



## کنترل حالت سیستم کوانتومی با استفاده از کنترل کننده‌ی فازی

حسن صدقی رستمی<sup>1</sup>، بهروز رضایی<sup>2\*</sup>

1- کارشناس ارشد، مهندسی برق - کنترل، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل  
 2- استادیار، مهندسی برق - کنترل، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل  
 \* بابل، صندوق پستی 484 brezaie@nit.ac.ir

## چکیده

در این مقاله یک روش کنترلی مبتنی بر سیستم‌های فازی برای هدایت و نگهداری حالت یک سیستم کوانتومی نمونه در ناحیه‌ی از پیش تعریف شده ارائه شده است. سیستم کوانتومی در نظر گرفته شده یک سیستم کوانتومی مرتبه سه بوده و مدل تحلیل سیستم نیز مدل دوخطی می‌باشد. همچنین اندازه‌گیری‌ها از سیستم در ناحیه‌ی تعریف شده، در هر زمان دلخواه، با در نظر گرفتن اثر این اندازه‌گیری‌ها در حالت داخلی سیستم صورت می‌گیرد. اثر ورودی‌های ناخواسته و نامعینی‌های ساختاری سیستم نیز به صورت نامعینی‌های کراندار در همپلتونین سیستم در نظر گرفته می‌شود. در این مقاله فرض شده است حالت اولیه سیستم مشخص و حالت داخلی سیستم در هر لحظه از زمان، به عنوان سیگنال فیدبک در دسترس است. روند کنترلی به این صورت است که ابتدا یک ناحیه‌ی قابل قبول اطراف حالت نهایی مطلوب تعریف شده و سپس از یک سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی بهبود یافته با الگوریتم رقابت استعماری برای هدایت حالت سیستم به سمت حالت نهایی مطلوب در این ناحیه استفاده می‌شود. همچنین از یک ناظر فازی برای نگهداشتن حالت سیستم کوانتومی در ناحیه تعریف شده با تنظیم یک ضریب کنترلی استفاده شده است. نتایج شبیه‌سازی حاصل از اعمال روش پیشنهادی روی سیستم کوانتومی مرتبه سه نمونه و با وجود نامعینی‌های کراندار در سیستم نشان از کاربردی و مؤثر بودن روش در کنترل سیستم‌های کوانتومی دارد.

## اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل  
 دریافت: 24 تیر 1395  
 پذیرش: 18 مرداد 1395  
 ارائه در سایت: 21 شهریور 1395  
 کلید واژگان:  
 سیستم‌های کوانتوم  
 کنترل کننده‌ی فازی  
 سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی بهبود یافته  
 الگوریتم رقابت استعماری

## Controlling state of quantum system using fuzzy controller

Hassan Sedghee Rostami, Behrooz Rezaie\*

Faculty of Electrical and Computer Engineering, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran  
 \* P.O.B. 484, Babol, Iran, brezaie@nit.ac.ir

## ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper  
 Received 14 July 2016  
 Accepted 08 August 2016  
 Available Online 11 September 2016

## Keywords:

Quantum systems  
 Fuzzy controller  
 Improved adaptive neuro fuzzy inference systems  
 Imperialist competitive algorithm

## ABSTRACT

In this paper, a control method based on fuzzy systems is presented to drive and keep state of a sample quantum system into a pre-defined region. The considered quantum system is a third-order quantum system and the model of the system is bilinear model. In addition, measurements of the system in the defined region are obtained at each time by considering the effects of such measurements in the internal state of the system. The effect of unwanted inputs and structural uncertainties are also considered as bounded uncertainties in the system's Hamiltonian. In this paper, it is assumed that the initial state of the system is determined and internal state system is available as the feedback signal at each instant of time. In the proposed control approach, an acceptable region is firstly defined around the desired final state. Then, an adaptive neuro-fuzzy inference system improved using imperialist competitive algorithm is used for driving the system's state toward the desired final state within this region. In addition, a fuzzy supervisor is utilized to adjust a control parameter for preserving the state of the quantum system inside the defined region. Simulation results, obtained by applying the proposed method to a sample third-order quantum system in presence of bounded uncertainties show the applicability and effectiveness of the method for controlling the quantum systems.

## 1- مقدمه

به نحوی که امروزه فیزیک کوانتوم به عنوان یکی از شاخه‌های مهم فیزیک پذیرفته شده است. با پیشرفت فیزیک اتمی، اپتیک و همین‌طور پیشرفت فناوری نانو، زمینه‌های لازم برای بهره‌گیری از فیزیک کوانتوم، برای ایجاد یک فناوری جدید به نام فناوری کوانتوم فراهم شده است. ایده‌ی استفاده از فناوری کوانتوم برای اولین بار در دهه‌ی 80 میلادی توسط ریچارد فایمن مطرح شد. فایمن برای مقابله با عدم توانایی کامپیوترهای کلاسیک در شبیه‌سازی سیستم‌های کوانتوم، ایده‌ی استفاده از یک سیستم کوانتومی برای شبیه‌سازی

در اوایل قرن بیستم هنگامی که تصور می‌شد فیزیک کلاسیک به اوج شکوفایی خود رسیده است، تناقضاتی بین نتایج تجربی و پیش‌بینی‌های فیزیک کلاسیک به وجود آمد. یکی از این تناقضات، مسئله‌ی تابش جسم سیاه بود. پلانک برای رفع این تناقض، طیف انرژی را به صورت گسسته در نظر گرفت و هر کدام از این بسته‌های انرژی را یک کوانتا نامید. این یافته را می‌توان سرآغازی برای تولد فیزیک کوانتوم نامید. در طی قرن گذشته دانشمندان زیادی سعی در تکمیل و پایه‌ریزی مبانی فیزیک کوانتوم کرده‌اند

سیستم‌های کوانتوم را ارائه نمود.

یکی از مهمترین زمینه‌های لازم برای پیشرفت فناوری کوانتوم مسئله‌ی کنترل این گونه سیستم‌ها است که به‌عنوان یک نیاز ضروری برای پیشرفت فناوری کوانتوم مطرح است. هدف اصلی تئوری کنترل کوانتوم، ایجاد یک پایه‌ی تئوریک و گسترش روش‌های سیستماتیک برای کنترل و دستکاری سیستم‌های مبتنی بر مکانیک کوانتوم است. از این رو تلاش‌های زیادی در سه دهه‌ی گذشته برای اعمال روش‌های مختلف کنترل کلاسیک به این گونه سیستم‌ها صورت گرفته است [1].

اعمال کنترل حلقه باز به این گونه سیستم‌ها با تکنیک‌های کنترل بهینه، منجر به کسب موفقیت‌های قابل توجهی در تحقیقات آزمایشگاهی شده است [2-4]. همچنین روش‌های مبتنی بر لیاپانوف، به عنوان یک کنترل کننده‌ی حلقه بسته، با به‌دست آوردن مجموعه‌ای از ورودی‌های کنترل در شبیه‌سازی و سپس اعمال این ورودی‌ها به صورت حلقه باز، به سیستم حقیقی، نتایج خوبی به همراه داشته است [5-8].

با این که روش‌های حلقه باز با استفاده از تکنیک‌های کنترل بهینه و لیاپانوف توانست موفقیت‌های خوبی در تحقیقات آزمایشگاهی به دست آورد، ولی اثرات ورودی‌های ناخواسته‌ی خارجی و همین‌طور عدم قطعیت در ساختار مدل باعث می‌شود که کارایی کنترل حلقه باز بسیار محدود شود. از این رو روش‌های حلقه بسته به عنوان مهمترین راهکار مقابله با این عوامل در مهندسی کنترل کوانتوم مورد استفاده قرار گرفت. اعمال روش‌های حلقه بسته به این گونه سیستم‌ها را می‌توان به دو گروه دسته‌بندی نمود: کنترل حلقه بسته‌ی یادگیرنده و کنترل فیدبک کوانتومی [1].

از آنجایی که در آزمایشگاه می‌توان نمونه‌هایی با توزیع یکنواخت از سیستم کوانتومی را تولید کرد، برای پیدا کردن بهترین ورودی لازم برای کنترل، روش الگوریتم یادگیرنده ارائه گردید [9]. این کنترل شامل عملیات حلقه بسته است که در آن هر چرخه با یک نمونه‌ی جدید اجرا می‌شود. خروجی هر چرخه وارد یک الگوریتم یادگیرنده شده و الگوریتم با توجه به فرمول‌بندی مناسب خود ورودی بعدی سیستم را به نحوی بهتر تعیین می‌کند. این فرآیند تا آنجا ادامه می‌یابد که بهترین ورودی برای سیستم توسط الگوریتم تعیین شود [1]. در کنترل فیدبک کوانتومی با استفاده از قوانین مکانیک کوانتوم روش‌هایی برای تعیین سیگنال فیدبک با کمترین اثرگذاری روی حالت‌های داخلی سیستم ارائه شده است که خود در دو حالت کنترل فیدبک حالت منسجم<sup>1</sup> [10, 11] و غیرمنسجم<sup>2</sup> [12-15] دسته‌بندی می‌شود. در حالت اول سیگنال فیدبک توسط یک سیستم کوانتومی به دست می‌آید، ولی در حالت دوم سیگنال فیدبک توسط روش‌های کلاسیک به دست می‌آید. یکی از اهداف کاربردی مهم در کنترل سیستم‌های کوانتوم، کنترل حالت سیستم در مقابل نامعینی‌ها و ورودی‌های ناخواسته است که در این زمینه روش‌های مختلفی برای مقابله با این اثرات ارائه شده است. طراحی کنترل کننده‌های حلقه بسته و همین‌طور روش مد لغزشی، نتایج خوبی در این زمینه از خود نشان داده‌اند [16, 17].

یکی از مسائل کاربردی در کنترل در این گونه سیستم‌ها، تضمین این مسئله است که حالت سیستم همواره در داخل ناحیه‌ی مشخص وجود داشته باشد. از آنجایی که در هر اندازه‌گیری، حالت سیستم با یک احتمال مشخص به یکی از حالت‌های پایه‌ای خود تصویر می‌شود، باید بتوانیم تضمین کنیم که مثلاً با احتمال  $P_i$  درصد در اندازه‌گیری که از سیستم صورت خواهد گرفت،

حالت پایه‌ی نام سیستم رؤیت شود. یکی از روش‌های ارائه شده برای این کار روش کنترل مد لغزشی است که در مرجع [17] است. در این مرجع یک فرآیند کنترلی برای تضمین نگهداری حالت سیستم در داخل ناحیه‌ی مشخص در حضور نامعینی‌ها ارائه شده است و از تعریف اندازه‌گیری در سیستم‌های کوانتوم برای مقابله با اثرات نامعینی و از کنترل کننده‌ی لیاپانوف برای هدایت حالت سیستم به داخل ناحیه‌ی مشخص شده استفاده شده است. یکی از مشکلات این فرآیند کنترل این است که ملزم به اندازه‌گیری‌های تناوبی از سیستم در طول فرآیند کنترل می‌باشیم. در این مقاله سعی شده است روشی برای رفع این مشکل ارائه شود.

در این مقاله با استفاده از یک سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی (ANFIS)<sup>3</sup> و نیز یک ناظر فازی روشی برای هدایت و نگهداری حالت سیستم کوانتومی در داخل ناحیه‌ی تعریف شده، ارائه شده است. همچنین نامعینی‌های کراندار و اندازه‌گیری از سیستم نیز در طول فرآیند کنترل در نظر گرفته شده است تا عملکرد سیستم به خوبی نشان داده شود. روش ارائه شده می‌تواند حالت سیستم را به سمت ناحیه‌ی تعریف شده هدایت کرده و سپس نظارت بر حالت سیستم را برعهده بگیرد و چنانچه حالت سیستم بر اثر نامعینی‌ها و یا اندازه‌گیری، به خارج از ناحیه‌ی تعریف شده وارد شد، سیستم می‌تواند حالت را دوباره به سمت ناحیه‌ی تعریف شده هدایت کند. در این مقاله بر خلاف آنچه در [17] ارائه شده است، ما ملزم به اندازه‌گیری‌های تناوبی از سیستم نیستیم و اندازه‌گیری از سیستم در زمان‌های دلخواه می‌تواند رخ دهد. همچنین روش پیشنهادی، به دلیل تطبیقی بودن، از طریق آموزش ANFIS، توانایی هدایت حالت سیستم از هر حالت اولیه‌ای به سمت حالت نهایی را دارد و طراحی آن منحصر به یک حالت اولیه خاص نیست. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که فرآیند کنترلی استفاده شده توانایی هدایت و نگهداری حالت سیستم به داخل ناحیه‌ی مشخص را دارد.

به طور کلی نوآوری‌های مقاله عبارتند از:

- استفاده از ANFIS در کنترل سیستم‌های کوانتومی برای نخستین بار
- استفاده از الگوریتم رقابت استعماری برای تنظیم پارامترهای ANFIS
- استفاده از یک سیستم فازی به عنوان ناظر برای نگه داشتن حالت‌های سیستم کوانتومی در یک ناحیه تعریف شده
- رفع نیاز به اندازه‌گیری‌های تناوبی از سیستم در طول فرآیند کنترل
- عدم وابستگی روش به حالت اولیه خاص و توانایی هدایت حالت سیستم از هر حالت اولیه به سمت حالت نهایی
- اعمال کنترل کننده به سیستم مرتبه سوم با در نظر گرفتن اثر نامعینی‌های کراندار

ساختار مقاله به این صورت است که ابتدا، در بخش دوم به معرفی مفاهیم اولیه‌ی سیستم‌های کوانتوم پرداخته می‌شود و در بخش سوم سیستم فازی عصبی فازی تطبیقی معرفی می‌شود. در بخش چهارم به معرفی الگوریتم رقابت استعماری پرداخته و در بخش پنجم روش پیشنهاد شده برای کنترل حالت سیستم در ناحیه‌ی تعریف شده توضیح داده می‌شود. سپس در بخش ششم نتایج شبیه‌سازی و در انتها نتیجه‌گیری از تحقیق ارائه می‌گردد.

## 2- تعاریف اولیه‌ی مکانیک کوانتوم

### 1-2- حالت‌های کوانتومی

در مکانیک کوانتوم هر حالت سیستم کوانتومی بسته را توسط یک بردار یکه

<sup>1</sup> Coherent

<sup>2</sup> Incoherent

<sup>3</sup> Adaptive neuro-fuzzy inference system

$$P(a) = \text{tr}(P_a \rho P_a) \quad (7)$$

و حالت سیستم بعد از اندازه‌گیری، توسط رابطه‌ی (8) به دست می‌آید:

$$\rho' = \sum_i P_i \rho P_i \quad (8)$$

که در رابطه‌ی (8)،  $\rho'$  ماتریس چگالی حالت بعد از اندازه‌گیری و  $P_a$  عملگر تصویر اندازه‌گیری است که به ازای  $a=m,n$  در رابطه‌ی (9) صدق می‌کند:

$$P_m P_n = \delta_{m,n} P_m, \quad \sum_i P_i = I \quad (9)$$

در اندازه‌گیری یکی از مشخصه‌های سیستم کوانتومی بسته، این احتمالات در هر اندازه‌گیری برابر مربع اندازه‌ی ضریب آن بردار ویژه در رابطه‌ی (1) است. به عبارت دیگر در هر اندازه‌گیری بردار حالت، سیستم به یکی از بردارهای پایه‌ی سیستم با احتمال مربع اندازه‌ی ضریب آن بردار پایه در رابطه‌ی (1) برای بسط بردار حالت سیستم به بردارهای پایه‌ی فضا، تصویر می‌شود [20]:

$$|\Psi_i|^2 = P_i \rightarrow \sum_i |\Psi_i|^2 = 1 \quad (10)$$

در رابطه‌ی (10)،  $P_i$  احتمال رؤیت بردار  $|\varphi_i\rangle$  در هر اندازه‌گیری است. حالت سیستم بعد از اندازه‌گیری نیز به بردار پایه‌ی مربوطه  $(|\varphi_i\rangle)$  تصویر می‌شود.

### 2-3- دینامیک سیستم کوانتومی

تغییرات زمانی این گونه سیستم‌ها براساس معادله‌ی شرودینگر است:

$$i\hbar \frac{d}{dt} |\Psi\rangle = H(t) |\Psi\rangle \quad (11)$$

که در این جا  $i$  ضریب عدد موهومی،  $\hbar$  ثابت کاهنده‌ی پلانک<sup>5</sup> و  $H$  همیلتونین<sup>6</sup> سیستم است. در حالت استفاده از ماتریس چگالی حالت، معادله فوق به صورت رابطه‌ی (12) تغییر شکل می‌یابد:

$$i\hbar \rho'(t) = [H(t), \rho(t)] \quad (12)$$

در رابطه‌ی (12) عبارت [...] عملگر جابه‌جایی است. ماتریس همیلتونین سیستم یک ماتریس هرمیتی و در حالت خاص مستقل از زمان است. با جاگذاری رابطه‌ی (1) در (11) می‌توان به رابطه‌ی (13) رسید:

$$i\hbar \frac{d\Psi}{dt} = H(t) \Psi \quad (13)$$

در رابطه‌ی (13)،  $\Psi$  مجموعه‌ی ضرایب بردار حالت سیستم در رابطه‌ی (1) می‌باشد [1].

یکی از مدل‌های تحلیل سیستم، مدل دوخطی<sup>7</sup> می‌باشد. در این مدل، عملگر همیلتونین سیستم توسط مجموعه‌ای از عملگرهای خارجی و داخلی، همراه با ضرایب وزنی به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود [1]:

$$H(t) = H_0 + \sum_{k=1}^N u_k(t) H_k \quad (14)$$

در رابطه‌ی (14) ماتریس  $H_0$  مدل‌کننده‌ی عملگرهای داخلی سیستم و ماتریس‌های  $H_k$  مدل‌کننده‌ی عملگرهای خارجی و ضرایب  $u_k$  معرف قدرت این عملگرهای خارجی می‌باشد.

### 3- سیستم‌های فازی

منطق فازی به عنوان یک منطق چند ارزشی، یکی از روش‌های مدل‌کننده‌ی

به نام بردار حالت نشان می‌دهند. منظور از بسته بودن سیستم این است که عوامل خارجی روی سیستم اثر داده نمی‌شوند. این بردار در فضای هیلبرت<sup>1</sup> با بعد متناسب با مرتبه‌ی سیستم قرار دارد و هر حالت سیستم عضوی از این فضای هیلبرت است. بردار حالت را معمولاً با عبارت  $|\Psi\rangle$  نشان می‌دهند که این بردار را می‌توان توسط بردارهای پایه‌ای فضای هیلبرت بسط داد [18]:

$$|\Psi(t)\rangle = \sum_{i=1}^N \Psi_i |\varphi_i\rangle \quad (1)$$

در رابطه‌ی (1)، ضرایب  $\Psi_i$ ، ضرایب مختلط و بردارهای  $|\varphi_i\rangle$ ، بردارهای پایه‌ی فضای هیلبرت متناظر هستند. استفاده از بردار حالت به‌عنوان بردار تعیین‌کننده‌ی حالت سیستم، یک حالت ایده‌آل است که آن را حالت خالص<sup>2</sup> گویند، ولی در دنیای واقعی ما وقتی حالت یک ذره را می‌شناسیم که روی آن اندازه‌گیری کرده باشیم، در غیاب هر نوع اندازه‌گیری تنها می‌توان به اطلاعات آماری در مورد توزیع این حالت‌ها بسنده کرد. مثلاً برای یک باریکه از ذرات می‌توان گفت  $P_i$  درصد آن‌ها در حالت  $|\varphi_i\rangle$  هستند. در اینجا ما اطلاعات یک سیستم کوانتومی را نه به طور خالص بلکه به طور آماری در دست داریم. در این حالت برای توصیف حالت یک سیستم به جای بردار حالت از ماتریس چگالی حالت<sup>3</sup> استفاده می‌شود که این ماتریس معمولاً با  $\rho$  نشان داده می‌شود [19]:

$$\rho = \sum_i P_i |\varphi_i\rangle \langle \varphi_i| \quad (2)$$

در معادله‌ی (2)،  $|\varphi_i\rangle$  الحاقی  $|\varphi_i\rangle$  است و ضرایب  $p_i$  احتمال به دست آمدن بردارهای پایه‌ی  $|\varphi_i\rangle$  از داده‌های آماری است. این ماتریس دارای ویژگی‌های زیر می‌باشد:

$$\rho^T = \rho ; \quad \text{tr}(\rho) = 1 ; \quad \rho \geq 0 \quad (3)$$

### 2-2- اندازه‌گیری کوانتومی

در هر اندازه‌گیری از سیستم کوانتومی بردار حالت سیستم به صورت تصادفی به یکی از بردارهای پایه‌ی فضا تصویر می‌شود. آنچه که در این جا قابل تشخیص است، احتمال رؤیت هر کدام از این بردارهای پایه در هر اندازه‌گیری است. در حالت کلی اگر بردار حالت سیستم را داشته باشیم و بخواهیم مشاهده‌پذیر  $A$  با عملگر  $\hat{A}$  را اندازه بگیریم، خروجی اندازه‌گیری یکی از مقادیر ویژه‌ی ماتریس  $\hat{A}$  است. حالت سیستم بعد از اندازه‌گیری نیز توسط عملگرهای تصویر<sup>4</sup> متناسب با این مقدار ویژه به دست می‌آید. عملگر تصویر به ازای هر مقدار ویژه ماتریس  $\hat{A}$  به صورت رابطه‌ی (4) تعریف می‌شود [20]:

$$P_a = \sum_i |a_i\rangle \langle a_i| \quad (4)$$

در این جا بردارهای  $|\varphi_i\rangle$ ، بردارهای ویژه‌ی ماتریس  $\hat{A}$  متناظر با مقدار ویژه‌ی  $a$  می‌باشند. احتمال به دست آمدن مقدار ویژه‌ی  $a$  در بررسی سیستم به صورت حالت خالص، به صورت رابطه‌ی (5) است.

$$P(a) = |\langle \Psi | P_a | \Psi \rangle|^2 \quad (5)$$

و حالت سیستم بعد از اندازه‌گیری توسط رابطه‌ی (6) به دست می‌آید:

$$|\Psi(t')\rangle = \frac{P_a |\Psi(t)\rangle}{\sqrt{\langle \Psi(t) | P_a | \Psi(t) \rangle}} \quad (6)$$

در حالت تحلیل سیستم با ماتریس چگالی حالت، هرگاه حالت سیستم قبل از اندازه‌گیری را با ماتریس  $\rho$  نشان دهیم، احتمال به دست آمدن مقدار ویژه‌ی  $a$  به صورت رابطه‌ی (7) است [20]:

<sup>5</sup> Reduced Planck's constant

<sup>6</sup> Hamiltonian

<sup>7</sup> Bilinear Model

<sup>1</sup> Hilbert

<sup>2</sup> Pure state

<sup>3</sup> Density matrix

<sup>4</sup> Projection operator

$$w^l = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^l}(x_i), \quad l = 1, 2, \dots, m \quad (16)$$

در انتها خروجی سیستم به صورت میانگین وزن دار از ورودی‌های سیستم، طبق رابطه‌ی (17) محاسبه می‌شود [21]:

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^m y^l w^l}{\sum_{l=1}^m w^l} \quad (17)$$

در سیستم‌های مختلف، کنترل فازی می‌تواند به عنوان یک کنترل کننده که مستقیماً سیستم را کنترل می‌کند، به کار رود، یا این که به عنوان یک کنترل کننده سطح دوم باعث بهبود عملکرد سیستم کنترلی شود. به عبارت دیگر کنترل کننده فازی با نظارت بر سیستم، در زمان‌های مناسب تغییراتی را در کنترل کننده اصلی ایجاد می‌کند، تا فرآیند کنترل بهبود یابد. از این رو به استفاده از کنترل کننده فازی به عنوان کنترل کننده سطح دوم، ناظر فازی نیز می‌گویند [21].

### 1-3- سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی

سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی یا ANFIS در واقع یک سیستم فازی نوع TSK با موتور استنتاج تطبیقی یادگیرنده است. در این سیستم با توجه به داده‌های آموزشی یک رابطه منطقی بین ورودی‌ها و خروجی‌ها با کاهش خطای بین داده‌های آموزش و خروجی شبکه ایجاد می‌شود که هر چه این خطا کاهش یابد، عملکرد ANFIS به داده‌های آموزش شبیه‌تر می‌شود. این شبکه ساختار ظاهری شبیه به یک شبکه عصبی دارد ولی منطق تصمیم‌گیری و استنتاج آن بر اساس قواعد منطق فازی است. تطبیق پارامترهای این شبکه مانند شبکه‌های عصبی، با استفاده از یک الگوریتم یادگیری قابل انجام است. "شکل 2" ساختار یک شبکه ANFIS با دو ورودی و یک خروجی و چهار قاعده را نشان می‌دهد [22,23].

با توجه به "شکل 2" مشخص است که این شبکه از پنج لایه تشکیل می‌شود. در لایه اول تعدادی توابع عضویت وجود دارد که ورودی‌های سیستم، که از نوع عددی می‌باشند را به ورودی‌های فازی تبدیل می‌کنند. هر کدام از این توابع عضویت دارای پارامترهای تعیین کننده مربوط به خود می‌باشند. در ادامه روابط مربوط به ساختار یک سیستم عصبی فازی با دو ورودی و چهار قاعده فازی نشان داده شده است که در این روابط  $O_{i,j}$  معرف خروجی  $i$  از لایه  $j$  است و  $A_i$  و  $B_i$  توابع عضویت لایه اول می‌باشند. این لایه معادل قسمت فازی‌ساز، سیستم فازی است.

$$\begin{aligned} O_{1,i} &= \mu_{A_i}(x), & i &= 1, 2 \\ O_{1,i} &= \mu_{B_{i-2}}(y), & i &= 3, 4 \end{aligned} \quad (18)$$

لایه دوم این شبکه وظیفه‌ی تشکیل قسمت اگر قوانین فازی را بر عهده دارد. در واقع اگر اشتراک فازی را به صورت ضرب جبری در نظر

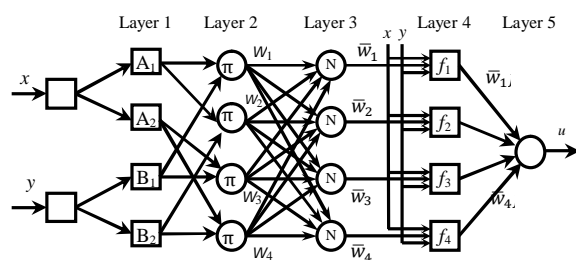


Fig. 2 Structure of ANFIS with two inputs and one output [22]

شکل 2 ساختار ANFIS با دو ورودی و یک خروجی [22]

تصمیم‌گیری به روش انسانی است. استفاده از این منطق در علم کنترل منجر به توسعه‌ی مفهوم کنترل فازی شده است. کنترل فازی به عنوان یک کنترل هوشمند در مقابله با پیچیدگی‌های محاسباتی در بررسی و مدل‌سازی مسائل مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد. در منطق کلاسیک، متغیرهای عددی در محاسبات مورد استفاده قرار می‌گیرند، حال آن‌که در منطق فازی متغیرهای زبانی برای به دست آوردن نتایج مناسب، مورد استفاده قرار می‌گیرد. سیستم‌های فازی دو نوع هستند، مددانی<sup>1</sup> و تاکاگی-سوگنو-کانگ<sup>2</sup> (TSK). ساختار کلی سیستم مددانی به صورت "شکل 1" است [21].

بخش موتور استنتاج فازی نیز وظیفه‌ی تصمیم‌گیری و تعیین خروجی سیستم با توجه به ورودی و پایگاه قواعد فازی را بر عهده دارد. انواع مختلفی از موتور استنتاج فازی معرفی شده‌اند. پایگاه قواعد نیز حافظه‌ی یک سیستم فازی را تشکیل می‌دهد و مجموعه‌ای از قوانین اگر و آن‌گاه فازی برای تصمیم‌گیری درست در آن نگهداری می‌شود. در مدل مددانی قسمت اگر و آن‌گاه قواعد فازی هر دو به صورت متغیر فازی می‌باشند.

**قاعده فازی مددانی:** اگر  $A_1^l, x_1$  باشد و  $\dots$  و  $x_n$  و  $A_n^l$  باشد، آن‌گاه  $y^l$ . است. (برای  $l=1, 2, \dots, m$ )

که در این رابطه  $n$  تعداد ورودی و  $m$  تعداد قوانین فازی موجود در پایگاه قواعد می‌باشد. همچنین  $A_i^l$  و  $B^l$  به ترتیب مجموعه‌های فازی ورودی‌ها و خروجی هستند که دارای توابع عضویت فازی  $\mu_{A_i^l}(x_i)$  و  $\mu_{B^l}(y)$  می‌باشند. در این مدل ابتدا ورودی‌های عددی در بخش فازی‌ساز به متغیرهای فازی با توابع عضویت فازی تبدیل می‌شود. سپس با توجه به ورودی‌های فازی شده ارزش یا تابع عضویت هر کدام از قواعد موجود در پایگاه قواعد فازی تعیین می‌شود. سپس با توجه به نوع استلزام موتور استنتاج این قواعد با هم ترکیب می‌شوند و خروجی موتور استنتاج محاسبه می‌شود [21]. خروجی موتور استنتاج نیز در قسمت غیرفازی‌ساز به متغیر عددی تبدیل می‌شود. به عنوان مثال برای یک سیستم فازی با فازی ساز منفرد، غیرفازی‌ساز میانگین مراکز و موتور استنتاج ضرب رابطه سیستم فازی به صورت رابطه (15) خواهد بود:

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^m \bar{y}^l \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^l}(x_i)}{\sum_{l=1}^m w^l} \quad (15)$$

که در آن  $\bar{y}^l$  در مرکز مجموعه‌های فازی خروجی است. در سیستم TSK نیز قسمت اگر قواعد به صورت متغیر فازی و قسمت آن‌گاه قواعد از نوع غیرفازی می‌باشد و به صورت ترکیب خطی از ورودی‌های سیستم است. در زیر نمونه‌ای از قواعد TSK نشان داده شده است.

**قاعده فازی TSK:** اگر  $A_1^l, x_1$  باشد و  $\dots$  و  $x_n$  و  $A_n^l$  باشد، آن‌گاه  $y^l$  برابر  $y^l = c_0^l + c_1^l x_1 + \dots + c_n^l x_n$  است. (برای  $l=1, 2, \dots, m$ )

در این مدل نیز مثل مدل قبل ابتدا ورودی‌های عددی در قسمت فازی‌ساز به متغیرهای فازی تبدیل می‌شود. سپس وزن هر کدام از قواعد طبق رابطه‌ی (16) محاسبه می‌شود:

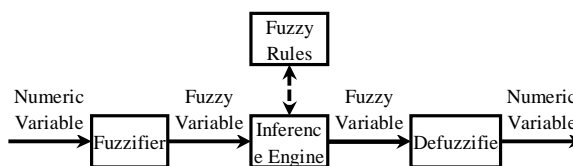


Fig. 1 Structure of Mamdani fuzzy system

شکل 1 ساختار سیستم فازی مددانی

<sup>1</sup> Mamdani

<sup>2</sup> Takagi-Sugeno-Kang

دارد. هر امپراطوری که نتواند در رقابت استعماری موفق عمل کند و بر قدرت خود بیفزاید، از صحنه‌ی رقابت حذف خواهد شد. بنابراین بقای هر امپراطوری، وابسته به قدرت آن در جذب مستعمرات امپراطوری‌های دیگر و پیشرفت آن‌ها در جهت افزایش قدرت کل امپراطوری است. در نتیجه، در جریان رقابت‌های امپریالیستی به تدریج بر قدرت امپراطوری‌های بزرگتر افزوده و امپراطوری‌های ضعیف‌تر حذف خواهند شد. با گذشت زمان، مستعمرات از لحاظ قدرت به استعمارگرها نزدیکتر خواهند شد و شاهد یک نوع همگرایی خواهیم بود. حد نهایی رقابت استعماری زمانی است که یک امپراطوری واحد در دنیا داشته باشیم با مستعمره‌هایی که از لحاظ موقعیت به خود کشور استعمارگر خیلی نزدیک هستند [27].

روند جذب مستعمرات توسط استعمارگر در هر امپراطوری را می‌توان بدین صورت تعریف کرد که اگر اندازه‌ی خط واسط بین موقعیت مکانی استعمارگر و مستعمره را با  $d$  نشان دهیم، در هر تکرار، به اندازه‌ی  $x$  واحد موقعیت مستعمره در راستای خط واسط به سمت موقعیت استعمارگر حرکت خواهد کرد. مقدار  $x$  را می‌توان به صورت یک توزیع یکنواخت بین صفر و  $\beta$  برابر اندازه‌ی  $d$  در نظر گرفت.

$$x \sim U(0, \beta d) \quad (23)$$

وجود ضریب  $\beta$  باعث می‌شود که دامنه‌ی حرکت به سمت موقعیت استعمارگر قابل تغییر باشد. همچنین برای بهبود جستجو در فضای اطراف خط واسط، در حرکت مستعمرات به سمت استعمارگر کمی زاویه‌ی تصادفی نیز به جهت حرکت اضافه می‌کنیم، که این زاویه‌ی تصادفی را نیز می‌توان به صورت یک توزیع یکنواخت مانند رابطه‌ی (24) در نظر گرفت [27].

$$\theta \sim U(-\gamma, \gamma) \quad (24)$$

در این رابطه  $\gamma$  پارامتری دلخواه می‌باشد که افزایش آن باعث افزایش جستجو در اطراف خط واسط بین موقعیت استعمارگر و مستعمره می‌شود. همچنین قدرت هر امپراطوری توسط رابطه‌ی (25) به دست می‌آید.

$$TC_n = \alpha m n + \xi \quad (25)$$

در رابطه‌ی (25)،  $TC_n$  هزینه‌ی کل امپراطوری  $n$  ام و  $\xi$  عددی بین صفر و یک می‌باشد که میزان اثرگذاری هزینه‌ی مستعمرات در هزینه‌ی کل امپراطوری را نشان می‌دهد [27].

#### 5- روش پیشنهادی

یکی از اهداف کنترلی در سیستم‌های کوانتوم، هدایت حالت سیستم به سمت حالت پایده‌ی دلخواه در حضور نامعینی و عوامل خارجی ناخواسته است. در این مقاله یک روش برای هدایت و نگهداری حالت سیستم کوانتومی در ناحیه‌ی تعریف شده، در حضور اندازه‌گیری و نامعینی‌های کراندار معرفی شده است. در این جا برای مؤلفه‌ای که علاقه داریم کار کنترلی روی آن انجام گیرد، یک ناحیه‌ی قابل قبول اطراف حالت نهایی دلخواه در نظر می‌گیریم. مادامی که حالت سیستم داخل این ناحیه قرار دارد، ورودی سیستم صفر بوده و سیستم به صورت آزادانه تغییر و تحول می‌یابد. چنانچه حالت سیستم در اثر اندازه‌گیری یا نامعینی از این ناحیه خارج شد، سیستم کنترلی باید بتواند این مسئله را تشخیص و ورودی‌های مناسب را جهت هدایت حالت سیستم به سمت حالت نهایی به سیستم اعمال کند. ناظر فازی وظیفه‌ی تشخیص قرار داشتن حالت سیستم در داخل این ناحیه و نگه داشتن حالت درون آن را بر عهده دارد. همچنین از یک سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی برای هدایت حالت سیستم به سمت حالت نهایی استفاده می‌شود. کنترل کننده‌ی عصبی فازی تطبیقی هدایت سیستم را تا حد مشخصی به داخل ناحیه انجام

بگیریم، ضرب سیگنال‌های خروجی لایه‌ی اول، قسمت اگر قوانین فازی را تشکیل می‌دهد [22]:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_j}(x) \mu_{B_k}(x), i = 1, \dots, 4, j, k = 1, 2 \quad (19)$$

در لایه‌ی سوم، خروجی‌های لایه دوم برای تعیین میزان اثر گذاری شان نرمالیزه می‌شوند تا ضرایب وزنی مناسب به دست آید:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_j w_j}, i = 1, \dots, 4 \quad (20)$$

در لایه‌ی چهارم نیز با ضرب ضرایب وزنی به دست آمده از لایه‌ی سوم در معادله‌ی چند جمله‌ای مدل کننده‌ی قسمت آنگاه قوانین فازی، میزان اثرگذاری هر کدام از قسمت‌های آن‌گاه در خروجی سیستم تعیین می‌شود:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i), i = 1, \dots, 4 \quad (21)$$

در رابطه‌ی (21) مقادیر  $x$  و  $y$  معرف ورودی‌های سیستم می‌باشند. در نهایت در لایه‌ی پنجم با جمع این مقادیر وزن دار مقدار خروجی سیستم به صورت یک متغیر عددی به دست می‌آید که معادل قسمت غیر فازی ساز در سیستم‌های فازی است:

$$O_5 = \sum_i \bar{w}_i f_i \quad (22)$$

به پارامترهای لایه‌ی دوم پارامترهای اولیه و به پارامترهای لایه‌ی چهارم پارامترهای ثانویه گویند [22]. معمولاً مجذور میانگین مربعات خطای بین خروجی داده و خروجی سیستم به عنوان معیار کارایی سیستم تعریف می‌شود و آن چیزی که باعث تغییر این خطا می‌شود، در واقع پارامترهای قابل تغییر سیستم عصبی فازی تطبیقی است. پارامترهای قابل تغییر در سیستم عصبی فازی تطبیقی را می‌توان به صورت پارامترهای توابع عضویت ورودی و پارامترهای چند جمله‌ای خروجی تعریف کرد، که با تغییر این پارامترها عملکرد سیستم تغییر می‌یابد. از این رو کاهش مجموع مربعات خطا، با تغییر این پارامترها را می‌توان به عنوان آموزش شبکه در نظر گرفت. این کار معمولاً با دو روش گرادیان نزولی<sup>1</sup> و الگوریتم ترکیبی<sup>2</sup> انجام می‌شود. در روش ترکیبی، از روش گرادیان نزولی برای تعیین پارامترهای اولیه و از روش کمترین مربعات خطا<sup>3</sup> برای تعیین پارامترهای ثانویه استفاده می‌شود. در استفاده از روش‌های مبتنی بر مشتق، احتمال گرفتار شدن در مینیمم‌های محلی زیاد است. از این رو می‌توان توسط الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند جستجوی بهتری را در فضای جستجو انجام داد تا عملکرد سیستم بهبود یابد [26-23].

#### 4- الگوریتم رقابت استعماری

الگوریتم رقابت استعماری (ICA)<sup>4</sup> همانند الگوریتم ژنتیک و ازدحام ذرات، از روش تکاملی برای پیدا کردن نقاط بهینه استفاده می‌کند. همانند دیگر الگوریتم‌های تکاملی این الگوریتم نیز با تعدادی جمعیت اولیه تصادفی که هر کدام از آن‌ها یک «کشور» نامیده می‌شود، شروع می‌شود. تعدادی از بهترین عناصر جمعیت به عنوان استعمارگر انتخاب می‌شوند و باقیمانده‌ی جمعیت نیز به عنوان مستعمره در نظر گرفته می‌شود. به هر استعمارگر با توجه به قدرت جذب آن یک تعداد مستعمره تعلق می‌گیرد که به هر یک از این گروه‌ها یک امپراطوری گویند. استعمارگرها بسته به قدرتشان این مستعمرات را با یک روند خاص به سمت خود می‌کشند. قدرت هر امپراطوری به قدرت استعمارگر آن امپراطوری و درصدی از میانگین قدرت مستعمرات آن بستگی

<sup>1</sup> Gradient Descent

<sup>2</sup> Hybrid

<sup>3</sup> Least Square Error

<sup>4</sup> Imperialist Competitive Algorithm

احتمال رؤیت هر کدام از بردارهای پایه را نشان می‌دهد، این را می‌توان معادل تغییر حالت سیستم به سمت بردار پایه‌ی دلخواه در نظر گرفت. مثلاً وقتی احتمال رؤیت بردار پایه‌ی  $|\varphi_i\rangle$  در یک روند کنترلی افزایش می‌یابد، مانند آن است که بردار حالت سیستم  $(|\Psi(t)\rangle)$  در حال هدایت به سمت بردار پایه‌ی  $(|\varphi_i\rangle)$  است.

این روش کنترلی در دو قسمت انجام می‌شود. در قسمت اول این روش، به تشکیل سیستم عصبی فازی تطبیقی که توانایی هدایت حالت سیستم در به سمت حالت نهایی دلخواه را در حضور نامعینی‌های کراندار داشته باشد می‌پردازیم و در قسمت دوم با تشکیل ناظر فازی و استفاده از آن یک ناحیه‌ی اطراف حالت نهایی سیستم ایجاد کرده که مادامی که حالت سیستم داخل این ناحیه قرار دارد، ورودی سیستم صفر بوده و چنانچه حالت سیستم توسط اندازه‌گیری یا نامعینی‌ها از ناحیه تعریف شده خارج شد، ناظر فازی با تشخیص این مسئله ANFIS را برای هدایت حالت به سمت حالت نهایی به سیستم اعمال می‌کند.

در قسمت اول، با توجه به رابطه‌ی (26)، سیستم در نظر گرفته دارای دو ورودی است که برای تعیین هر کدام از یک ANFIS مستقل استفاده شده است. ورودی ANFIS‌ها بردار خطای سیستم و خروجی آن‌ها ورودی‌های سیستم می‌باشد. داده‌های آموزشی سیستم استنتاج عصبی فازی از شبیه‌سازی مرجع [7] به دست آمده که از 20 درصد اول داده‌ها برای آموزش شبکه استفاده شده است. از آنجایی که مؤلفه‌های بردار حالت سیستم  $(\Psi)$ ، اعداد مختلط هستند، مؤلفه‌های بردار خطای سیستم نیز به صورت مختلط می‌باشند که برای اعمال آن به سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی، مؤلفه‌های حقیقی و موهومی آن را تفکیک کرده و هر کدام را به عنوان یک ورودی حقیقی به سیستم داده‌ایم. دسته‌بندی داده‌های ورودی برای سیستم عصبی فازی، در حالت کلی به صورت رابطه‌ی (29) نشان داده شده است.

$$e(t) = \Psi_{\text{target}} - \Psi(t) = [\Psi_{1\text{target}} - \Psi_1 \quad \Psi_{2\text{target}} - \Psi_2 \quad \dots \quad \Psi_{N\text{target}} - \Psi_N] = [e_1 \quad e_2 \quad \dots \quad e_N] \quad (28)$$

$$e_i = e_{hi} + ie_{mi} \rightarrow E = [\text{Re}(e), \text{Im}(e)] = [e_{h1}, e_{h2}, \dots, e_{m(N-1)}, e_{mN}] \quad (29)$$

که در رابطه‌ی (29)، مقادیر  $e_{hi}$  قسمت حقیقی خطای مؤلفه‌ی  $i$ ام و  $e_{mi}$  قسمت موهومی خطای مؤلفه‌ی  $i$ ام سیستم است. در نتیجه دو شبکه‌ی عصبی فازی تطبیقی که ورودی هر کدام  $E$  و خروجی شبکه‌ی اول  $u$  و خروجی شبکه‌ی دوم  $w$  به صورت "شکل 4" تشکیل می‌شود.

در ادامه‌ی با تشکیل سیستم عصبی فازی مناسب، قسمت دوم کار که همان تشکیل ناظر فازی و اعمال آن به سیستم است، اجرا خواهد شد. در مرجع [17] برای یک سیستم کوانتومی مرتبه دو یک ناحیه‌ی لغزش معرفی شده است، در این تحقیق متناسب با این تابع لغزش، ناحیه‌ی قابل قبول، اطراف حالت نهایی را به صورت رابطه‌ی (30) به دست می‌آوریم.

$$S(\Psi(t), H) = 1 - |\langle \Psi | \Psi_t \rangle|^2 \rightarrow D = \{|\Psi\rangle : |\langle \Psi_t | \Psi \rangle|^2 \geq 1 - P\} \quad (30)$$

در رابطه‌ی (30) عبارت  $\langle . | . \rangle$  معرف ضرب داخلی و  $\Psi_t$  معرف حالت

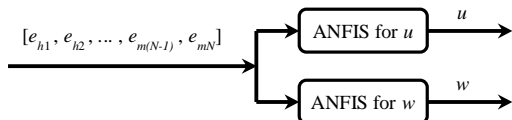


Fig. 4 Block diagram of the inputs and the outputs of ANFIS  
شکل 4 نمودار بلوکی از ورودی‌ها و خروجی‌های ANFIS

می‌دهد و سپس ناظر فازی وظیفه‌ی نظارت بر حالت سیستم را با تنظیم یک پارامتر کنترلی برعهده می‌گیرد. در واقع سیستم عصبی فازی تطبیقی کنترل کننده‌ی سطح اول و ناظر فازی کنترل کننده‌ی سطح دوم می‌باشد.

در این‌جا فرض شده است که حالت اولیه‌ی سیستم به طور خالص در دسترس است و اثر عوامل ناخواسته‌ی خارجی نیز به صورت نامعینی‌هایی در همیلتونین سیستم مدل شده است. در مرجع [12] روشی برای به دست آوردن سیگنال فیدبک در حضور نامعینی با استفاده از تخمین زنده‌ی مبتنی بر منطق فازی و بدون اندازه‌گیری پیوسته از سیستم ارائه شده است. در واقع در این مرجع روی نحوه‌ی به دست آوردن سیگنال مسیر فیدبک بدون توجه به نوع کنترل کننده تمرکز شده است و کنترل کننده می‌تواند کنترل کننده‌ای باشد که احتیاج به مسیر سیگنال فیدبک دارد. از این رو در اینجا فرض شده است مسیر سیگنال فیدبک با در نظر گرفتن نامعینی‌های سیستم در هر لحظه از زمان در دسترس است و روی طراحی کنترل کننده مناسب برای سیستم متمرکز شده‌ایم. دینامیک سیستم به صورت دینامیک در نظر گرفته شده در مرجع [7] است.

$$i \frac{d}{dt} \Psi = (H_0 + uH_1 + w) \Psi \quad (26)$$

$\Psi$  در رابطه‌ی (27)، مجموعه‌ی ضرایب بردار حالت سیستم (طبق رابطه‌ی (13)) و ورودی  $w$  برای بهبود همگرایی به معادله اضافه شده است که اثری روی حالت خروجی سیستم ندارد. همچنین برای تحلیل آسان‌تر در نظر گرفته شده است [7]. در این‌جا نامعینی‌های سیستم با توزیع نرمال، توسط عملگر  $H_\Delta$  به سیستم اعمال می‌شود و همچنین ضریب  $a$  برای ورودی‌های سیستم توسط ناظر فازی در مراحل مختلف تعیین می‌شود. در نتیجه معادله‌ی نهایی سیستم به صورت رابطه‌ی (27) در خواهد آمد.

$$i \frac{d}{dt} \Psi(t) = (H_0 + (a \times u(t))H_1 + H_\Delta + (a \times w(t))) \Psi(t) \quad (27)$$

با توجه به رابطه‌ی (25)، ورودی‌های سیستم دو مقدار  $u$  و  $w$  و خروجی آن بردار ضرایب  $\Psi$  است. بلوک دیاگرام کلی این فرآیند در "شکل 3" نشان داده شده است.

در دنیای حقیقی، آن چیزی که از یک سیستم کوانتومی، در هر اندازه‌گیری قابل مشاهده است، بردارهای پایه‌ی فضای هیلبرت آن سیستم است و آن چیزی که ما قادر به تشخیص آن هستیم، احتمال رؤیت هر کدام از این بردارهای پایه، در اندازه‌گیری است. از این رو احتمال رؤیت در هر اندازه‌گیری، به عنوان شاخص خروجی در نظر گرفته می‌شود. در واقع چیزی که به عنوان خروجی برای ما مهم است با توجه به رابطه‌ی (1)، به صورت مربع اندازه‌ی مؤلفه‌های بردار حالت است، که در واقع هر کدام، معرف احتمال رؤیت بردارهای پایه مربوط به خود هستند. در نتیجه خروجی نشان داده شده در شبیه‌سازی‌ها نشان‌دهنده‌ی احتمال رؤیت هر کدام از بردارهای پایه در هر اندازه‌گیری است. از آنجایی که تغییر هر کدام از این نمودارها تغییرات

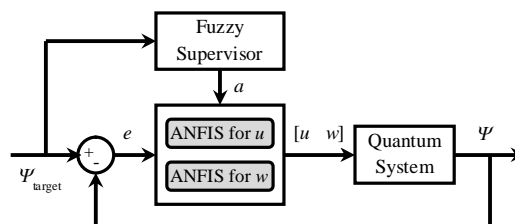


Fig. 3 Block diagram of the proposed control system  
شکل 3 نمودار بلوکی از سیستم کنترلی پیشنهادی

در رابطه‌ی (34) مقادیر  $P_k^i$  در واقع معرف پارامتر  $k$  ام از قاعده‌ی  $i$  ام است و مقدار  $Out^i$  نیز معرف خروجی  $i$  ام است. ساختار الگوریتم رقابت استعماری که وظیفه‌ی آموزش سیستم‌های فازی عصبی را بر عهده دارد، به نحوی است که تعداد کشورها برابر 100 و تعداد استعمارگر 20 عدد می‌باشد. تعداد مراحل تکرار نیز 200 مرحله می‌باشد. همچنین پارامترهای الگوریتم رقابت استعماری به صورت زیر تنظیم شده‌اند.

$$\beta = 2, \quad \xi = 0.1, \quad \gamma = 30$$

قواعد فازی به دست آمده در جدول 1 و همچنین پارامترهای اولیه سیستم‌های عصبی فازی آموزش داده شده توسط الگوریتم رقابت استعماری در جدول 2 آورده شده است. عبارت‌های استفاده شده در جدول‌ها مشخص کننده‌ی تابع عضویت مربوط به هر ورودی یا خروجی است. In3 mf5 معرف تابع عضویت پنجم از ورودی سوم و عبارت Out2 معرف خروجی دوم است. پارامترهای ثانویه‌ی هر کدام از سیستم‌های عصبی فازی، با توجه به رابطه‌ی (34) در جدول‌های 3 و 4 نشان داده شده است. پارامترهای ثانویه‌ی سیستم عصبی فازی تعیین کننده‌ی ورودی  $u$  در جدول 3 و پارامترهای تعیین کننده‌ی ورودی  $w$  در جدول 4 نشان داده شده است. همچنین روند کاهش تابع هزینه در طی مراحل تکرار آموزش سیستم‌های عصبی فازی در "شکل‌های 5 و 6" نشان داده شده است.

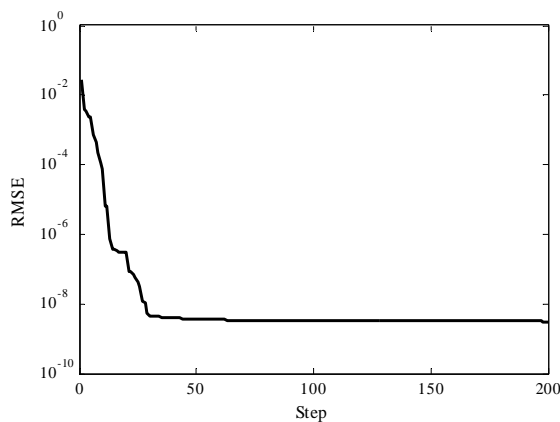


Fig. 5 The cost function reduction during the algorithm iterations for ANFIS determining  $u$

شکل 5 روند کاهش تابع هزینه در طی مراحل تکرار الگوریتم برای ANFIS تعیین کننده‌ی  $u$

جدول 1 قواعد فازی سیستم‌های عصبی فازی تطبیقی آموزش داده شده توسط الگوریتم رقابت استعماری

Table 1 Fuzzy rules of adaptive neuro-fuzzy inference system trained by imperialist competition algorithm

خروجی	ورودی اول	ورودی دوم	ورودی سوم	ورودی چهارم	ورودی پنجم	ورودی ششم	قواعد
out 1	mf 1	mf 1	mf 1	mf 1	mf 1	mf 1	قاعده 1
out 2	mf 2	mf 2	mf 2	mf 2	mf 2	mf 2	قاعده 2
out 3	mf 3	mf 3	mf 3	mf 3	mf 3	mf 3	قاعده 3
out 4	mf 4	mf 4	mf 4	mf 4	mf 4	mf 4	قاعده 4
out 5	mf 5	mf 5	mf 5	mf 5	mf 5	mf 5	قاعده 5
out 6	mf 6	mf 6	mf 6	mf 6	mf 6	mf 6	قاعده 6
out 7	mf 4	mf 7	mf 7	mf 7	mf 7	mf 7	قاعده 7
out 8	mf 8	mf 8	mf 8	mf 8	mf 8	mf 8	قاعده 8
out 9	mf 9	mf 9	mf 9	mf 9	mf 9	mf 9	قاعده 9

نهایی دلخواه است. ناحیه‌ی تعریف شده اطراف حالت نهایی که با  $D$  نشان داده شده است که با توجه به مقدار  $P$  قابل تعیین است. مقدار  $P$  در واقع احتمال خطا در هر اندازه‌گیری را نشان می‌دهد و مقدار  $1-P$  احتمال رؤیت حالت دلخواه در هر اندازه‌گیری را مشخص می‌کند [17]. ناظر فازی تشکیل شده، از نوع TSK است و با توجه به این ناحیه، ورودی مناسب سیستم را تعیین می‌کند. خروجی ناظر فازی در واقع یک ضریب برای خروجی سیستم عصبی فازی تطبیقی می‌باشد و مقدار آن فقط دو مقدار صفر و یک می‌باشد به نحوی که اگر حالت سیستم داخل ناحیه‌ی تعریف شده باشد مقدار خروجی ناظر صفر و ورودی سیستم نیز مقدار صفر می‌باشد. در مواقعی که حالت سیستم به خارج از ناحیه وارد شود مقدار آن یک می‌باشد و ورودی سیستم فازی همان مقداری است که سیستم عصبی فازی برای هدایت سیستم به سمت حالت نهایی تعیین می‌کند.

### 6- شبیه‌سازی

برای مشاهده‌ی عملکرد این روش آن را به یک سیستم‌های کوانتومی نمونه اعمال می‌کنیم و نتایج کار مورد بررسی قرار خواهد گرفت. نتایج شبیه‌سازی با استفاده از نرم‌افزار MATLAB به دست آمده‌اند. سیستم در نظر گرفته شده یک سیستم مرتبه سه با ماتریس‌های همپلتونین زیر است:

$$H_0 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1.5 \end{bmatrix}, H_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (31)$$

کران نامعینی‌های سیستم 0.3 در نظر گرفته شده است که با ماتریس  $H_\Delta$  به سیستم اعمال می‌شود.

$$H_\Delta = \begin{bmatrix} 0 & \varepsilon_1 & 0 \\ \varepsilon_1 & 0 & \varepsilon_2 \\ 0 & \varepsilon_2 & 0 \end{bmatrix} \rightarrow \sqrt{\varepsilon_1^2 + \varepsilon_2^2} \leq 0.3 \quad (32)$$

بردار ضرایب سیستم برای حالت‌های اولیه و نهایی سیستم نیز به صورت زیر فرض شده است.

$$\Psi(0) = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}, \Psi(\text{target}) = [1 \ 0 \ 0] \quad (33)$$

در این شبیه‌سازی مؤلفه‌ی اول سیستم به عنوان مؤلفه‌ی کنترل شده در نظر گرفته شده، و هدف کنترل حالت اول این سیستم است. حالت نهایی در نظر گرفته نشان می‌دهد که بردار پایه‌ی دلخواه در این شبیه‌سازی، که قصد داریم حالت سیستم به سمت آن هدایت شود ( $\varphi_1$ ) است. از این‌رو شاخص خروجی شبیه‌سازی مقدار  $|\Psi_1|^2$  است که معرف احتمال رؤیت بردار پایه‌ی ( $\varphi_1$ ) در طول فرآیند کنترل است. سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی نیز وظیفه‌ی هدایت خروجی کنترل شده، به داخل ناحیه‌ی تعریف شده را بر عهده دارد. سیستم دارای دو ورودی و یک بردار خروجی با سه مؤلفه است.

در این شبیه‌سازی ساختار هر کدام از شبکه‌های عصبی فازی به گونه‌ای است که روش AND و OR به ترتیب به صورت prod و probor می‌باشد و برای هر دو شبکه (شبکه‌های تعیین کننده‌ی  $u$  و  $w$ ) تعداد توابع عضویت ورودی و خروجی برابر 9 و تعداد قوانین فازی نیز 9 عدد در نظر گرفته شده است. تابع هزینه به صورت مجذور میانگین مربعات خطای بازگشتی (RMSE) بوده و شرط پایان روند آموزش تعداد تکرار مراحل می‌باشد. توابع عضویت ورودی برای هر دو ANFIS از نوع گوسی می‌باشد که با دو پارامتر  $[\sigma, \mu]$  تعیین می‌شود که  $\sigma$  شاخص پراکندگی و  $\mu$  میانگین مقادیر را نشان می‌دهد. همچنین توابع خروجی از نوع خطی بوده که پارامترهای آن برای هر قاعده‌ی فازی توسط رابطه‌ی (34) به دست می‌آید.

$$Out^i = P_1^i e_{n1} + P_2^i e_{n2} + P_3^i e_{n3} + P_4^i e_{m1} + P_5^i e_{m2} + P_6^i e_{m3} + P_7^i \quad (34)$$

**جدول 2** پارامترهای اولیه‌ی به دست آمده برای سیستم‌های عصبی فازی تطبیقی

آموزش داده شده توسط الگوریتم رقابت استعماری

**Table 2** Antecedent parameters obtained for adaptive neuro-fuzzy neural systems trained by imperialist competition algorithm

پارامترهای اولیه		ANFIS تعیین کننده‌ی $u$		توابع عضویت
$\mu$	$\sigma$	$\mu$	$\sigma$	
1.0032	0.1499	2.6459	0.2023	In1 mf1
2.128	0.318	0.85	0.0841	In1 mf2
0.8744	0.0742	0.3398	0.1652	In1 mf3
1.266	0.3735	0.5218	0.2302	In1 mf4
0.8964	0.073	0.5762	0.1107	In1 mf5
0.508	0.0329	0.336	0.186	In1 mf6
0.738	0.1381	1.0478	0.2686	In1 mf7
0.3618	0.0202	1.0122	0.0949	In1 mf8
1.0098	0.0822	0.1684	0.1434	In1 mf9
0.2487	0.3819	-1.0786	0.2968	In2 mf1
-0.9576	0.422	1.5464	0.2664	In2 mf2
0.1973	0.1517	0.4866	0.3165	In2 mf3
-2.0405	0.0956	-1.4332	0.0683	In2 mf4
-1.2595	0.3508	0.4481	0.35	In2 mf5
0.5139	0.0743	1.2198	0.0449	In2 mf6
1.3873	0.3772	-0.152	0.1881	In2 mf7
0.5548	0.0905	0.0363	0.4254	In2 mf8
-0.6948	0.2271	-0.2621	0.4946	In2 mf9
0.184	0.1735	-1.2201	0.1591	In3 mf1
-0.1727	0.2488	-0.1512	0.0348	In3 mf2
0.2166	0.0507	-0.5366	0.028	In3 mf3
-0.3228	0.1114	-1.6545	0.4806	In3 mf4
-1.0895	0.3523	-0.4464	0.1577	In3 mf5
-0.238	0.0599	0.3447	0.2069	In3 mf6
-0.2229	0.0552	-0.3418	0.167	In3 mf7
-0.1978	0.1471	0.0834	0.236	In3 mf8
0.48	0.0349	0.2263	0.122	In3 mf9
-0.5497	0.0084	-0.1524	0.2243	In4 mf1
-0.6651	0.0943	-0.1184	0.0476	In4 mf2
-1.1417	0.0086	-0.698	0.0262	In4 mf3
-0.0065	0.067	-0.0346	0.1775	In4 mf4
-0.3952	0.0228	-1.143	0.0349	In4 mf5
-0.9044	0.0072	-0.6741	0.0512	In4 mf6
-1.0682	0.0609	-0.5706	0.101	In4 mf7
-1.2281	0.0608	-1.2937	0.0275	In4 mf8
-0.1385	0.0146	-1.0699	0.0543	In4 mf9
0.1655	0.0387	0.9112	0.248	In5 mf1
0.8264	0.1046	0.0326	0.2339	In5 mf2
0.1005	0.2545	-0.9183	0.1068	In5 mf3
0.1713	0.1778	0.1154	0.2491	In5 mf4
1.0305	0.1866	-0.1995	0.2121	In5 mf5
-0.6113	0.0469	0.3855	0.2505	In5 mf6
0.0669	0.33	0.37890	0.2567	In5 mf7
-0.4849	0.3478	1.3134	0.1455	In5 mf8
0.7794	0.4002	0.3066	0.1247	In5 mf9
0.0149	0.271	0.9874	0.0379	In6 mf1
1.6526	0.2883	-0.4351	0.3915	In6 mf2
-0.134	0.0565	0.4373	0.1856	In6 mf3
0.3429	0.0634	0.4234	0.0621	In6 mf4
0.9364	0.0385	-0.0007	0.1286	In6 mf5
0.012	0.0604	-0.3955	0.3769	In6 mf6
-0.5996	0.0536	1.659	0.3555	In6 mf7
0.604	0.1282	0.0106	0.0297	In6 mf8
0.4834	0.2356	0.4715	0.1983	In6 mf9

**جدول 3** پارامترهای ثانویه‌ی به دست آمده برای سیستم عصبی فازی تطبیقی آموزش

داده شده توسط الگوریتم رقابت استعماری برای تعیین ورودی  $u$

**Table 3** Conclusion parameters obtained for adaptive neuro-fuzzy system trained by imperialist competition algorithm for determining input  $u$

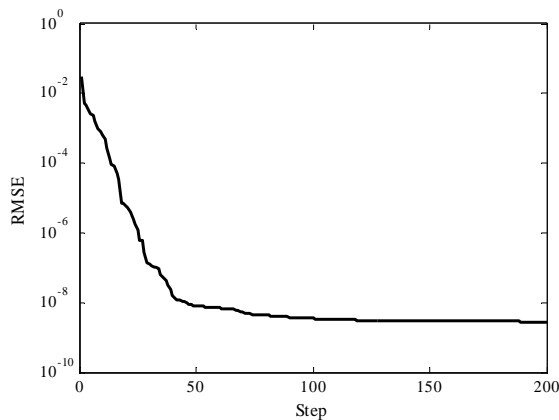
خروجی	$P_7$	$P_6$	$P_5$	$P_4$	$P_3$	$P_2$	$P_1$
Out1	0	-1.245	-0.340	0	0	0	0
Out2	0	-0.761	-0.535	0	0	0	0
Out3	0	-1.538	-0.991	0	0	0	0
Out4	0	-0.476	-0.952	0	0	0	0
Out5	0	-0.219	-1.581	0	0	0	0
Out6	0	-0.514	-0.889	0	0	0	0
Out7	0	-0.5	-0.5	0	0	0	0
Out8	0	-0.158	-0.197	0	0	0	0
Out9	0	-0.210	-0.948	0	0	0	0

**جدول 4** پارامترهای ثانویه‌ی به دست آمده برای سیستم عصبی فازی تطبیقی

آموزش داده شده توسط الگوریتم رقابت استعماری برای تعیین ورودی  $w$

**Table 4** Conclusion parameters obtained for adaptive neuro-fuzzy system trained by imperialist competition algorithm for determining input  $w$

خروجی	$P_7$	$P_6$	$P_5$	$P_4$	$P_3$	$P_2$	$P_1$
Out1	0	0	0	-0.88	0	0	0
Out2	0	0	0	-0.5	0	0	0
Out3	0	0	0	-0.780	0	0	0
Out4	0	0	0	-1.181	0	0	0
Out5	0	0	0	-1.581	0	0	0
Out6	0	0	0	-0.499	0	0	0
Out7	0	0	0	-0.630	0	0	0
Out8	0	0	0	-0.874	0	0	0
Out9	0	0	0	-1.581	0	0	0



**Fig. 6** The cost function reduction during the algorithm iterations for ANFIS determining  $w$

**شکل 6** روند کاهش تابع هزینه در طی مراحل تکرار الگوریتم برای تعیین

کننده‌ی  $w$

سمت حالت نهایی را دارد. با تشکیل سیستم عصبی فازی مناسب جهت هدایت حالت سیستم به سمت حالت نهایی در قسمت دوم به تشکیل ساختار ناظر فازی پرداخته و در نهایت با اعمال ناظر فازی به سیستم کنترل نتایج کار بررسی خواهد شد. در این شبیه‌سازی سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی هدایت حالت سیستم را تا حد 98% حالت نهایی را برعهده دارد.

ناظر فازی استفاده شده مبتنی بر سیستم TSK بوده که حالت نهایی در نظر گرفته شده برابر  $|\varphi_1|$  و ورودی آن، با توجه به تعریف ناحیه‌ی لغزش (رابطه‌ی (30))  $|\Psi_1|^2$  است. روش AND و OR به ترتیب به صورت prob و max بوده همچنین تعداد ورودی و خروجی برابر یک، توابع عضویت ورودی

با اعمال سیستم‌های عصبی فازی به دست آمده، بدون استفاده از ناظر فازی به سیستم کوانتومی، عملکرد سیستم عصبی فازی در هدایت حالت سیستم به سمت حالت نهایی در "شکل 7" نشان داده شده است.

"شکل 7" روند تغییرات احتمال رؤیت حالت پایه‌ی دلخواه (در این شبیه‌سازی  $|\varphi_1|$ ) را در طی مراحل کنترل نشان می‌دهد که نشان‌دهنده‌ی افزایش احتمال رؤیت حالت پایه‌ی دلخواه در سیستم است. بنابراین سیستم عصبی فازی توانایی هدایت حالت سیستم در حضور نامعینی‌های کراندار به



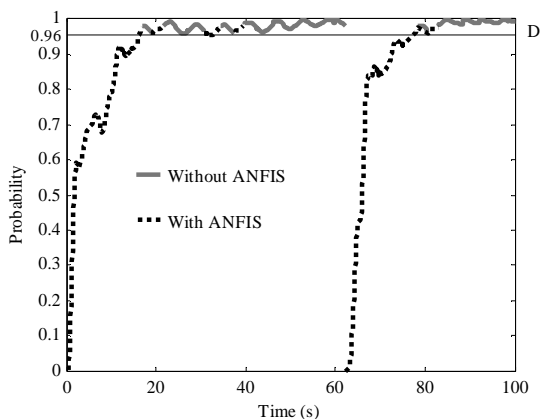


Fig. 8 Changes of observation's probability for the first base-vector of the system during the control process using the proposed method

شکل 8 روند تغییرات احتمال رؤیت بردار پایه‌ی اول سیستم در طول فرآیند کنترل با روش پیشنهادی

در "شکل 8" قسمت‌های نقطه چین، زمانی است که سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی در حال هدایت سیستم به داخل ناحیه است. همچنین نقاط دارای گسستگی، زمان‌های اندازه‌گیری را نشان می‌دهد. برای مثال در "شکل 8" در زمان 62 s اندازه‌گیری از سیستم صورت گرفته و باعث تغییر آنی حالت سیستم شده است. زمانی که حالت سیستم داخل ناحیه‌ی تعریف شده قرار دارد ورودی سیستم صفر بوده و تحول زمانی سیستم ناشی از نامعینی‌های داخلی آن است. تغییرات حالت سیستم در داخل ناحیه‌ی تعریف شده مادامی که باعث خروجی از ناحیه نشود قابل قبول است. مشاهده می‌شود که اگر حالت سیستم توسط نامعینی یا اندازه‌گیری از داخل ناحیه‌ی لغزش خارج شود سیستم عصبی فازی تطبیقی وارد عمل شده و وظیفه‌ی هدایت حالت سیستم به سمت حالت نهایی را تا حد مشخصی انجام می‌دهد. "شکل‌های 9 و 10" نیز تغییرات هر دو ورودی سیستم در طول این فرآیند کنترل را نشان می‌دهد که مشخص است در زمان‌هایی که حالت سیستم داخل ناحیه‌ی تعریف شده قرار دارد ورودی‌های سیستم صفر می‌باشد. همچنین در "شکل 11" نمایش کاملی از تغییرات احتمال رؤیت هر سه بردار پایه سیستم، در طی این فرآیند نشان داده شده است.

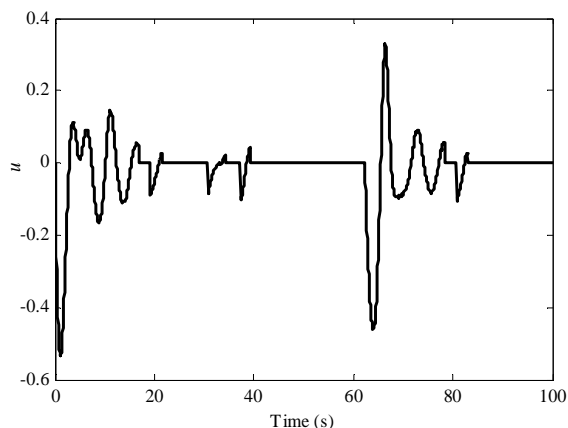


Fig. 9 Changes of the first input of the system ( $u$ ) during the control process

شکل 9 روند تغییرات ورودی اول سیستم ( $u$ ) در طول فرآیند کنترل

دو عدد از نوع trimf و توابع خروجی نیز دو عدد و از نوع constant با مقادیر صفر و یک می‌باشد. در این شبیه‌سازی  $(1-P)=0.96$  در نظر گرفته‌ایم که نشان می‌دهد در هر اندازه‌گیری از سیستم، به احتمال حداقل 96% حالت سیستم به حالت نهایی دلخواه تصویر می‌شود. مقادیر پارامترها و قواعد فازی تنظیم شده برای این سیستم به صورت جدول‌های 5 و 6 می‌باشد.

ناظر فازی تشکیل شده با توجه به "شکل 3" ضریب  $a$  را برای کنترل‌کننده ANFIS تعیین می‌کند و کنترل‌کننده با توجه به حالت سیستم ورودی مناسب را به سیستم اعمال می‌کند.

در این شبیه‌سازی بعد از گذشت 50 ثانیه اندازه‌گیری از سیستم به صورت تصادفی در زمان‌های مختلف انجام می‌شود، تا عملکرد سیستم به خوبی نشان داده شود. با توجه به بخش 2-2، برای یک سیستم مرتبه سه بردارهای پایه و احتمال رؤیت هر کدام از این بردارها در هر اندازه‌گیری به صورت رابطه‌ی (35) نشان داده شده است.

$$|\phi_1\rangle = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad |\phi_2\rangle = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad |\phi_3\rangle = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (35)$$

$$P(\phi_1) = |\psi_1|^2, \quad P(\phi_2) = |\psi_2|^2, \quad P(\phi_3) = |\psi_3|^2$$

یعنی در هر اندازه‌گیری با توجه به حالت سیستم قبل از اندازه‌گیری، این احتمال‌ها به دست آمده و حالت سیستم بعد از اندازه‌گیری با توجه به این احتمال‌ها به یکی از این بردارهای پایه تصویر می‌شود. نتایج شبیه‌سازی برای تغییرات احتمال رؤیت بردار پایه‌ی اول سیستم و در طول فرآیند کنترل در "شکل 8" نشان داده شده است، همچنین ناحیه‌ی تعریف شده در شکل زیر با D نشان داده شده است.

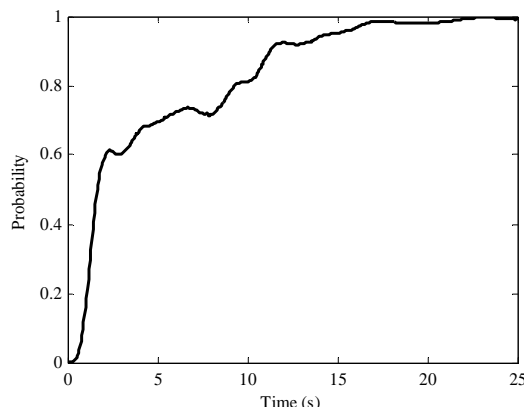


Fig. 7 Changes of observation's probability for the desired base-state in the quantum system using ANFIS

شکل 7 روند تغییرات احتمال رؤیت حالت پایه‌ی دلخواه در سیستم کوانتومی با استفاده از ANFIS

جدول 5 پارامترهای اولیه‌ی و ثانویه‌ی تنظیم شده برای ناظر فازی

Table 5 Antecedent and conclusion parameters adjusted for the fuzzy supervisor

Out1 mf2	Out1 mf1	In1 mf2	In1 mf1	پارامترهای ناظر فازی
0	1	[0.96,1,1]	[0,0,0.96]	پارامترهای تابع عضویت

جدول 6 قواعد فازی تنظیم شده برای ناظر فازی

Table 6 Fuzzy rules adjusted for the fuzzy supervisor

خروجی	عملگر	ورودی	عملگر	قواعد
out 1	آنگاه	mf 1	اگر	قاعده 1
out 2	آنگاه	mf 2	اگر	قاعده 2

رؤیت خواهد شد و اگر توسط اندازه‌گیری و یا نامعینی به خارج از ناحیه وارد شود دوباره توسط سیستم عصبی فازی تطبیقی آموزش داده شده توسط الگوریتم رقابت استعماری به سمت ناحیه‌ی تعریف شده هدایت می‌شود و این روند برای زمان‌های بعدی نیز به همین صورت ادامه پیدا می‌کند که این فرآیند در واقع معادل تغییر بردار حالت سیستم  $(\Psi(t))$ ، به سمت بردار پایه‌ی دلخواه است.

### 7- نتیجه‌گیری

یکی از نیازهای کاربردی در این گونه سیستم‌ها، حفظ حالت سیستم در محدوده‌ی معینی از حالت نهایی است. در واقع چون در این گونه سیستم‌ها، فقط توسط اندازه‌گیری سیستم یک حالت مشخص را به خود می‌گیرد و در غیاب اندازه‌گیری سیستم هیچ حالت مشخصی ندارد و فقط احتمال این که سیستم بعد از اندازه‌گیری کدام حالت را به خود خواهد گرفت، برای ما قابل تعیین است، تغییر حالت داخلی سیستم به نحوی که بتوانیم تضمین کنیم بعد از اندازه‌گیری با حداقل احتمال قابل تعریف، حالت دلخواه مشاهده می‌شود یکی از وظایف کنترلی در این گونه سیستم‌ها است. در این مقاله با استفاده از یک ناظر فازی و سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی بهبود یافته با الگوریتم رقابت استعماری، روشی برای نگه داشتن حالت سیستم در ناحیه‌ی تعریف شده، در حضور نامعینی‌های کراندار در همیلتونین سیستم ارائه شده است. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که روند کنترلی استفاده شده، توانایی حفظ و هدایت حالت سیستم به داخل ناحیه‌ی تعریف شده در حضور اندازه‌گیری و نامعینی‌های کراندار را دارد. این روش این امکان را می‌دهد تا اندازه‌گیری از سیستم را در زمان‌های دلخواه به انجام برسانیم و تضمین کنیم که در هر اندازه‌گیری از سیستمی که داخل ناحیه‌ی تعریف شده صورت گرفته باشد، حالت سیستم بعد از اندازه‌گیری با حداقل احتمال قابل تنظیم، به حالت نهایی موردنظر تصویر می‌شود.

### 8- مراجع

- [1] D. Dong, I. R. Petersen, Quantum control theory and applications: A survey, *IET Control Theory and Applications*, Vol. 4, No. 12, pp. 2651-2671, 2010.
- [2] K. Beauchard, J. M. Coron, H. Teismann, Minimal time for the bilinear control of Schrödinger equations, *Systems and Control Letters*, Vol. 71, No. 1, pp. 1-6, 2014.
- [3] S. Fu, M. Z. Q. Chen, Optimal control of single spin-1/2 quantum systems, *IET Control Theory and Applications*, Vol. 8, No. 2, pp. 86-93, 2014.
- [4] J. Werschnik, E. K. U. Gross, Quantum optimal control theory, *Journal of Physics B: Atomic, Molecular and Optical Physics*, Vol. 40, No. 18, pp. 175-211, 2007.
- [5] S. C. Hou, M. A. Khan, D. Dong, I. R. Petersen, Optimal Lyapunov-based quantum control for quantum systems, *Physical Review A*, Vol. 86, No. 2, 022321, 2012.
- [6] S. Kuang, S. Cong, Lyapunov control methods of closed quantum systems, *Automatica*, Vol. 44, No. 1, pp. 98-108, 2008.
- [7] M. Mirrahimi, P. Rouchon, G. Gabriel Turinici, Lyapunov control of bilinear Schrödinger equations, *Automatica*, Vol. 41, No. 11, pp. 1987-1994, 2005.
- [8] X. Wang, S. G. Schirmer, Analysis of Lyapunov method for control of quantum states, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 55, No. 10, pp. 2259-2270, 2010.
- [9] M. R. James, Quantum feedback control, *Proceedings of Chinese Control Conference (CCC)*, pp. 26-34, Yantai, China, July 22-24, 2011.
- [10] S. Lloyd, Coherent quantum feedback, *Physical Review A*, Vol. 62, No. 2, 022108, 2000.
- [11] A. L. Maalouf, I. R. Petersen, Coherent  $H_\infty$  Control for a Class of Annihilation Operator Linear Quantum Systems, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 56, No. 2, pp. 309-319, 2011.
- [12] C. Chen, D. Dong, J. Lam, J. Chu, Control design of uncertain quantum systems with fuzzy estimators, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 20, No. 5, pp. 820-831, 2012.
- [13] C. Chunlin, J. Frank, D. Dong, Hybrid control of uncertain quantum systems via fuzzy estimation and quantum reinforcement learning, *Proceedings of Chinese Control Conference (CCC)*, pp. 7177-7182, Hefei, China, July 25-27, 2012.
- [14] B. H. Liu, L. Li, Y. F. Huang, C. F. Li, G. C. Guo, E. M. Laine, H. B.

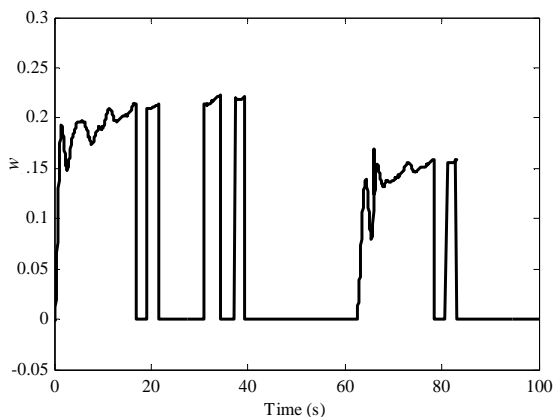


Fig. 10 Changes of the second input of the system ( $w$ ) during the control process

شکل 10 روند تغییرات ورودی دوم سیستم ( $w$ ) در طول فرآیند کنترل

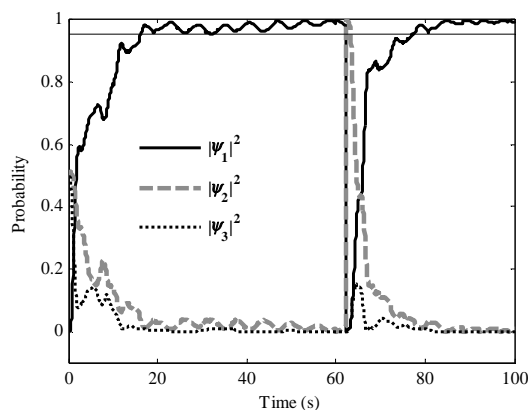


Fig. 11 Changes of observation's probability for each base-vector of the system during the control process

شکل 11 روند تغییرات احتمال رؤیت هر کدام از بردارهای پایه سیستم در طول فرآیند کنترل

در "شکل 11" مشخص است که در هر اندازه‌گیری حالت سیستم به یکی از بردارهای پایه تصویر شده، مثلاً در زمان 62 s حالت سیستم به بردار پایه  $|\psi_2\rangle$  تصویر شده است که با این اتفاق، سیستم عصبی فازی تطبیقی وارد عمل شده و دوباره احتمال رؤیت بردار پایه اول سیستم را افزایش می‌دهد و متناسب با آن احتمال رؤیت بردارهای دیگر در این فرآیند کاهش می‌یابد. عمل اندازه‌گیری متناسب با مقدار احتمال رؤیت هر کدام از بردارهای پایه است و از آنجایی که در این شبیه‌سازی هدف ما افزایش احتمال رؤیت بردار پایه اول سیستم بوده و ناحیه‌ی تعریف شده نیز در محدوده‌ی مشخصی از این بردار قرار دارد، در نتیجه در هر اندازه‌گیری از سیستم که داخل ناحیه‌ی تعریف شده صورت گیرد به احتمال حداقل 0.96 درصد بردار پایه اول سیستم رؤیت خواهد شد و احتمال رؤیت بردارهای پایه دیگر سیستم، روند نزولی داشته و خیلی کمتر از احتمال رؤیت بردار پایه اول سیستم است.

از آنجایی که هر کدام از این بردارهای پایه سیستم معرف یکی از حالت‌های پایه سیستم هستند، در نتیجه فرآیند کنترلی معرفی شده، توانایی هدایت حالت سیستم به سمت حالت نهایی دلخواه را داشته و می‌توان با استفاده از این روش تضمین کرد که در هر اندازه‌گیری که از سیستم در داخل ناحیه‌ی لغزش صورت بگیرد با احتمال مشخصی حالت نهایی دلخواه

- [22] J. S. Jang, C. T. Sun, *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*, pp.335-342, New Jersey: Prentice Hall, 1997.
- [23] Y. Nikoo, B. Rezaie, Z. Rahmani, Designing an intelligent finite-time terminal sliding mode controller with application to atomic force microscope, *Moddars Mechanical Engineering*, Vol. 16, No. 1, pp. 269-279, 2016 (in Persian فارسی).
- [24] V. S. Ghomsheh, M. A. Shoorehdeli, M. Teshnehlab, Training ANFIS structure with modified PSO algorithm, *Proceedings of Mediterranean Conference on Control and Automation*, pp. 1-6, Athens, Greece, June 27-29, 2007.
- [25] P. Liu, W. Leng, W. Fang, Training ANFIS model with an improved quantum-behaved particle swarm optimization algorithm, *Mathematical Problems in Engineering*, Vol. 2013, 595639, 2013.
- [26] A. Z. Zangeneh, M. Mansouri, M. Teshnehlab, A. K. Sedigh, Training ANFIS system with DE algorithm, *International Workshop on Advanced Computational Intelligence (IWACI)*, pp. 308-314, Wuhan, China, October 19-21, 2011.
- [27] E. Atashpaz-Gargari, C. Lucas, Imperialist Competitive Algorithm: An algorithm for optimization inspired by imperialistic competition, *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp.4661-4667, Singapore, September 25-28, 2007.
- Breuer, J. Piilo, Experimental control of the transition from Markovian to non-Markovian dynamics of open quantum systems, *Nature Physics*, Vol. 7, pp. 931-934, 2011.
- [15] N. Yamamoto, K. Tsumura, S. Hara, Feedback control of quantum entanglement in a two-spin system, *Automatica*, Vol. 43, No. 6, pp. 981-992, 2007.
- [16] C. Chen, L. Wang, Y. Wang, Closed-Loop and Robust Control of Quantum Systems, *The Scientific World Journal*, Vol. 2013, 869285, 2013.
- [17] D. Dong, I. R. Petersen, Sliding mode control of two-level quantum systems, *Automatica*, Vol. 48, No. 5, pp. 725-735, 2012.
- [18] A. Daeichian, F. Sheikholeslam, Survey and comparison of quantum systems: modeling, stability and controllability, *Journal of Control*, Vol. 5, No. 4, pp. 20-31, 2012 (in Persian فارسی).
- [19] M. A. Ghonaimy, An overview of quantum information systems, *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Engineering and Systems (ICCES)*, Cairo, Egypt, pp. xx – xxxii, 2013.
- [20] D. H. McIntyre, *Spin and Quantum Measurement*, Course Note, pp. 12-19, Oregon State University, 2002.
- [21] L. Wang, *A Course in Fuzzy Systems and Control*, pp.89-128, London: Prentice Hall, 1997.