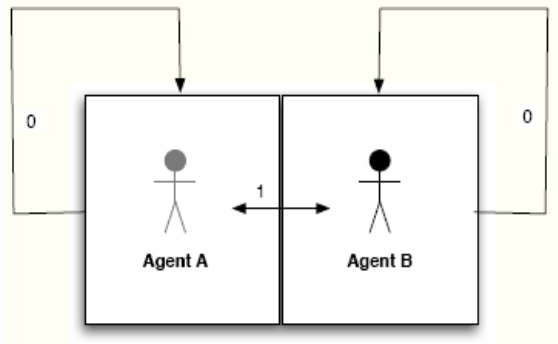
***Inputs**: a ,b: reward and penalty parameter for LA , M : total training time*
***Initialize :** $s_0, a_1, \ldots, a_n$, initialization probablity of all of LA*
s_i= Random (State);

1. **for** *TimeStep =1 to M* **do**
2. *for each agent k do cuncurrently*
3. *Active* LA_k^i
4. *Choose action* a_k^i *in state* s_i
5. *Observe Rewards* r_k^i *and Next State s'*
6. *Compute Average Reward ,* ρ_k^i, η_k^i
7. *Compute* β_k^i *signal based on EQ (9)*
8. *Train* LA_k^i *residing in state S_i according visited stste and* β_k^i

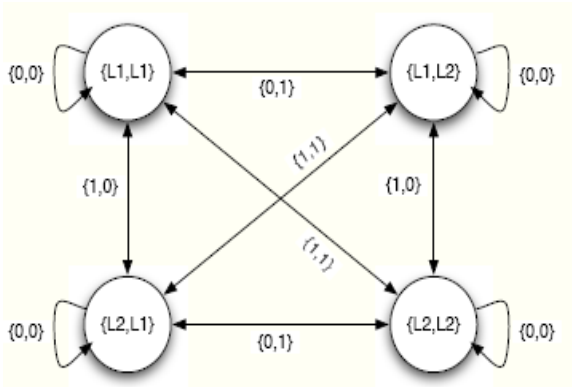
s=s'
end for

شکل ۲. الگوریتم پیشنهادی ENLA

درشکل ۳ بخش بالایی بازی هماهنگی و در بخش پایین آن، بازی مارکوفی معادل آن نشان داده شده است. همانطور که در شکل دیده می شود بازی دارای چهار حالت$S=\{S_1,S_2,S_3,S_4\}$است که در آن $S_1=\{L_1,L_1\}$,$S_2=\{L_1,L_2\}$,$S_3=\{L_2,L_1\}$,$S_4=\{L_2,L_2\}$. با توجه به عمل مشترک دو عامل حالت محیط تغییر می‌کند. این بازی در دو حالت بازی *MMDP* و بازی مارکوف کلی مطرح شده است که در جدول ۱ دو نوع تابع پاداش متفاوت نشان داده شده است که در آن ستون ۱ مکان انتقال یافته را نشان می دهد وستون وسط در آن پاداش در حالت *MMDP* و ستون سمت راست بیانگر پاداش بازی مارکوف کلی است. احتمال رفتن از حالتی به حالت دیگر را با توجه به احتمالات می توان محاسبه کرد. به عنوان مثال در موقعیت $\{L_1,L_1\}$ با توجه به عمل $\{0,0\}$ احتمال ماندن در $\{L_1,L_1\}$ برابر ۰/۸۱ است و احتمال متناظر به رفتن به حالت های $\{L_2,L_1\}$و$\{L_1,L_2\}$و$\{L_2,L_2\}$ برابر ۰/۰۹، ۰/۰۹ و ۰/۰۱ است.



الف)



ب)

شکل ۳ . الف) بازی GridWorld با دو مکان و دو عامل [۴] ب) بازی مارکوفی همان بازی

با توجه به مدل پیشنهادی بازای هر عامل در هر حالت یک اتوماتای یادگیر در نظر گرفته می شود در این صورت به چهار اتوماتای یادگیر برای هر عامل و در مجموع ۸ اتوماتای یادگیر نیاز داریم. فرض می شود که LA_k^i اتوماتای یادگیر برای عامل k در حالت i از پاداش R^{ij} تک مرحله ای ناشی از عمل مشترک a_i در حالت i که منجر به حالت j میشود آگاهی نمی‌یابد، در عوض به محض دیدن دوباره حالت i دو نوع اطلاعات مطرح شده را دریافت می دارد. همچنین فرض شده است که عاملها فقط می توانند موقعیت و اعمال خودشان را ببینند. هر اتوماتا فقط در همان موقعیت حالت خود را می بیند و دیدکلی و سراسری از

وضعیتهای محیط را ندارد.

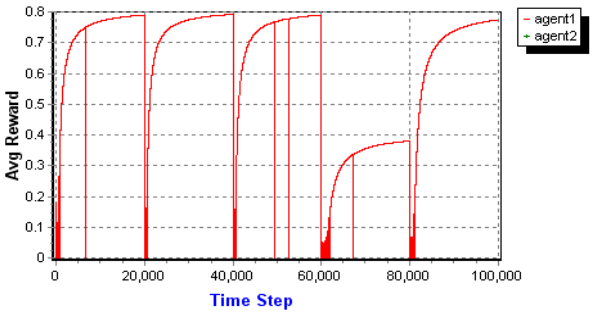
جدول ۱. دو نوع تابع پاداش با توجه به وضعیت مکانی انتقال یافته

stste	R1	R2
$\{L_1,L_1\}$	0.01,0.01	0.5,0.5
$\{L_1,L_2\}$	1.0,1.0	0.0,1.0
$\{L_2,L_1\}$	0.5,0.5	1.0,0.0
$\{L_2,L_2\}$	0.01,0.01	0.1,0.1

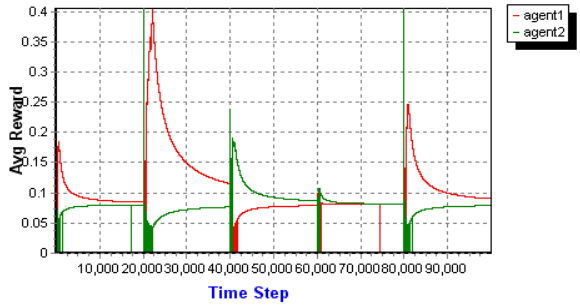
برای مقایسه دو الگوریتم (الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم پایه) از میانگین پاداش اخذ شده توسط عامل ۱ برای بازی در حالت *MMDP* و سپس بازی‌مارکوف کلی نشان داده شده است. برای اینکه همگرایی الگوریتم نشان داده شود به جای تکرار آزمایش و میانگین به دست آوردن، در هر مرحله (۲۰۰۰۰) اجرا اتوماتاهای یادگیر مجددا با احتمالات تصادفی راه اندازی شده تا نقاط تعادل مختلف نشان داده شوند. شکل ۳و۴ نتایج بدست آمده از دو نوع بازی مارکوفی را با توجه به الگوریتم پایه نشان میدهد. در این آزمایش ضریب یادگیری برابر ۰/۱و پارامتر جریمه را صفر یعنی (L_{RI}) در نظر گرفته شده است. همانطور که مشاهده می شود با توجه به پاداش *R1* عاملها هم می توانند به نقطه تعادل بهینه و نزدیک بهینه دست یابند. این کار با توجه به مقدار اولیه داده شده برای احتمالات اعمال اتوماتای یادگیر است. در مورد *R2* دیده می شودهمواره به یک نقطه تعادل می رسند.

برای بررسی سرعت همگرایی ابتدا پارامتر یادگیری بازای پارامترهای مختلف بررسی گردید. انتخاب پارامتر $a=\{0.01,0.05,0.3\}$ نشان می دهد هرچه پارامتر یادگیری بیشتر باشد سرعت همگرایی نیز بیشتر خواهد بود. البته انتخاب پارامترهای بالای ۰/۵ باعث میگردد الگوریتم فقط به یکی از نقاط تعادل نزدیک بهینه و نه لزوما بهینه همگرایی داشته باشد. شکل ۵ میزان همگرایی را برای مقادیر مختلف پارامتر a (پارامتر یادگیری اتوماتا) نشان می دهد.

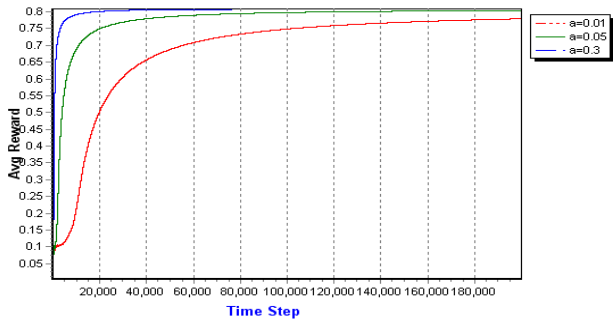
درآزمایش بعدی روش پایه و روش پیشنهادی که در آن از آنتروپی به عنوان پاداش میانی استفاده می شود، دردو حالت بازی های*MMDP* وبازی مارکوف کلی مورد ارزیابی قرار گرفته اند. همانطور که در شکل ۶و۷ دیده می شود سرعت همگرایی در الگوریتم پیشنهادی افزایش یافته است. برای بررسی نقش پارامتر یادگیری در الگوریتم پیشنهادی آزمایشی با چهار مقدار مختلف برای پارامتر $a=\{0.01,0.05,0.1,0.5\}$ صورت گرفت که نتایج در شکل ۸ دیده می شود. همانطور که در شکل دیده می شود تغییرپارامتر یادگیری می تواند در سرعت همگرایی و انتخاب نقاط تعادل نقش داشته باشد.



شکل ۳. نمودار میانگین پاداش برای بازی مارکوف چند عامله MMDP (پاداش R1) با پارامترهای یادگیری a=0.1, b=0 در پنج اجرای متفاوت



شکل ۴. نمودار میانگین پاداش برای بازی مارکوف کلی (پاداش R2) با پارامترهای یادگیری a=0.1, b=0 در پنج اجرای متفاوت

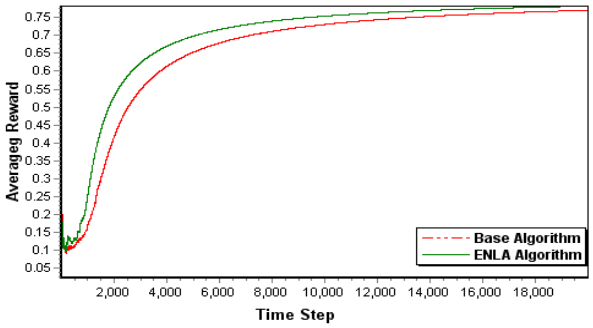


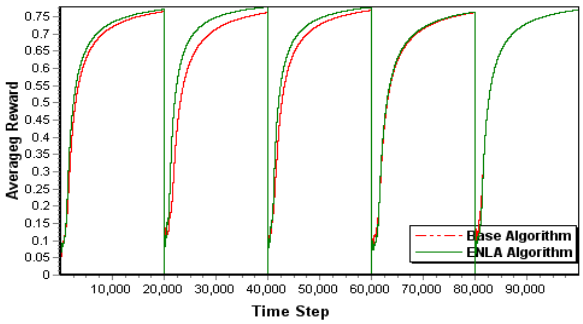
شکل ۵. مقایسه پارامتر یادگیری a در میزان همگرایی برای R1 a={0.01,0.05,03}

۵- نتیجه‌گیری

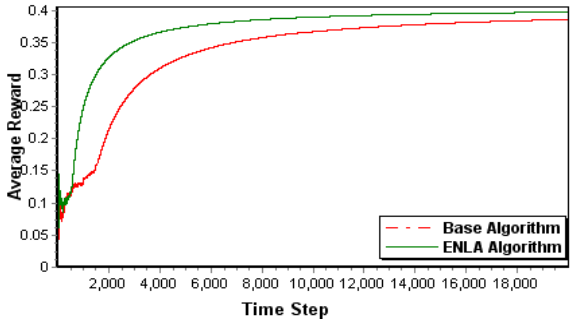
در این مقاله رفتار عاملهای مستقل برای تصمیم گیری های غیر متمرکز چند عامله مورد بررسی قرارگرفت وروشی بهبود یافته برای حل بازی های مارکوفی با استفاده شبکه ای از اتوماتاهای یادگیر با توجه به پاداش میانی برپایه آنتروپی ارائه گردید. با توجه به مقایسه بین الگوریتم اولیه والگوریتم بهبود یافته در بازی های مارکوفی دیده می شود که پاداش میانی می-تواند سرعت همگرایی را بهبود بخشد. استفاده ازروش L_{RI} در اتوماتای یادگیر میتواند نقاط تعادل و نزدیک بهینه را ایجادنموده و میزان پارامتر پاداش در اتوماتای یادگیر درسرعت همگرایی

نقش مهمی را داراست. باتوجه به آزمایشهای انجام گرفته اتوماتاهای یادگیر مدل مناسبی برای تصمیم گیری های غیر متمرکز چند عامله هستند.

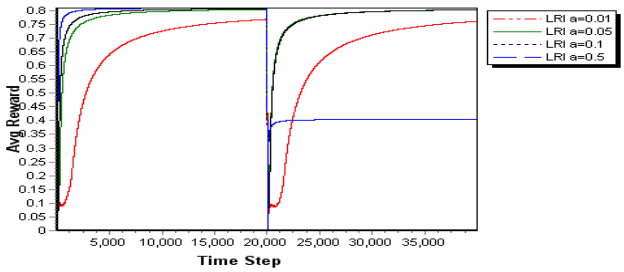




شکل ۶. مقایسه الگوریتم پایه و الگوریتم پیشنهادی (ENLA) برای بازی MMDP (پاداش R1) با پارامترهای یادگیری a=0.1,b=0 در دوحالت یک مرحله اجرا و پنج مرحله اجرا



شکل ۷. مقایسه الگوریتم پایه و الگوریتم پیشنهادی (ENLA) برای بازی مارکوف کلی (پاداش R2) با پارامترهای یادگیری a=0.1,b=0



شکل ۸. مقایسه پارامتر یادگیری a در میزان همگرایی در الگوریتم پیشنهادی برای بازی MMDP a={0.01,0.05,0.1,0.5}

مراجع

[1] A. Now´e, K.Verbeeck, and M.Peeters. “Learning Automata as a Basis for Multi-agent Reinforcement Learning,” *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 71–85, 2006.

[2] R. M. Wheeler and K. S. Narendra, “Decentralized Learning in Finite Markov Chains,” *IEEE Transactions on Automatic Control, AC-31*:pp. 519 – 526, 1986.

[3] M. Littman. "Markov Games as a Framework for Multi-agent Reinforcement Learning," *In Proceedings of the 11th International Conference on Machine Learning*, pp. 322 – 328, 1994.

[4] P. Vrancx, K. Verbeeck, and A. Nowé, “Decentralized Learning in Markov Games,” *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B: Special Issue on Approximate Dynamic Programming and Reinforcement Learning for Control*, 38(4), 2008.

[5] J. Osborne and A. Rubinstein, *A Course in Game Theory*. MIT Press, Cambridge, MA, 1994.

[6] B. Masoumi , M. R. Meybodi, and B. Jafarpour, "Solving General Sum Stochastic Games using Learning Automata,” *Proceedings of the second Joint Congress on Fuzzy and Intelligent Systems*, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran, 28-30 October, 2008.

[7] M. Sobel, “Noncooperative Stochastic Games,” *The Annals of Mathematical Statistics*, vol. 42, no. 6, pp. 1930–1935, 1971.

[8] K. S. Narendra and M. A. L Thathachar, *Learning automata: An introduction*. Prentice Hall, 1989.

[9] M. A. L. Thathachar and Sastry, “Varieties of Learning Automata: An Overview,” *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, Vol. 32, no. 6, pp. 711-722, 2002.

[10] M. Costa, A. Goldberger and C. Peng, “Multi-scale Entropy Analysis of Complex Physiologic Time Series,” *Physical Review Letters 89*, 068102 , 2002.

[11] Z. Dianhu, F. Shaohui and D. Xiaojun, “ Entropy – A Measure of Uncertainty of Random Variable,” *Systems Engineering and Electronics*, no. 11, pp. 1-3, 1997.

[12] P. Vrancx, K. Verbeeck, and Nowé, "Limiting Games of Multi-agent Multi-state Problems,” *in Proc. Workshop on Adaptive and Learning Agents 2007, 6th International Conference on Autonomous Agents and Multi-Agents Systems (AAMAS 2007)*, Hawaii, USA, 2007.

---

1 Markov Game
2 Repeated Normal Game
3 Markov Decision Process
4 Fully Cooperative
5 Multi-Agent MDP
6 General Markov Game
7 Variable Sturcture Learning Automata
8 Exploration
9 Exploitation