کنترل هوشمند سیستم‌های حرارتی ـ برودتی با استفاده از یادگیری عاطفی

مهدی زمانیان[۱] ، محمد ریاضتی[۲]

تاریخ دریافت مقاله: ۹۳/۷/۲۳

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۳/۱۱/۵

چکیده:

یادگیری عاطفی می‌تواند به عنوان یک الگوریتم مناسب یادگیری، در مواقعی که سیستم کاملاً مدلل شده نیست، ارائه گردد. در این مقاله، روش یادگیری عاطفی بر پایه مدل نروفازی تاکاگی سوگنو پیاده سازی شده است که از کارایی بالا و انعطاف پذیری بهتری نسبت به دیگر روش‌ها برخوردار می‌باشد. کاربرد مورد توجه در این مقاله کنترل سیستم حرارتی- برودتی و گلخانه‌ای بوده که استفاده زیادی در صنایع و کشاورزی داشته و تاثیر بسزایی در بهبود کیفیت محصولات تولیدی دارد.

کلمات کلیدی:

استنتاج فازی، سیستم حرارتی برودتی، فازی عصبی، یادگیری عاطفی

۱) عضو هیئت علمی پژوهشگاه صنعت نفت (نویسنده مسئول) zamanianm@ripi.ir

۲) عضو هیئت علمی پژوهشگاه صنعت نفت riazatim@ripi.ir

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-06-11]

مقدمه

امروزه استفاده از روش‌های کلاسیک تصمیم‌گیری که تمرکز زیادی بر تصمیم‌گیری و بهینه‌سازی کاملاً مدلل شده دارند در کاربردهای واقعی که از نایقینی و عدم اطمینان زیادی برخوردار هستند، ناموفق و غیر بهینه عمل می‌کنند. شبکه‌های عصبی و نروفازی موفقیت‌های زیادی در زمینه‌های مختلف مهندسی و علوم داشته‌اند که از آن جمله می‌توان به شناسایی سیستم‌ها، تخمین، پیش‌بینی، پردازش هوشمند، کنترل و تصمیم‌گیری اشاره کرد. مدل‌های نروفازی یک ساختار شبکه پیوندگرا از نرون‌های فازی به وجود می‌آورد که ساختار یادگیرنده قابل درکی ارئه می‌نماید. الگوریتم‌های متنوعی برای این ساختار ارائه شده‌اند [۷,۲]. از پیشگامان این عرصه، تاکاگی سوگنو، ارائه دهنده الگوریتم تطبیقی برای سیستم استنتاج فازی [۹] و دیگر روش‌ها شامل روش مدل‌سازی بر اساسB-spline [۶]، شبکه تطبیقی بر پایه استنتاج فازی [۵] و استخراج قوانین فازی با استفاده از الگوریتم ژنتیک [۷] است. بیشتر این روش‌ها بر پایه سیستم فازی تاکاگی سوگنو بنا شده‌اند. قابلیت تعمیم یکی از عوامل مهم و اساسی در اکثر اینگونه روش‌ها مانند پیش‌بینی و تصمیم‌گیری است. در سالهای اخیر توجه زیادی به سیستم‌های رفتارگرا در مسائل کنترلی و تصمیم‌گیری شده است [۴]. محبوبیت معماری رفتارگرا در مهندسی نرم افزار و رباتیک [۸,۱] نیز در همین راستاست. از آنجا که حتی در مسائل پیچیده فیزیکی، اقتصادی و اجتماعی دنیای واقعی که رویکردهای پیچیده عقلانی را می‌طلبد، استفاده از سطوح پایین‌تر تصمیم‌گیری نظیر عاطفه دیده می‌شود. در حالی‌که واژه «عاطفه» در مقابل منطق و دلیل، تفکری شبه علمی را ایفا می‌کند، لیکن می‌توان به سادگی دریافت که عواطف نه‌تنها بازدارنده و منفی نیستند بلکه می‌توانند به عنوان یک راهنما در برابر نایقینی و عدم اطمینان به صورت موثر عمل نمایند. اگر چنین نمی‌بود، قطعاً موجودات زنده در سیر تکامل از بین می‌رفتند. حتی روانشناسان نیز عواطف را در دست یافته‌های آینده موثرتر از IQ می‌دانند [۳].

منطق فازی به دلیل ساختار منعطفش در برابر نایقینی‌ها و نامعینی‌های موجود در سیستم‌های طبیعی و بازتاب تفکر انسان در قوانین زبانیش، در پیاده‌سازی روش‌های یادگیری عاطفی بسیار موثر بوده است. به این ترتیب، تفاوت مهم بین سیگنال تقویت و سیگنال عاطفه همان بازتاب مستقیم اهداف یادگیری در تشکیل سیگنال عاطفه می‌باشد. مدل‌های فازی نقاد عاطفی همواره سعی در پیاده‌سازی خوش تعبیر اهداف چندگانه مخصوص هر مسئله تصمیم‌گیری و کنترل داشته اند. در این میان، مدل‌سازی فیزیولوژیکی یادگیری عاطفی در مغز انسان با توجه به ساختار عصبی آمیگدالا و سیستم لیمبیک راهگشای طراحی یک سیستم یادگیری عاطفی واقع‌گرایانه‌تر شده است. مدل محاسباتی اولیه آمیگدالا تنها با هدف توصیف فرایند یادگیری عاطفی در انسان طراحی شده، اما به سرعت راه خود را در کاربردهای مهندسی کنترل باز کرده است. مزایای استفاده از کلیه پیاده سازیهای یادگیری عاطفی، کم بودن حجم محاسبات همراه با برآورده ساختن اهداف مختلف و معیارهای متناسب و سرعت بالای محاسبات، آن را به عنوان یک رویکرد مناسب در مسائل کنترل و تصمیم‌گیری زمان واقعی مطرح کرده است. با استفاده از یادگیری عاطفی دست‌یابی به این اهداف از سرعت بالایی

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-06-11]

برخوردار بوده و قابلیت تعمیم زیادی را داراست. بنابراین، از سویی در برابر نایقینی‌ها و نویز مقاوم است. گرچه در شرایط ایستا و بدون نویز ـ عموماً شرایط واقعی بدین گونه نیستند– روشهای سنتی دارای شاخص خطای پایین‌تری هستند، لیکن یادگیری عاطفی در شرایط ناپایدار و غیر قابل پیش‌بینی به همراه نویز شدید محیطی، بسیار بهتر عمل کرده و سریع‌تر واکنش مناسب می‌دهد. بنابراین، برای سیستم‌های دینامیکی پیچیده و محیط‌های متغیر با زمان مناسب است. شایان ذکر است که تمامی شبیه‌سازی‌ها با نرم‌افزار متلب صورت پذیرفته است.

مدل فازهای عصبی

دو رهیافت اصلی ازمدل‌های قابل یادگیری فازی مورد توجه قرار گرفته اند. سیستم‌های استنتاج فازی تاکاگی سوگنو مبتنی بر شبکه عصبی و مدل خطی محلی فازی عصبی. البته مدل خطی محلی فازی عصبی تحت شرایطی قابل تبدیل به سیستم استنتاج فازی تاکاگی سوگنو است. بنابراین، مدل ریاضی سیستم استنتاج فازی تاکاگی سوگنو به دلیل کلی‌تر بودن فرمول‌بندی آن در این قسمت مورد بررسی قرار می‌گیرد.

$$\begin{aligned} &Rule_i : If\ \ u_1 = A_{i1}\ \ And\ \ ...\ \ And\ u_p = A_{ip} \\ &\quad Then\ \ \hat{y} = f_i(u_1, u_2, .., u_p) \end{aligned} \qquad (۱)$$

که در آن i=1, 2, ..., M و M، تعداد قواعد فازی و $u_1, u_2, .., u_p$ ورودی‌های شبکه هستند. A_{ij} مجموعه فازی ورودی قانون i ام است و $f_i(.)$ یک تابع غیر فازی بوده که معمولاً به صورت ترکیب خطی از ورودی‌ها در نظر گرفته می‌شود:

$$\hat{y} = w_{i0} + w_{i1}u_1 + ... + w_{ip}u_p \qquad (۲)$$

معادله (۲) را می‌توان به شکل ماتریسی نوشت:

$$\hat{y} = a^T(\underline{u}).W \qquad (۳)$$

بنابراین، خروجی مدل بر اساس معادله زیر محاسبه می‌شود:

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^{M} f_i(\underline{u}) \ll_i (\underline{u})}{\sum_{i=1}^{M} \ll_i (\underline{u})} \quad ; \quad \ll_i (\underline{u}) = \prod_{j=1}^{P} \ll_{ij} (u_j) \qquad (۴)$$

$\ll_{ij}(u_j)$ تابع عضویت ورودی j ام در قانون i ام و $\ll_i(\underline{u})$ درجه صحت قانون i ام می‌باشد.

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-06-11]

مدل فازی عصبی دارای دو دسته پارامترهای قابل تنظیم است؛ ابتدا پارامترهای مقدم که مشخصات تابع عضویت‌های ورودی را تعیین می‌کنند و عبارتند از مرکز و واریانس گوسی‌ها. سپس پارامترهای تالی یعنی ضرایب ورودی‌ها در تابع f تالی قواعد فازی (معادله ۲). در اکثر کاربردها تنها قواعد تالی در الگوریتم یادگیری تنظیم می‌شوند. این کار به راحتی به روشی مانند تخمین حداقل مربعات قابل انجام است. گرچه می‌توان از روشهای قدرتمند غیرخطی نیز در بهینه‌سازی تمام پارامترها استفاده کرد. در روش‌های بهینه‌سازی مبتنی بر گرادیان، قوانین یادگیری به منظور کمینه کردن تابع هزینه زیر تنظیم می‌شوند:

$$J = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(y(i)-\hat{y}(i)\right)^2 \qquad (۵)$$

که در آن N تعداد نمونه داده جهت یادگیری است.

یکی از مسائل مهمی که بایستی در هنگام آموزش مورد توجه قرار گیرد، مسئله آموزش بیش از حد است که باعث می‌شود شبکه قابلیت تعمیم خود را از دست بدهد و تنها قادر به حل نمونه‌های آموزش داده شده باشد. این مشکل را می‌توان با مشاهده شاخص خطا در هر بار آموزش مورد توجه قرار داد و هنگامی که شاخص خطا رو به کاهش می‌رود، آموزش را متوقف کرد.

سیستم استنتاج فازی با یادگیری عاطفی

این روش بر پایه یک سیگنال عاطفه که عواطف نقاد را نسبت به عملکرد کلی پیش‌بینی نشان می‌دهد، استوار است. ویژگی بارز سیگنال عاطفه آن است که می‌تواند به صورت هر ترکیبی از هدف‌ها و محدودیت‌هایی که باعث بهبود کنترل می‌گردد، تولید شود. تابع هزینه تنها بر حسب سیگنال عاطفه تعریف می‌شود و الگوریتم یادگیری براحتی به گونه‌ای طراحی می‌شود که این تابع هزینه را کاهش دهد. بنابراین، سیستم پیش‌بین یاد می‌گیرد به صورت کلی عملکرد خواسته شده را برآورده سازد. اگر نقاد بر مجموعه‌ای از ناحیه‌ها یا بعضی از خصوصیات تأکید بیشتری داشته باشد، می‌توان آن را در عاطفه‌اش مشاهده نمود. تعریف سیگنال عاطفه کاملا وابسته به مسأله است؛ این سیگنال می‌تواند تابعی از خطا، نرخ تغییرات خطا و یا متغیرهای دیگر باشد. تابع هزینه بر پایه سیگنال عاطفه تعریف می‌گردد و یک حالت ساده آن می‌تواند بدین صورت باشد:

$$J = \frac{1}{2}k\sum_{i=1}^{N} es(i)^2 \qquad (۶)$$

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-06-11]

که در آن es سیگنال عاطفه است. یادگیری وزن‌های مدل بر اساس روشهای بهینه‌سازی غیرخطی مانند روش‌هایی نظیر تندترین شیب یا گرادیان مزدوج و ... تنظیم می‌شود. با روش تندترین شیب، معادله تغییر وزن‌ها به دست می‌آید:

$$\Delta w = -\dagger \frac{\partial J}{\partial w} \qquad (۷)$$

که در آن $\dagger$ نرخ یادگیری متناظر با کنترل کننده فازی عصبی است و طرف راست با استفاده از قاعده زنجیری محاسبه می‌شود:

$$\frac{\partial J}{\partial w} = \frac{\partial J}{\partial es}.\frac{\partial es}{\partial y}.\frac{\partial y}{\partial w} \qquad (۸)$$

با توجه به (۶) داریم:

$$\frac{\partial J}{\partial es} = K.es \qquad (۹)$$

و با توجه به اینکه $f_i(.)$ یک تابع خطی از وزن‌هاست، داریم:

$$\frac{\partial y}{\partial w} = \frac{\sum_{i=1}^{M} u_i \ll_i (\underline{u})}{\sum_{i=1}^{M} \ll_i (\underline{u})} \qquad (۱۰)$$

محاسبه $\frac{\partial es}{\partial y}$ در اکثر موارد ساده نمی‌باشد. این بهایی است که برای آزادی یک سیگنال عاطفه دلخواه و همچنین تحمل نکردن هرگونه پیش فرضی برای تعریف مدل پرداخته می‌شود. البته می‌توان با در نظر گرفتن مجموعه‌ای از پیش فرض‌ها، آن را تقریب زد. مثلاً اگر فرض کنیم که سیگنال عاطفه از نوع خطا و به صورت زیر تعریف شود:

$$e = y_r - y \qquad (۱۱)$$

که y_r خروجی تخمین زده شده است، داریم:

$$\frac{\partial es}{\partial y} = -\frac{\partial es}{\partial e} \qquad (۱۲)$$

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-06-11]

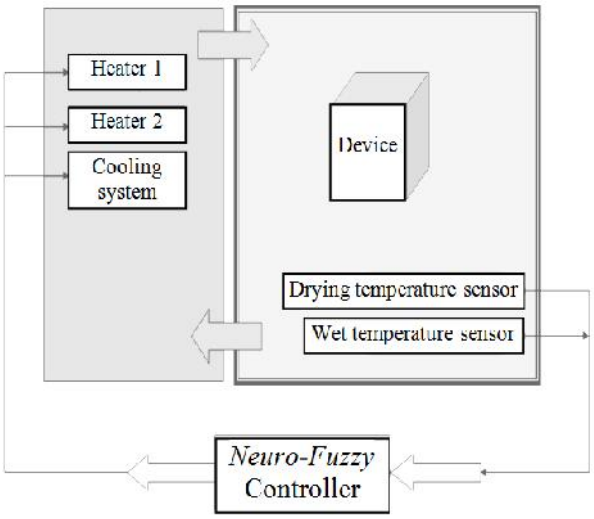
عبارت فوق می‌تواند با علامت منفی در معادله (۸) جایگزین شود. بدین ترتیب الگوریتم تنها در جهت کاهش تابع هزینه عمل می‌کند و لزوماً آن را بهینه نمی‌کند. در آخرین مرحله نیز وزن‌ها توسط معادله زیر بروز می‌شود:

$$\Delta w = -k.\dagger .es.\frac{\sum_{i=1}^{M} u_i \ll_i (\underline{u})}{\sum_{i=1}^{M} \ll_i (\underline{u})} \qquad (۱۳)$$

کنترل هوشمند سیستم‌های حرارتی برودتی

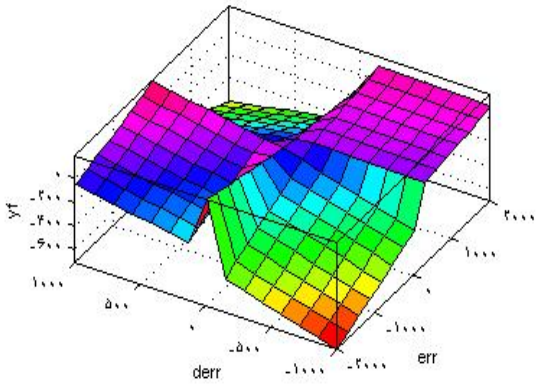
سیستم‌های حرارتی و برودتی و گلخانه‌ای یکی از مهمترین سیستم‌های کنترل کیفیت در کارخانجات تولیدی انواع محصولات الکترونیکی و شیمیایی و همچنین محصولات کشاورزی و انبارهای نگهداری محصولات غذایی می‌باشد. با توجه به اینکه غالباً اینگونه سیستم‌ها در محیط‌های با دینامیک پیچیده و با نایقینی و عدم اطمینان روبرو هستند، لذا روش‌های سنتی کنترلی نمی‌توانند تغییر پذیری و پیچیدگی بالای اینگونه محیط‌ها را تحمل نموده و حتی اگر بتوانند، متحمل هزینه پیاده‌سازی و بار محاسباتی سنگینی خواهند شد.

در این مقاله یک گونه کنترل کننده سیستم‌های حرارتی و برودتی بر اساس الگوریتم یادگیری عاطفی بر پایه سیستم فازی تاکاگی سوگنو پیاده‌سازی شده است. این سیستم همانگونه که در شکل (۱) دیده می‌شود، شامل یک اتاقک عایق حرارتی بوده که توسط دو منبع حرارتی و یک منبع کاهنده دما کنترل می‌شود.



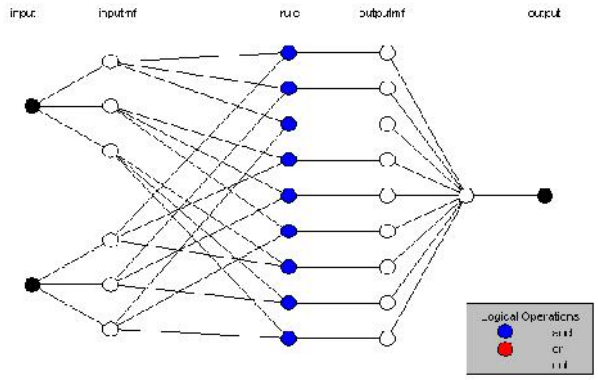
شکل ۱) اتاقک حفاظت شده حرارتی

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-06-11]



شکل ۲) رویه مجموعه قوانین فازی نقاد عاطفی در فضای دو بعدی ورودی

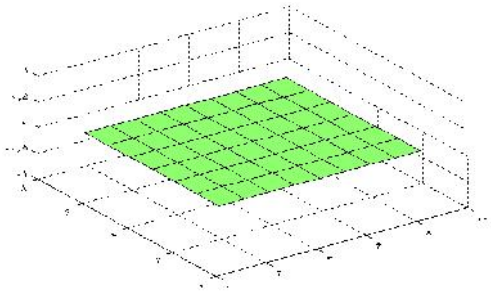
سیگنال عاطفی توسط یک استنتاج فازی با دو متغیر زبانی خطا و تغییرات خطا تولید می‌شود. این دو متغیر ورودی هر کدام به سه تابع عضویت تقسیم می‌شوند. سیگنال عاطفی نیز به‌عنوان نقاط خروجی نقاد فازی دارای نـه تـابع عضـویت اسـت. قوانین فازی نقاد عاطفی بر اساس دانش ما از نحوه یادگیری انسان در پیش‌بینی تعریف می‌شوند و سیگنال عاطفی از یـک غیرفازی کننده مرکز میانگین با قوانین فازی‌که رویه آن در شکل (۲) نشان داده شـده اسـت، محاسـبه مـی‌شـود. سـاختار عصبی قواعد فازی در شکل (۳) آمده است.



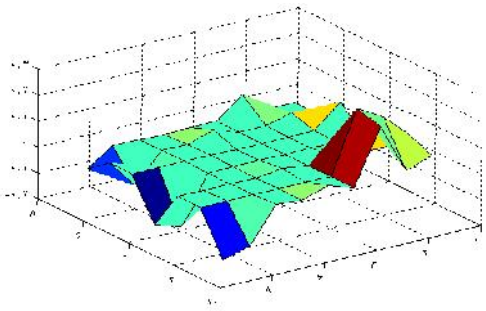
شکل ۳) ساختار عصبی قواعد فازی

در ابتدا ماتریس وزن‌ها با مقدار صفر مقدار دهی می‌شوند. رویه ماتریس وزن‌ها قبل از یـادگیری در شـکل (۴) نشـان داده شده است. اما بعد از زمان کوتاهی، وزن‌ها با استفاده از یادگری عاطفی به مقادیر مناسب خود می‌رسند. از آنجا کـه مرحلـه یادگیری به صورت آنلاین است، یادگیری هیچگاه متوقف نشده و سیستم به عنوان یک کنتـرل کننـده تطبیقـی و مقـاوم عمل می‌نماید به‌طوری‌که رویه ماتریس وزن‌ها بعد از مدت کوتاهی یادگیری به‌صورت شـکل (۵) در مـی‌آیـد. نتیجـه کـار به‌گونه‌ای است که پس از مدت کوتاهی میزان خطای تخمین و یادگیری به میزان قابل توجهی کاهش می‌یابد.

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-06-11]

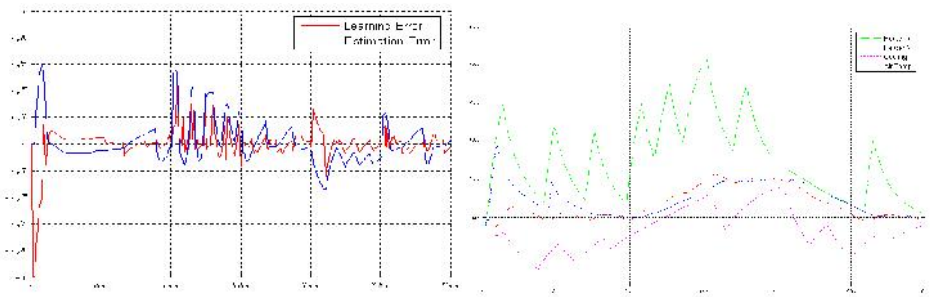


شکل ٤) رویه نشان دهنده ماتریس وزن‌ها قبل از یادگیری



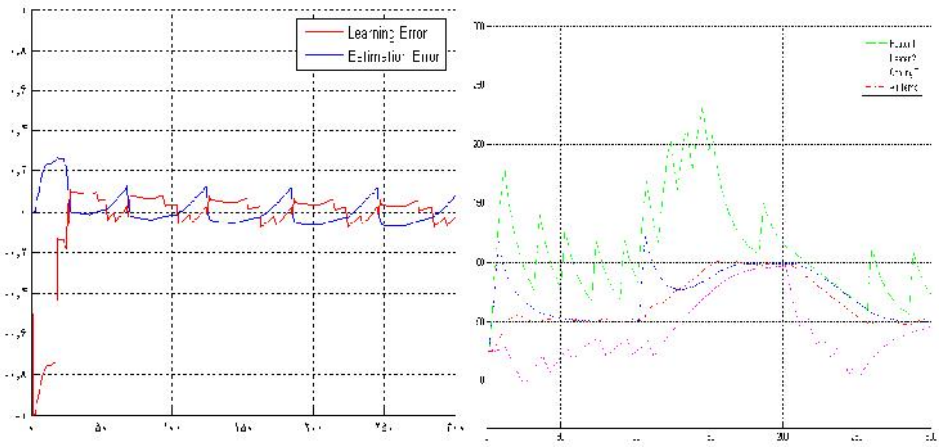
شکل ٥) رویه نشان دهنده ماتریس وزن‌ها بعد از یادگیری

البته با توجه به قابلیت انعطاف‌پذیری و تحمل تغییرپذیری بالای یادگیری عاطفی، شاخص خطا هیچگاه در مقدار صفر ثابت نمی‌ماند ولی در حد قابل قبولی با توجه به ماهیت مسأله باقی می‌ماند که البته این هزینه ای است که در برابر قابلیت حذف نویز و تطبیق‌پذیری و سادگی محاسباتی و پاسخ در زمان واقعی باید پرداخته شود. نکته دیگری که تاثیر زیادی بر کارایی و کاهش شاخص خطا دارد، پیش‌بینی وضعیتهای آتی سیستم است که می‌تواند به میزان زیادی باعث بهبود یادگیری و عملکرد آن شود. در شکل‌های (۶) و (۷)، یادگیری بدون پیش‌بینی و با پیش‌بینی وضعیت بعدی سیستم آمده است.



شکل ٦) یادگیری بدون پیش بینی وضعیت بعدی سیستم

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-06-11]



شکل۷) یادگیری با پیش بینی وضعیت بعدی سیستم

نتیجه گیری

کنترل دما در سیستم‌های حرارتی و برودتی به دلیل پیچیدگی بالا و پارامترهای زیاد به عنوان یک مسأله روز مطرح می‌باشد. در برخی از مقالات، روش‌هایی مانند انتگرال تناسبی به همراه پیشخور و استفاده از مدل RBF مطرح شده است [۱۰]. در این مقاله، الگوریتم یادگیری عاطفی به عنوان یک روش یادگیری مدل نروفازی بر پایه استنتاج فازی تاکاگی سوگنو مطرح شد که می‌تواند به عنوان یک رهیافت مناسب نسبت به روشهای قبلی مورد استفاده قرار گیرد. همچنین مسأله پیش بینی به عنوان یک عامل مهم در بهبود امر یادگیری و تخمین و در نهایت کنترل سیستم مطرح گردید.

منابع

[1] Bay J.S. 1997. "Behavior Learning in Large Homogeneous Populations of Robots", *IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing*, pp. 137-140.

[2] Brown M. and Harris C.J. 1994. *Neuro fuzzy adaptive modeling and control*, Prentice Hall, New York.

[3] Goleman D. 2005. *Emotional Intelligence*, New York, Bantam Books.

[4] Inoue K., Kawabata K. and Kobayashi H. 1996. "On a Decision Making System with Emotion", *proc.5th IEEE International Workshop on Robot and Human Communication*, pp. 461-465.

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-06-11]

[5] Jang J.R. 1993. ANFIS: "Adaptive network based fuzzy inference system", *IEEE Transaction On systems, Man and Cybernetics*, Vol. 23, No.3, pp. 665-685.

[6] Kavli T. 1993. ASMOD: "An algorithm for adaptive spline modeling of observation data", *International Journal of Control*, Vol. 58, No.4, pp. 947-967.

[7] Nelles O. 2001. *Nonlinear system identification*, Springer Verlag, Berlin.

[8] Picard R. W., Vyzas E. and Healey J. 2001. "Toward machine emotional intelligence: Analysis of affective physiological state", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, No. 10, pp. 1175-1191.

[9] Takagi T. and Sugeno M. 1985. "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control", *IEEE Tran. On systems, Man and Cybernetics*, Vol. 15, pp. 116-132.

[10] YU Chao-gang, et al, "Determining heating pipe temperature in greenhouse using proportional integral plus feedforward control and radial basic function neural-networks", *Journal of Zhejiang University SCIENCE*, ISSN 1009-3095.

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-06-11]