



طراحی کنترل کننده ترکیبی تطبیقی هوشمند با استفاده از شبکه های عصبی موجکی کوانتومی برای ردیابی مسیر سیستم های کوانتومی بسته متناهی

زینب صاحبی¹، مجید یار احمدی^{2*}

1- دانشجوی دکتری، ریاضی کاربردی، دانشگاه لرستان، خرم آباد

2- استادیار، ریاضی کاربردی، دانشگاه لرستان، خرم آباد

* خرم آباد، صندوق پستی 465، yarahmadi.m@lu.ac.ir

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: 08 آبان 1396

پذیرش: 19 دی 1396

ارائه در سایت: 05 بهمن 1396

کلید واژگان:

کنترل تطبیقی کوانتومی

شبکه عصبی موجکی کوانتومی

کنترل هوشمند کوانتومی

ردیابی مسیر کوانتومی

کنترل کننده ترکیبی کوانتومی

چکیده

در این مقاله، یک کنترل کننده ترکیبی تطبیقی هوشمند جدید برای ردیابی یک مسیر دینامیک در سیستم های کوانتومی بسته متناهی ارائه شده است. مشکل بروز تکیه های ذاتی در سیگنال های کنترل کننده ردیابی مسیرهای دینامیکی در کنترل سیستم های کوانتومی، منجر به رشد شدید دامنه سیگنال های کنترل و در نتیجه افزایش هزینه کنترل و ناپایداری سیستم کنترل می شود. ابتدا بر اساس تئوری پایداری لیاپانوف یک کنترل کننده تطبیقی برای ردیابی مسیر دینامیک طراحی می شود. سپس برای رفع مشکل تکیه در سیگنال های کنترل تطبیقی، یک کنترل کننده هوشمند کوانتومی مبتنی بر شبکه عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی با قوانین یادگیری پس انتشار دسته ای طراحی و بوسیله یک پارامتر ناظر تکیه با کنترل کننده تطبیقی ترکیب شده است. کنترل کننده ارائه شده با ترکیب مؤثر سیگنال های کنترل تطبیقی و هوشمند، حالت سیستم کوانتومی را طوری تنظیم می کند که فرایند ردیابی مسیر دینامیک از پیش تعیین شده، به خوبی کنترل می شود. کنترل کننده پیشنهادی علاوه بر ردیابی مسیر هدف، اثرات نامطلوب ناشی از بروز پدیده تکیه و دامنه بزرگ سیگنال های کنترل را حذف می کند. عملکرد کنترل کننده ترکیبی تطبیقی هوشمند پیشنهادی در مساله کنترل انتقال جمعیت یک سیستم کوانتومی بسته چهار سطحی در ردیابی مسیر دینامیک پاسخ پله، مورد بررسی قرار گرفته است. بررسی نتایج شبیه سازی کاهش خطای ردیابی، کم شدن هزینه کنترل با تنظیم مؤثر سیگنال های کنترل و کاهش قابل ملاحظه تعداد دفعات بروز پدیده تکیه را نشان می دهد.

Hybrid adaptive intelligent controller design using quantum wavelet neural networks for trajectory tracking control in finite dimensional closed quantum systems

Zeinab Sahebi, Majid Yarahmadi*

Department of Mathematics and Computer Science, Lorestan University, Khorramabad, Iran

* P.O.B. 465, Khorramabad, Iran, yarahmadi.m@lu.ac.ir

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper
Received 30 October 2017
Accepted 09 January 2018
Available Online 25 January 2018

Keywords:
Quantum Adaptive Control
Quantum Wavelet Neural Network
Quantum Intelligent Control
Quantum Trajectory Tracking
Quantum Hybrid Controller

ABSTRACT

In this paper, a new hybrid adaptive intelligent controller is introduced to track a dynamic trajectory in finite dimensional closed quantum systems. The problem of inherent singularities in control signals of trajectory tracking in quantum systems leads to a sharp increase in control signal amplitude. As a result, the amplitude of the large signal increases the control cost and control system instability. Consequently, the large control signal amplitude increases the control cost and leads to instability in control system. Firstly, according to the Lyapunov stability theory, an adaptive controller is designed to track the dynamic path. Then, to overcome the singularity drawback, a quantum intelligent controller is designed based on a quantum adaptive wavelet neural network with batch back propagation learning and combined with adaptive controller by a singularity observer. The proposed hybrid adaptive intelligent controller by combining the adaptive and intelligent control signals adjusts the quantum state so that the desired dynamic trajectory is traced effectively and simultaneously eliminates the effects of singularities and reduces the control amplitude. The performance of the hybrid adaptive intelligent controller is checked for step response tracking in a population transfer of a four-level closed quantum system. The simulation results show that the introduced controller reduces the tracking error and significantly decreases the number of singular points. Also, the control cost is reduced by effective adjustment of the control signal's amplitude.

1- مقدمه

میکروسکوپی منجر به پیدایش مکانیک کوانتومی شد. پس از پیدایش مکانیک کوانتومی و تحلیل دقیق پدیده های کوانتومی در سه دهه اخیر،

با شروع قرن بیستم ناتوانی فیزیک کلاسیک در حوزه های نسبیتی و

Please cite this article using:

Z. Sahebi, M. Yarahmadi, Hybrid adaptive intelligent controller design using quantum wavelet neural networks for trajectory tracking control in finite dimensional closed quantum systems, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 18, No. 02, pp. 179-188, 2018 (in Persian)

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

نتیجه، تحقیقات در زمینه‌ی شبکه‌های عصبی قابل اجرا در کامپیوترهای کوانتومی و دستیابی به سیستمی با قابلیت پردازش سریع و موزی اطلاعات، منجر به ارائه‌ی یک مدل نرون کیوبیتی سازگار با اصول مکانیک کوانتومی شد. آموزش این نرون از طریق قانون یادگیری پسانتشار کوانتومی انجام می‌شود. سپس، مدلی از شبکه‌های عصبی کوانتومی ارائه شد که در آن بهمکنش بین نرون‌های کیوبیتی از قواعد فیزیک کوانتومی پیروی کرده و کارایی آن نسبت به شبکه‌های عصبی کلاسیک بیشتر است [22]. همچنین در [23] با تکیه بر ویژگی فراگیری گیت دورانی تک کیوبیتی و گیت کنترلی NOT و استفاده از نرون‌های کوانتومی در لایه‌های مخفی و خروجی، یک مدل شبکه‌ی عصبی پسانتشار کوانتومی طراحی شد. شبکه‌های عصبی پسانتشار کوانتومی از لحاظ سرعت یادگیری، نرخ همگرایی و مقاومت نسبت به شبکه‌های عصبی کلاسیک دارای برتری هستند [24]. با انتشار این نتایج، مدل‌های متنوعی از شبکه‌ی عصبی طراحی شد: مدل شبکه‌های عصبی کوانتومی چندلایه [26,25]، شبکه‌های عصبی پرسپترون کوانتومی خودگردان [27] و شبکه‌های عصبی کوانتومی با وزن‌های کوانتومی [29,28]. بعلاوه در [30] مدل پرسپترون کوانتومی به عنوان تعمیم مستقیم پرسپترون‌های کلاسیک، ارائه شده است. این شبکه توسط الگوریتم یادگیری کوانتومی آموزش داده می‌شود. محققان از روش‌های کلاسیک مختلفی برای بهبود عملکرد شبکه‌های عصبی کوانتومی استفاده کرده‌اند. یکی از این روش‌ها استفاده از توابع موجک در معماری شبکه‌ی عصبی است. انواع مختلف شبکه‌های عصبی کلاسیک با تکیه بر قابلیت خاص تبدیل‌های موجکی در آشکارسازی ویژگی‌های موضعی توابع و استفاده از موجک‌ها به عنوان تابع محرک طراحی شده‌اند [31-34]. در سال 2010 بر اساس تئوری آنالیز موجکی و تئوری برهمه‌نهی کوانتومی، یک مدل شبکه‌ی عصبی موجکی کوانتومی ارائه شده که در آن تابع موجک غیرخطی، به عنوان جایگزین تابع محرک سیگموئیدی لایه‌ی مخفی بکار رفته است [35]. سپس، در [36] یک شبکه‌ی عصبی موجکی کوانتومی با ترکیب تابع موجک پایه‌ای گاوسی و تابع پایه‌ای شعاعی در یک شبکه‌ی عصبی کوانتومی چندلایه، طراحی شد. این شبکه می‌تواند با شناسایی عدم اطمینان داده‌های نمونه، مدت زمان فرایند یادگیری شبکه را کاهش دهد. از کاربردهای کلاسیک کنترلی شبکه‌های عصبی کوانتومی می‌توان به استفاده از آن‌ها در کنترل سیستم پاندول معکوس [26,25]، کنترل پسخوردی ربات دوچرخه با استفاده از شبکه‌ی عصبی کوانتومی چندلایه [26]، طراحی کنترل کننده‌ی هوشمند تناسبی-انترگالی-دیفرانسیلی⁴ خودتنظیم مدل مرجع با استفاده از نرون‌های کیوبیتی [37] و کنترل سیستم پاندول معکوس و نوسانگر دافینگ⁵ با طراحی کنترل کننده‌ی مقاوم هوشمند کوانتومی مبتنی بر مد لغزشی با لایه‌ی مرزی [3] اشاره کرد. همچنین، شبکه‌های عصبی کوانتومی به طور موفقیت‌آمیز در بازایی تصویر [25]، آنالیز و کلاسبندی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی⁶ [36] و شناسایی الگوی خرابی جعبه‌دنده [30] مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

در این مقاله، با توجه به اهمیت کنترل ردیابی مسیر در سیستم‌های کوانتومی و همچنین کارایی مؤثر شبکه‌های عصبی کوانتومی در شناسایی سیستم‌های کنترل، با ترکیب روش ردیابی مسیر تطبیقی و کنترل کننده‌ی هوشمند عصبی موجکی کوانتومی، رویکرد جدیدی برای کنترل ردیابی مسیر سیستم‌های کوانتومی بسته با بعد متناهی ارائه می‌شود. حالت اولیه‌ی سیستم کوانتومی به صورت دلخواه انتخاب شده و حالت مطلوب آن یک تابع پیوسته

تئوری کنترل سیستم‌های کوانتومی با الهام گرفتن از پیشرفت‌های تجربی و مسائل مطرح شده در برخی از علوم مانند شیمی کوانتومی، اطلاعات کوانتومی، اپتیک کوانتومی، فیزیک اتمی و مولکولی گسترش یافت. اخیراً بسیاری از روش‌های کنترل کلاسیک از جمله کنترل لیاپانوفی¹ [1]، کنترل بهین [2]، کنترل مقاوم [3]، کنترل تطبیقی [4-6]، روش‌های رزونانس مغناطیسی هسته‌ای¹ [7]، کنترل یادگیر کوانتومی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک [8] و کنترل هوشمند فازی [9] برای کنترل حالت سیستم‌های کوانتومی توسعه داده شده‌اند. کنترل پدیده‌های کوانتومی در بسیاری از سیستم‌های کاربردی مانند اپتیک کوانتومی و نیمه هادی‌های نانو ساختار [10-12]، فیزیک اتمی و مولکولی و شیمی فیزیک [13] و رزونانس مغناطیسی هسته‌ای [14] مطرح می‌شود.

هدف اصلی کنترل کوانتومی، کنترل مؤثر سیستم به منظور هدایت آن از یک حالت اولیه‌ی دلخواه به یک حالت نهایی مطلوب با به کارگیری میدان‌های کنترل خارجی می‌باشد. اگر حالت مطلوب سیستم کوانتومی تحت کنترل ایستا باشد مساله‌ی کنترل، یک مساله‌ی کنترل تنظیم حالت² است و در صورتی که حالت مطلوب سیستم یک تابع وابسته به زمان باشد، مساله‌ی کنترل به مساله‌ی ردیابی مسیر³ تبدیل می‌شود [15]. با اینکه حالت‌های درهم‌تنیده، آمیختگی و برهمه‌نهی در سیستم‌های کوانتومی، موجب پیچیدگی فرایند کنترل ردیابی مسیر می‌شوند، روش‌های مختلفی در این زمینه بکار گرفته شده‌اند. به عنوان مثال روش‌های ردیابی مسیر سیستم کوانتومی با مساله‌ی شرویدینگر [16,4]، ردیابی مسیر مرجع سیستم‌های کوانتومی همدوس [6]، کنترل ردیابی مسیر لیاپانوفی برای تنظیم حالت سیستم کوانتومی با معادله‌ی لیوویل [15] و ردیابی مداری یک سیستم هدف تحول آزاد در سیستم کوانتومی بسته [17] برای کنترل حالت سیستم‌های کوانتومی بررسی شده‌اند. در فرایند کنترل ردیابی مسیر سیستم‌های کوانتومی ممکن است سیگنال‌های کنترل تکین شده یا دامنه‌ی آن‌ها بسیار بزرگ شود. تکینی سیگنال‌های کنترل بر اساس مشخصه‌ی کنترل‌پذیری سیستم به تکینی‌های ذاتی و رفع‌شدنی تقسیم می‌شوند [18]. در حالت تکینی‌های رفع‌شدنی، ردیابی مسیر مطلوب توسط سیستم امکان‌پذیر است اما روبرو شدن با سیگنال‌های کنترل با دامنه‌ی بسیار بزرگ دور از انتظار نیست. هرگاه تکینی سیگنال‌های کنترل از نوع ذاتی باشد، سیستم کنترل‌پذیر نبوده و در لحظه‌ی بروز تکینی نمی‌تواند مسیر هدف را به صورت دقیق ردیابی کند [18,19]. تحقیقات معدودی در زمینه‌ی بررسی و رفع مشکل تکینی در کنترل سیستم‌های کوانتومی انجام شده است. رفتار تکین سیگنال‌های کنترل در [20] مورد بررسی قرار گرفته است. در این مرجع تکینی‌های غیر ذاتی با استفاده از یک شاخص رتبه شناسایی شده و سپس طی یک فرایند محدودسازی رفع می‌شوند. همچنین، در [18,19] از روش کنترل تطبیقی برای رفع ناپایداری ناشی از پارازیت تکینی سیگنال‌های کنترل و مدیریت اثرات نامطلوب دامنه‌ی بزرگ سیگنال‌های کنترل در ردیابی مسیر سیستم‌های کوانتومی بسته استفاده شده است.

با گسترش مطالعات در زمینه‌ی محاسبات کوانتومی در دهه‌ی 1990 مفهوم شبکه‌های عصبی کوانتومی ارائه شد. عملکرد این شبکه‌ها مبتنی بر اصول مکانیک کوانتومی بوده و به منظور غلبه بر نارسایی‌ها و نقایص مدل شبکه‌های عصبی کلاسیک طراحی می‌شوند. می‌توان حالت پردازش شبکه‌های عصبی کلاسیک را بر اساس فیزیک کوانتومی تشریح کرد [21]. در

⁴ Proportional-Integral-Derivative (PID)⁵ Duffing oscillator⁶ Electroencephalography (EEG)¹ Nuclear Magnetic Resonance (NMR)² Regulation³ Trajectory tracking control

بعلاوه، مقدار چشمداشتی اندازه‌گیری سیستم با رابطه‌ی (4) داده می‌شود:

$$Y(t) = \langle O(t) \rangle_{|\psi(t)\rangle} = \sum_j \lambda_j \Pr(\lambda_j) = \sum_j \lambda_j \langle \psi(t) | O_j | \psi(t) \rangle$$

$$= \langle \psi(t) | \sum_j \lambda_j O_j | \psi(t) \rangle = \langle \psi(t) | O(t) | \psi(t) \rangle. \quad (4)$$

در اینجا هدف، کنترل مؤثر سیستم کوانتومی است تا در نتیجه‌ی آن مقدار چشمداشتی عملکرد مشاهده‌پذیر $O(t)$ مسیر مطلوب $S(t)$ را ردیابی کند:

$$S(t) - \langle \psi(t) | O(t) | \psi(t) \rangle \rightarrow 0, t \rightarrow +\infty. \quad (5)$$

بنابراین، در فرایند کنترل ردیابی مسیر سیستم کوانتومی سیگنال‌های کنترل باید طوری طراحی شوند که حالت $|\psi(t)\rangle$ شرط (5) را برقرار کند. مسیر مطلوب $S(t)$ را می‌توان به اشکال مختلف در نظر گرفت. در این مقاله تابع پاسخ پله، به عنوان یکی از پر کاربردترین سیستم‌های هدف در بررسی عملکرد کنترل سیستم‌های مهندسی، در نظر گرفته می‌شود. با توجه به ماهیت احتمالی تحول جمعیت در معادله‌ی (4) و مسیر هدف در نظر گرفته شده، $Y(t)$ و $S(t)$ در بازه‌ی $[0, 1]$ قرار دارند. در نتیجه، برای رسیدن به هدف کنترل کفایت سیگنال‌های کنترل طوری طراحی شوند که $Y(t)$ مسیر هدف $S(t)$ را ردیابی کند. به منظور بررسی عملکرد کنترل ردیابی مسیر، تفاضل بین $S(t)$ و $Y(t)$ به عنوان سیگنال خطای ردیابی در نظر گرفته می‌شود:

$$e(t) := S(t) - Y(t) = S(t) - \langle \psi(t) | O(t) | \psi(t) \rangle. \quad (6)$$

3- طراحی سیستم کنترل

3-1- طراحی قانون کنترل ردیابی مسیر تطبیقی

در این بخش، قانون‌های تطبیقی کنترل با استفاده از روش لیاپانوف، طوری طراحی می‌شوند که انتقال جمعیت در سیستم کوانتومی π -سطحی بسته‌ی (1) با مشاهده‌پذیر $O(t)$ مسیر هدف $S(t)$ را ردیابی کند. برای این منظور، پایداری سیستم کنترل کوانتومی توسط قضیه‌ی پایداری لیاپانوف تضمین می‌شود. اساس روش لیاپانوف مبتنی بر انتخاب تابعی مانند V با مشتق‌های جزئی پیوسته است که در شرایط زیر صدق می‌کند:

- V یک تابع نیمه معین مثبت است: $V \geq 0$;
 - مشتق زمانی مرتبه اول V غیر معین منفی است: $\dot{V} \leq 0$.
- تابع V با شرایط فوق یک تابع لیاپانوف نامیده می‌شود.

قضیه 1

سیستم کوانتومی بسته‌ی (1) در نظر گرفته می‌شود. اگر سیگنال‌های کنترل u_1 و u_k برای $k = 2, 3, \dots, M$ با رابطه‌های (7) و (8) تعریف شوند:

$$u_1(t) = \frac{\dot{S}(t) - 2\text{Im}g(\langle \psi(t) | O(t) \cdot H_0 | \psi(t) \rangle)}{2\text{Im}g(\langle \psi(t) | O(t) \cdot H_1 | \psi(t) \rangle)}, \quad (7)$$

$$u_k(t) = g_k e(t) \cdot 2\text{Im}g(\langle \psi(t) | O(t) \cdot H_k | \psi(t) \rangle) \quad (8)$$

که در آن g_k بهره‌ی کنترل است، آنگاه سیستم کنترل داده شده پایدار لیاپانوف است.

اثبات

برای اثبات پایداری سیستم (1)، تابع $V(t)$ به صورت رابطه (9) در نظر گرفته می‌شود:

$$V(t) := \frac{1}{2} e^2(t) \quad (9)$$

از زمان در نظر گرفته می‌شود. قوانین کنترل تطبیقی بر اساس روش لیاپانوف طراحی شده و پایداری سیستم تحت کنترل با اثبات یک قضیه تضمین می‌شود. سپس مشکلات ناشی از دامنه‌ی بزرگ و تکین ذاتی در سیگنال‌های کنترل تطبیقی با استفاده از کنترل کننده‌ی هوشمند کوانتومی رفع می‌شوند. در صورتی که در سیگنال‌های کنترل تطبیقی تکین رخ داده یا دامنه‌ی آن‌ها بسیار بزرگ شود، سیگنال‌های کنترل کننده‌ی هوشمند به صورت آنلاین توسط شبکه‌ی عصبی موجی کوانتومی محاسبه شده و فرایند ردیابی مسیر سیستم را کنترل می‌کنند. در طراحی این شبکه‌ی عصبی، داده‌ها و وزن‌های لایه‌ی ورودی به صورت حالت‌های کوانتومی و داده‌های خروجی آن کلاسیک در نظر گرفته شده و از موجک کلاه مکزیکی به عنوان تابع محرک لایه‌ی مخفی شبکه استفاده شده است.

ادامه‌ی مقاله به صورت زیر سازماندهی شده است.

در بخش 2 به معرفی مدل دینامیکی مساله و فرایند کنترل سیستم‌های کوانتومی بسته پرداخته می‌شود. سپس قوانین کنترل تطبیقی و شبکه‌ی عصبی موجی تطبیقی کوانتومی در بخش 3 طراحی شده و در نهایت کنترل کننده‌ی ترکیبی تطبیقی هوشمند عصبی موجی کوانتومی معرفی می‌شود. بخش 4 به ارائه‌ی نتایج شبیه‌سازی انتقال جمعیت یک سیستم کوانتومی چهار سطحی بسته با استفاده از کنترل کننده‌ی پیشنهادی اختصاص داده شده است. در پایان، نتایج نوآوری و عملکرد کنترل کننده‌ی پیشنهاد شده در کنترل ردیابی مسیر سیستم‌های کوانتومی بسته در بخش 5 خلاصه می‌شوند.

2- دینامیک و فرایند کنترل سیستم کوانتومی

حالت یک سیستم کوانتومی π -سطحی عضو فضای هیلبرت $\mathbb{S}^{2n-1}$ است و با تابع موج $|\psi(t)\rangle$ نمایش داده می‌شود. اگر ماتریس‌های هرمیتی H_0 و H_k به ترتیب همیلتونی‌های آزاد (داخلی) و کنترل (خارجی) سیستم باشند، آنگاه همیلتونی کل سیستم به صورت $H = [H_0 + \sum_{k=1}^M u_k(t) H_k]$ تعریف می‌شود. در کنترل ردیابی مسیر حالت خالص، دینامیک سیستم کوانتومی π -سطحی بسته با معادله‌ی شرودینگر (1) توصیف می‌شود [1]:

$$i\hbar |\dot{\psi}(t)\rangle = \left[H_0 + \sum_{k=1}^M u_k(t) H_k \right] |\psi(t)\rangle,$$

$$|\psi(0)\rangle = |\psi_0\rangle \quad (1)$$

که در آن $|\psi_0\rangle$ حالت اولیه‌ی سیستم کوانتومی است. توابع $u_k(t) \in \mathbb{R}$ به عنوان سیگنال‌های کنترل، از طریق ماتریس‌های وابسته به زمان همیلتونی‌های کنترل با سیستم کوپل می‌شوند. برای سادگی، ثابت پلانک $\hbar = 1$ در نظر گرفته می‌شود. در مکانیک کوانتومی، هر اندازه‌گیری از سیستم کوانتومی با یک عملکرد هرمیتی موسوم به مشاهده‌پذیر متناظر است و هرگاه یک سیستم کوانتومی با حالت $|\psi(t)\rangle$ توسط مشاهده‌پذیر $O(t)$ اندازه‌گیری شود، نتیجه‌ی اندازه‌گیری یکی از مقدارهای ویژه‌ی این مشاهده‌پذیر می‌باشد. اگر J یک زیرمجموعه‌ی اندازه‌پذیر از طیف عملکرد $O(t)$ و O_j عملکرد تصویرگر متناظر با مقدار ویژه‌ی λ_j باشد، آنگاه تجزیه‌ی طیفی گسسته‌ی $O(t)$ به صورت رابطه‌ی (2) است [38]:

$$O(t) = \sum_j \lambda_j O_j. \quad (2)$$

بنابراین، مقدار ویژه‌ی λ_j با احتمال $\Pr(\lambda_j)$ به عنوان خروجی اندازه‌گیری مشاهده می‌شود:

$$\Pr(\lambda_j) = \langle \psi(t) | O_j | \psi(t) \rangle. \quad (3)$$

فضای هیلبرت n -بعدی $\mathcal{H} = \{|x\rangle : |x\rangle = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T, x_i \in \mathbb{C}, i = 1, 2, \dots, n\}$ به عنوان داده‌های ورودی آموزشی نرون در نظر گرفته می‌شوند. حال نگاشت حقیقی‌ساز $T: \mathcal{H} \rightarrow \mathbb{R}^{2n}$ با رابطه‌ی (18) تعریف می‌شود:

$$T|x\rangle := (\text{Re}|x\rangle, \text{Im}|x\rangle)^T. \quad (18)$$

به منظور جلوگیری از پیچیدگی محاسبات ناشی از ورودی‌های مختلط $|x_1\rangle, |x_2\rangle, \dots, |x_R\rangle$ ، فرم حقیقی‌سازی شده‌ی این حالت‌ها به عنوان داده‌های ورودی نرون در نظر گرفته می‌شوند:

$$|\underline{x}_k\rangle := T|x_k\rangle = [\text{Re}|x_k\rangle, \text{Im}|x_k\rangle]^T, \quad k = 1, 2, \dots, R. \quad (19)$$

به عبارت دیگر، ورودی‌های حقیقی‌سازی شده‌ی $|\underline{x}_1\rangle, |\underline{x}_2\rangle, \dots, |\underline{x}_R\rangle$ به نرون اعمال می‌شوند. ورودی‌های حقیقی‌سازی شده با ضرب داخلی در وزن‌های کوانتومی $|W_1\rangle, \dots, |W_R\rangle$ وزن‌دار شده و حاصل جمع آن‌ها به عنوان ورودی خالص نرون عصبی موجکی کوانتومی در نظر گرفته می‌شود. نرون عصبی موجکی کوانتومی از طریق تابع موجک $\Psi_{a,b}(x)$ تحریک شده و خروجی آن با رابطه‌ی (20) محاسبه می‌شود:

$$\hat{y} = \Psi_{a,b} \left(\sum_{k=1}^R \langle W_k | \underline{x}_k \rangle \right) \quad (20)$$

که در آن $|W_k\rangle$ -ها وزن‌های کوانتومی نرون هستند و ضرب داخلی $\langle \underline{x}_k | W_k \rangle$ با رابطه‌ی $\langle \underline{x}_k | W_k \rangle = \sum_{i=1}^{2n} \overline{W_{ki}} \cdot \underline{x}_{ki}$ محاسبه می‌شود. همچنین، $\overline{W_{ki}}$ مزدوج مختلط عدد W_{ki} است. پارامترهای قابل تنظیم نرون عصبی موجکی تطبیقی شامل وزن‌های کوانتومی $|W_k\rangle$ و پارامترهای a و b می‌باشند.

3-2-2- مدل شبکه‌ی عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی

در این بخش، با ترکیب نرون‌های عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی، مدل شبکه‌ی عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی طراحی می‌شود. شبکه‌ی عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی در شکل 1 نشان داده شده است. ساختار این شبکه از R ورودی کوانتومی، S_1 نرون عصبی موجکی کوانتومی در لایه‌ی مخفی و S_2 خروجی حقیقی تشکیل شده است. در شبکه‌ی عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی، $|\underline{x}_1\rangle, |\underline{x}_2\rangle, \dots, |\underline{x}_R\rangle$ بردارهای ورودی، S_1 و $j = 1, 2, \dots, R$ و $i = 1, 2, \dots, S_1$ حالت‌های $|W_{ij}\rangle$ وزن‌های اتصال بین لایه‌ی ورودی i -ام و لایه‌ی مخفی j -ام، net_j ورودی خالص نرون j -ام و موجک Ψ_{a_j,b_j} تابع تحریک نرون j -ام می‌باشند. همچنین، c_{jk} برای S_2 و $k = 1, 2, \dots, S_2$ و $j = 1, 2, \dots, S_1$ وزن اتصال بین لایه‌ی مخفی و لایه‌ی k -امین نرون خروجی شبکه بوده و f_k -ها توابع انتقال سیگموئیدی در نظر گرفته می‌شوند.

رابطه‌ی ورودی-خروجی لایه‌های شبکه‌ی عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی در رابطه‌های (21) و (22) نشان داده شده است:

$$\text{net}_j := \sum_{i=1}^R \langle W_{ij} | \underline{x}_i \rangle, \quad i = 1, 2, \dots, R, j = 1, 2, \dots, S_1 \quad (21)$$

$$\hat{y}_k = f_k \left(\sum_{j=1}^{S_1} c_{jk} \Psi_{a_j,b_j}(\text{net}_j) \right), \quad k = 1, 2, \dots, S_2. \quad (22)$$

3-2-3- الگوریتم یادگیری شبکه

شبکه‌ی عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی شامل وزن‌ها و پارامترهای قابل تنظیم $\langle W_{ij} |$ ، a_j ، b_j و c_{jk} است که باید بروزرسانی شوند. پارامترهای انتقال

سیگنال خطای $e(t)$ توسط رابطه‌ی (6) تعریف می‌شود. تابع $V(t)$ به وضوح نیمه معین مثبت است و مشتق مرتبه اول آن نسبت به زمان به صورت رابطه‌ی (10) است:

$$\dot{V}(t) = e(t) \cdot \dot{e}(t) \quad (10)$$

و $\dot{e}(t)$ مشتق زمانی مرتبه اول سیگنال خطا می‌باشد:

$$\dot{e}(t) = \dot{S}(t) - \langle \dot{\psi}(t) | O(t) | \psi(t) \rangle - \langle \psi(t) | \dot{O}(t) | \psi(t) \rangle - \langle \psi(t) | O(t) | \dot{\psi}(t) \rangle. \quad (11)$$

با جایگذاری $|\psi(t)\rangle$ از رابطه‌ی (1) در (11) خطای $\dot{e}(t)$ به صورت (12) به دست می‌آید:

$$\dot{e}(t) = \dot{S}(t) - \langle \psi(t) | i[H(t), O(t)] + \dot{O}(t) | \psi(t) \rangle \quad (12)$$

که در آن $H(t) = (H_0 + \sum_{k=1}^M u_k(t) H_k)$ عملگر $[\cdot, \cdot]$ معرف براکت لی می‌باشد. با استفاده از رابطه‌ی (12) در (10) نتیجه می‌شود:

$$\dot{V}(t) = e(t) \cdot \left(\dot{S}(t) - 2\text{Im}g(\langle \psi(t) | O(t) \cdot H_0 | \psi(t) \rangle) - 2 \sum_{k=1}^M u_k(t) \text{Im}g(\langle \psi(t) | O(t) \cdot H_k | \psi(t) \rangle) \right) \quad (13)$$

حال می‌توان تابع $\dot{V}(t)$ را به صورت (14) بازنویسی کرد:

$$\dot{V}(t) = e(t) \cdot \left(\dot{S}(t) - 2\text{Im}g(\langle \psi(t) | O(t) \cdot H_0 | \psi(t) \rangle) - 2u_1(t) \text{Im}g(\langle \psi(t) | O(t) \cdot H_1 | \psi(t) \rangle) - 2 \sum_{k=2}^M u_k(t) \text{Im}g(\langle \psi(t) | O(t) \cdot H_k | \psi(t) \rangle) \right) \quad (14)$$

با توجه به تعریف $u_1(t)$ در رابطه‌ی (7) می‌توان رابطه (15) را نوشت:

$$e(t) \cdot \left(\dot{S}(t) - 2\text{Im}g(\langle \psi(t) | O(t) \cdot H_0 | \psi(t) \rangle) - 2u_1(t) \text{Im}g(\langle \psi(t) | O(t) \cdot H_1 | \psi(t) \rangle) \right) = 0. \quad (15)$$

در نتیجه رابطه (16) بدست می‌آید:

$$\dot{V}(t) = -2e(t) \cdot \left(\sum_{k=2}^M u_k(t) \text{Im}g(\langle \psi(t) | O(t) \cdot H_k | \psi(t) \rangle) \right). \quad (16)$$

با جایگذاری $u_k(t)$ از (8) در رابطه‌ی (16) نتیجه می‌شود: $\dot{V}(t) \leq 0$. بنابراین، $V(t)$ برای سیستم کوانتومی بسته‌ی (1) یک تابع لیاپانوف است و این اثبات را کامل می‌کند.

3-2- طراحی شبکه‌ی عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی

3-2-1- نرون عصبی موجکی کوانتومی

در این بخش، با استفاده از تابع موجک به عنوان تابع تحریک لایه‌ی مخفی، یک مدل نرون عصبی موجکی کوانتومی جدید ارائه می‌شود. تابع تحریک این نرون عضو خانواده‌ی توابع دو پارامتری $\Psi_{a,b}(x) = \Psi(x - b/a) / \sqrt{|a|}$ است که توسط پارامترهای انتقال و اتساع a و b از تابع $\Psi(x)$ ساخته می‌شوند. تابع $\Psi(x)$ ، تابع موجک مادر نامیده شده و در شرط (17) صدق می‌کند:

$$\int_0^{+\infty} \frac{|\hat{\Psi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega < +\infty \quad (17)$$

که در آن $\hat{\Psi}(\omega)$ تبدیل فوری تابع $\Psi(x)$ است. نرون عصبی موجکی کوانتومی شامل ورودی‌های کوانتومی حقیقی‌سازی شده، وزن‌دهی از طریق ضرب داخلی بردارهای کوانتومی، تحریک حاصل جمع ورودی‌های وزن‌دار و خروجی کلاسیک است. از این نرون در معماری شبکه‌ی عصبی کوانتومی شکل 1 استفاده شده است. حالت‌های کوانتومی $|x_1\rangle, |x_2\rangle, \dots, |x_R\rangle$ عضو

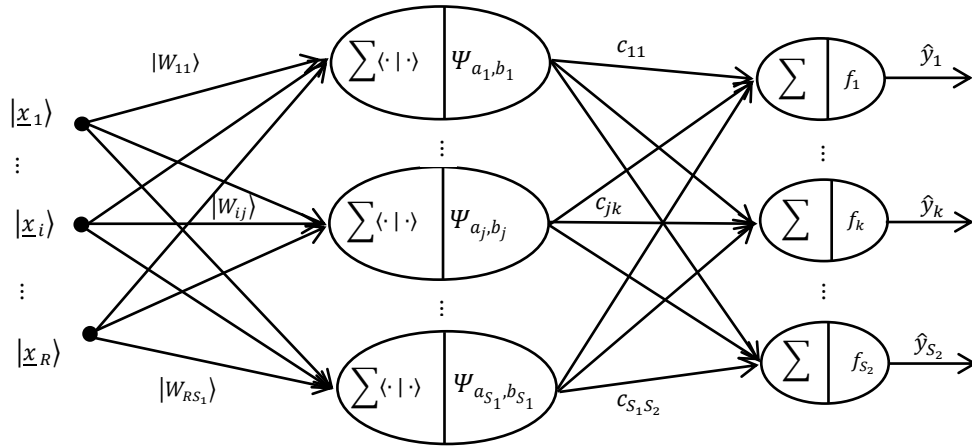


Fig. 1 The three layered multiple-input multiple-output quantum adaptive wavelet neural network

شکل 1 شبکه‌ی عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی سه لایه‌ی چند ورودی-چند خروجی

$$\times (y_k^p - \hat{y}_k^p) f'_k \left(\sum_{j=1}^{S_1} \frac{c_{jk}}{\sqrt{|a_j|}} \psi_{a_j, b_j}(\text{net}_j^p) \right), \quad (25)$$

$$\frac{\partial E}{\partial a_j} = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \frac{\partial E_p}{\partial a_j} = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \frac{\partial (\sum_{k=1}^{S_2} (y_k^p - \hat{y}_k^p)^2)}{\partial a_j}$$

$$= \sum_{p=1}^N \left(\left(\frac{\text{sgn}(a_j)}{2\sqrt{|a_j|}^3} \psi_{a_j, b_j}(\text{net}_j^p) + \frac{\text{net}_j^p}{a_j \sqrt{|a_j|}} \psi'_{a_j, b_j}(\text{net}_j^p) \right) \right)$$

$$\times \sum_{k=1}^{S_2} c_{jk} (y_k^p - \hat{y}_k^p) f'_k \left(\sum_{j=1}^{S_1} \frac{c_{jk}}{\sqrt{|a_j|}} \psi_{a_j, b_j}(\text{net}_j^p) \right), \quad (26)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_j} = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \frac{\partial E_p}{\partial b_j} = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \frac{\partial (\sum_{k=1}^{S_2} (y_k^p - \hat{y}_k^p)^2)}{\partial b_j}$$

$$= \sum_{p=1}^N \left(\left(\frac{1}{a_j \sqrt{|a_j|}} \psi'_{a_j, b_j}(\text{net}_j^p) \right) \right)$$

$$\times \sum_{k=1}^{S_2} c_{jk} (y_k^p - \hat{y}_k^p) f'_k \left(\sum_{j=1}^{S_1} \frac{c_{jk}}{\sqrt{|a_j|}} \psi_{a_j, b_j}(\text{net}_j^p) \right) \quad (27)$$

که در آن $\Psi'_{a_j, b_j}(\text{net}_j^p) = d\Psi(x)/dx|_{x=\text{net}_j^p}$ و f'_k مشتق مرتبه اول تابع انتقال f_k است. بعلاوه، ورودی خالص نرون j -ام با اعمال p -امین ورودی به شبکه با رابطه‌ی (28) محاسبه می‌شود:

$$\text{net}_j^p := \frac{\sum_{i=1}^R \langle W_{ij} | x_i^p \rangle - b_j}{a_j} \quad (28)$$

در نتیجه، قوانین تنظیم وزن‌ها و پارامترهای شبکه‌ی عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی با استفاده از الگوریتم پس‌انتشار خطا طبق رابطه‌های (29) تا (32) به دست می‌آیند:

$$|W_{ij}(l+1)\rangle = |W_{ij}(l)\rangle - \eta \frac{\partial E}{\partial |W_{ij}\rangle}, \quad (29)$$

$$c_{jk}(l+1) = c_{jk}(l) - \eta \frac{\partial E}{\partial c_{jk}}, \quad (30)$$

$$a_j(l+1) = a_j(l) - \eta \frac{\partial E}{\partial a_j}, \quad (31)$$

و اتساع تابع موجک به صورت قابل تنظیم در نظر گرفته شده و شبکه‌ی عصبی موجکی کوانتومی یک شبکه‌ی تطبیقی است. تا کنون از روش‌های مختلفی مانند روش کاهش گرادین [29]، روش گرادین مزدوج [26] و روش یادگیری مبتنی بر الگوریتم جستجوی گروور¹ [39] برای آموزش شبکه‌های عصبی کوانتومی استفاده شده است. اینجا از فرم دسته‌ای الگوریتم پس‌انتشار خطا برای تنظیم وزن‌ها و پارامترهای شبکه‌ی عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی استفاده می‌شود. در این الگوریتم پس از ارائه‌ی همه‌ی داده‌های یادگیری به شبکه، بروزرسانی وزن‌ها و پارامترها با استفاده از شاخص جمع وزن‌دار خطاهای خروجی شبکه انجام می‌شود. اگر فرض شود که مجموعه‌های $\{|x_1^p\rangle, |x_2^p\rangle, \dots, |x_R^p\rangle\}_{p=1}^N$ و $\{y_1^p, y_2^p, \dots, y_{S_2}^p\}_{p=1}^N$ به ترتیب داده‌های آموزشی ورودی و خروجی‌های مطلوب شبکه باشند، در این صورت، جمع وزن‌دار خطاهای شبکه‌ی عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی به صورت (23) است:

$$E := \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N E_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \left(\sum_{k=1}^{S_2} (y_k^p - \hat{y}_k^p)^2 \right) \quad (23)$$

که در آن N تعداد داده‌های آموزشی شبکه و $\hat{y}_k^p$ خروجی حاصل از اعمال k -امین داده‌ی ورودی به شبکه است. طبق الگوریتم کاهش گرادین:

$$\frac{\partial E}{\partial |W_{ij}\rangle} = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \frac{\partial E_p}{\partial |W_{ij}\rangle} = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \frac{\partial (\sum_{k=1}^{S_2} (y_k^p - \hat{y}_k^p)^2)}{\partial |W_{ij}\rangle}$$

$$= \sum_{p=1}^N \left(\left(\frac{-|x_i^p\rangle}{a_j \sqrt{|a_j|}} \psi'_{a_j, b_j}(\text{net}_j^p) \right) \right)$$

$$\times \sum_{k=1}^{S_2} c_{jk} (y_k^p - \hat{y}_k^p) f'_k \left(\sum_{j=1}^{S_1} \frac{c_{jk}}{\sqrt{|a_j|}} \psi_{a_j, b_j}(\text{net}_j^p) \right) \quad (24)$$

$$\frac{\partial E}{\partial c_{jk}} = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \frac{\partial E_p}{\partial c_{jk}} = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \frac{\partial (\sum_{k=1}^{S_2} (y_k^p - \hat{y}_k^p)^2)}{\partial c_{jk}}$$

$$= \sum_{p=1}^N \left(\left(\frac{-1}{\sqrt{|a_j|}} \psi_{a_j, b_j}(\text{net}_j^p) \right) \right)$$

¹ Grover learning

کوانتومی با ساختار $(R, S_1, S_2 = M + 1)$ به صورت آنلاین تنظیم می شوند:

$$u_{int_k}(t) = f_k \left(\sum_{j=1}^{S_1} \frac{c_{jk}^*}{\sqrt{|a_j^*|}} \psi_{a_j^*, b_j^*} \left(\frac{\sum_{i=1}^R |W_{ij}^*| \psi_i(t) - b_j^*}{a_j^*} \right) \right), \quad (36)$$

که در آن a_j^*, b_j^*, c_{jk}^* و $|W_{ij}^*|$ پارامترهای بهینه حاصل از آموزش شبکه هستند.

نکته 1.

به منظور افزایش کارایی کنترل هوشمند، بردار سیگنال های کنترل تطبیقی $u_{int}(t)$ و مسیر هدف $S(t)$ در بازه زمانی منتهی به لحظه تکنی، به عنوان خروجی مطلوب داده های آموزشی در نظر گرفته می شوند. بنابراین، بردارهای خروجی مطلوب و خروجی شبکه عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی با (37) و (38) نمایش داده می شوند:

$$y = [u_{ad_1}(t), u_{ad_2}(t), \dots, u_{ad_M}(t), S(t)]^T, \quad (37)$$

$$\hat{y} = [u_{int_1}(t), u_{int_2}(t), \dots, u_{int_M}(t), Y(t)]^T. \quad (38)$$

سیگنال کنترل ترکیبی تطبیقی هوشمند عصبی موجکی کوانتومی به صورت (39) تعریف می شوند:

$$u(t) := (1 - \theta)u_{ad}(t) + \theta u_{int}(t). \quad (39)$$

دیگرام کنترل کننده ترکیبی تطبیقی هوشمند در شکل 2 نشان داده شده است. با توجه به ساختار سیگنال های ترکیبی $u(t)$ و تعریف پارامتر θ ، ردیابی مسیر سیستم کوانتومی بسته متناهی (1) توسط سیگنال های کنترل تطبیقی $u_{ad_k}(t)$ انجام می شود. به محض تشخیص تکنی در سیستم کنترل توسط پارامتر ناظر تکنی، شبکه عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی به صورت آنلاین وظیفه ردیابی مسیر مطلوب را بعهده می گیرد. در نتیجه، کنترل کننده طراحی شده با مدیریت مؤثر وضعیت تکنی و اجتناب از سیگنال های کنترل با دامنه بزرگ با اتلاف انرژی کمتر انتقال جمعیت سیستم کوانتومی بسته متناهی را به صورت پایدار کنترل می کند. فرایند کنترل ترکیبی تطبیقی هوشمند عصبی موجکی کوانتومی به طور خلاصه در بخش 3-4 ارائه شده است.

3-4- الگوریتم طراحی کنترل کننده ترکیبی تطبیقی هوشمند

عصبی موجکی کوانتومی

1- مقدار چشمداشتی عملگر مشاهده پذیر $O(t)$ را در زمان t_0 و حالت

اولیه داده شده $|\psi_0\rangle$ محاسبه کنید:

$$Y(t_0) = \langle \psi(t_0) | O(t_0) | \psi(t_0) \rangle \quad (40)$$

2- بردار سیگنال های کنترل تطبیقی $u_{ad}(t)$ را با استفاده از مسیر مطلوب $S(t)$ و رابطه های (33) و (34) تنظیم کنید.

3- با توجه به مقدار پارامتر ناظر تکنی وضعیت تکنی سیستم کنترل را تعیین کنید. اگر $\theta = 0$ آنگاه قرار دهید $u(t) = u_{ad}(t)$ و به گام 5 بروید. در غیر این صورت به گام 4 بروید.

4- با استفاده از شبکه عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی با ساختار

$$u_{int}(t) \text{ بردار } R - S_1 - S_2 = M + 1$$

را به صورت آنلاین تنظیم کنید. قرار دهید $u(t) = u_{int}(t)$ و سپس به گام 5 بروید.

$$b_j(l+1) = b_j(l) - \eta \frac{\partial E}{\partial b_j} \quad (32)$$

که در آن $i = 1, 2, \dots, R$, $j = 1, 2, \dots, S_1$, $k = 1, 2, \dots, S_2$ و $\eta > 0$ نرخ یادگیری شبکه است.

3-3- طراحی کنترل کننده ترکیبی تطبیقی هوشمند عصبی

موجکی کوانتومی ردیاب مسیر کوانتومی

در کنترل تطبیقی ردیابی مسیر سیستم های کوانتومی بسته متناهی (1)، ممکن است سیگنال های کنترل تطبیقی $u_k(t)$ در فرایند ردیابی دچار تکنی شوند. این پدیده موجب بزرگ شدن بیش از اندازه دامنه سیگنال های کنترل و رشد ناگهانی خطای ردیابی می شود. بروز تکنی در سیستم کنترل، همزمان با افزایش هزینه کنترل ناشی از بزرگی دامنه سیگنال های کنترل می تواند منجر به ناپایداری سیستم کوانتومی شود. در این بخش، با ترکیب کنترل کننده تطبیقی ردیاب مسیر و کنترل کننده هوشمند عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی، یک کنترل کننده ترکیبی تطبیقی هوشمند طراحی می شود. این کنترل کننده با هدف ردیابی تطبیقی مسیر سیستم های کوانتومی بسته متناهی و رفع مشکل تکنی سیگنال های کنترل کننده تطبیقی طراحی می شود. تمایل سیستم کنترل تطبیقی به تکنی از طریق مشاهده دامنه سیگنال های کنترل تطبیقی و سیگنال خطای ردیابی قابل تشخیص است.

نمادگذاری 1.

اگر فرض شود که سیگنال های کنترل تطبیقی $u_{ad_k}(t)$, $k = 1, 2, \dots, M$ بر اساس رابطه های (7) و (8) تعریف شده باشند:

$$u_{ad_1}(t) := \frac{\dot{S}(t) - 2\text{Im}g(\langle \psi(t) | O(t) \cdot H_0 | \psi(t) \rangle)}{2\text{Im}g(\langle \psi(t) | O(t) \cdot H_1 | \psi(t) \rangle)}, \quad (33)$$

$$u_{ad_k}(t) := g_k e(t) \cdot 2\text{Im}g(\langle \psi(t) | O(t) \cdot H_k | \psi(t) \rangle), \quad (34)$$

$k = 2, \dots, M$.

در این صورت، بردار سیگنال های کنترل تطبیقی ردیاب مسیر سیستم

$$u_{ad}(t) = [u_{ad_1}(t), u_{ad_2}(t), \dots, u_{ad_M}(t)]^T$$

نمایش داده می شود.

فرض کنید bnd_k و tol به ترتیب کران های قابل پذیرش دامنه سیگنال کنترل تطبیقی $u_{ad_k}(t)$ و سیگنال خطای ردیابی $e(t)$ باشند. به منظور تعیین وضعیت تکنی کنترل کننده تطبیقی، پارامتر ناظر تکنی θ با رابطه (35) تعریف می شود:

$$\theta := \begin{cases} 0, & \|u_{ad_k}(t)\| < \text{bnd}_k, |e(t)| < \text{tol}, \\ 1, & \text{o. w.} \end{cases} \quad (35)$$

طبق رابطه (35) همزمان با بروز تکنی در سیستم کنترل کننده

تطبیقی، پارامتر ناظر تکنی مقدار برابر با 1 می گیرد. در وضعیت تکنی سیگنال های کنترل تطبیقی $u_{ad_k}(t)$ قادر به ردیابی دقیق مسیر مطلوب $S(t)$ نیستند. در نتیجه، برای ادامه فرایند ردیابی و مدیریت رفتار تکنی کنترل کننده تطبیقی، از سیگنال های کنترل هوشمند استفاده می شود.

نمادگذاری 2.

بردار سیگنال های کنترل هوشمند عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی را با

$$u_{int}(t) = [u_{int_1}(t), u_{int_2}(t), \dots, u_{int_M}(t)]^T$$

سیگنال های هوشمند $u_{int_k}(t)$ با اعمال بردارهای حالت

$$|\underline{\psi}_1(t)\rangle, |\underline{\psi}_2(t)\rangle, \dots, |\underline{\psi}_R(t)\rangle$$

به شبکه عصبی موجکی تطبیقی

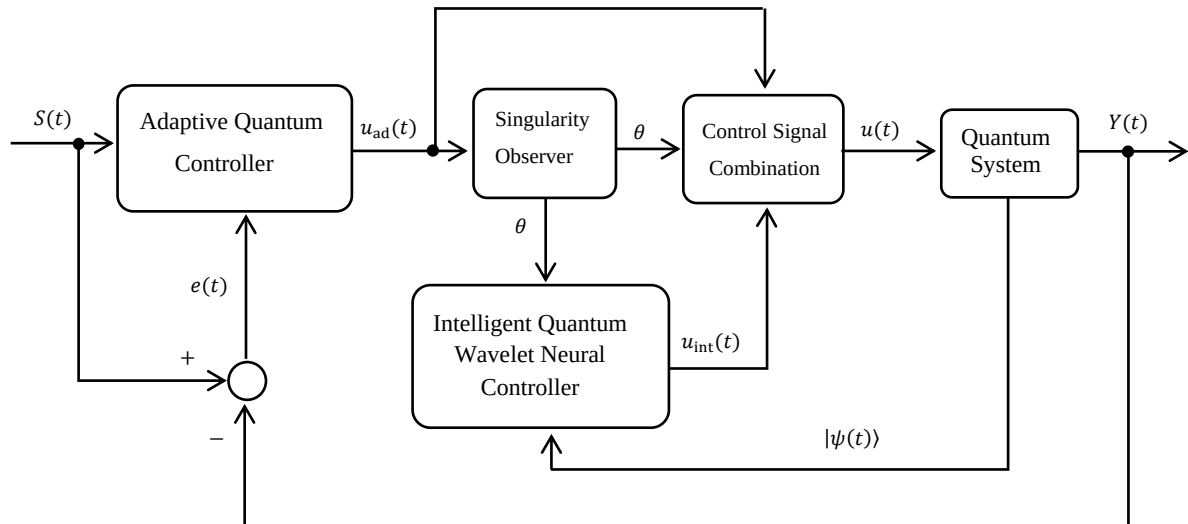


Fig. 2 Schematic diagram of the hybrid adaptive intelligent quantum wavelet neural controller

شکل 2 دیاگرام فرایند کنترل ترکیبی تطبیقی هوشمند عصبی موجکی کوانتومی

با توجه به قانون کنترل ترکیبی (39) در صورتی که دامنه ی سیگنال کنترل $u_{ad_1}(t)$ یا $u_{ad_2}(t)$ در لحظه ی t_s از کران داده شده بزرگتر باشد، پارامتر θ بروز تکینی را پیش بینی می کند. در نتیجه، ردیابی مسیر از لحظه ی $t = t_s - \Delta t$ تا زمان رفع وضعیت تکینی، بوسیله ی کنترل کننده ی هوشمند انجام می شود. در لحظه ی تکینی سیگنال های کنترل هوشمند به صورت آنالین توسط یک شبکه ی عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی با ساختار 1-5-3 تنظیم می شوند.

حالت های $\{\psi(t_s - p\Delta t)\}_{p=1}^4$ و سیگنال ها و مسیرهای مطلوب $\{[u_{ad_1}(t_s - p\Delta t), u_{ad_2}(t_s - p\Delta t), S(t_s - p\Delta t)]\}_{p=1}^4$ به ترتیب به عنوان داده های آموزشی ورودی و خروجی های مطلوب به شبکه اعمال می شوند. موجک کلاسه مکزیک و توابع سیگموئیدی به ترتیب به عنوان توابع محرک لایه ی مخفی و توابع انتقال لایه ی خروجی انتخاب شده اند:

$$\begin{cases} \Psi(t) = (1 - t^2) \exp\left(\frac{-t^2}{2}\right), \\ f_1(t) = f_2(t) = \text{sig}(t) = \frac{1}{1 + \exp(-t)}, \\ f_3(t) = \text{tansig}(t) = \frac{2}{1 + \exp(-2t)} - 1. \end{cases} \quad (48)$$

بعلاوه، به ازای $k = 1, 2, 3$ و $j = 1, 2, 3, 4, 5$ ، $i = 1$ مقادیر اولیه ی وزن ها و پارامترهای شبکه به صورت (49) در نظر گرفته شده اند:

$$\begin{aligned} |W_{ij}^0\rangle &= \frac{1}{2} [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1]^T, \\ a_j^0 &= b_j^0 = 0.2, \quad c_{jk}^0 = 0.25. \end{aligned} \quad (49)$$

همچنین، از الگوریتم یادگیری پس انتشار دسته ای با نرخ یادگیری $\eta = 0.1$ برای آموزش شبکه استفاده می شود. در صورت اجرای 200 مرحله آموزش یا رسیدن به خطای کمتر از $E = 0.1$ آموزش شبکه متوقف شده و سیگنال های هوشمند کنترل با اعمال ورودی $|\psi(t_s)\rangle$ به شبکه ی آموزش دیده تنظیم می شوند. شکل 3 مسیر مطلوب $S(t)$ و مسیر ردیابی شده ی $Y(t)$ را نمایش می دهد.

5- با استفاده از سیگنال کنترل $u(t)$ انتقال جمعیت سیستم کوانتومی

(1) را کنترل کنید.

4- نتایج شبیه سازی

در این بخش، برای بررسی کارایی کنترل کننده ی ترکیبی تطبیقی هوشمند پیشنهاد شده، مساله ی کنترل ردیابی انتقال جمعیت کوانتومی سیستم کوانتومی بسته ی چهار سطحی (41) شبیه سازی می شود:

$$i|\psi(t)\rangle = (H_0 + u_1(t)H_1 + u_2(t)H_2)|\psi(t)\rangle. \quad (41)$$

ماتریس همیلتونی آزاد H_0 و همیلتونی های کنترل سیستم به صورت

(42) و (43) در نظر گرفته می شوند:

$$H_0 = \text{Diag}(0.4948, 1.4529, 2.3691, 3.2434), \quad (42)$$

$$H_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad H_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (43)$$

مقادیر ویژه ی همیلتونی آزاد با $\lambda_k (k = 1, 2, 3, 4)$ نمایش داده شده و

بردارهای ویژه ی متناظر آن ها عبارتند از:

$$\begin{aligned} |\lambda_1\rangle &= [1, 0, 0, 0]^T, & |\lambda_2\rangle &= [0, 1, 0, 0]^T, \\ |\lambda_3\rangle &= [0, 0, 1, 0]^T, & |\lambda_4\rangle &= [0, 0, 0, 1]^T. \end{aligned} \quad (44)$$

حالت اولیه ی سیستم به صورت برهمه ی بردارهای ویژه ی همیلتونی

آزاد در نظر گرفته شده است:

$$|\psi_0\rangle = \frac{1}{2}|\lambda_1\rangle + \frac{1}{2}|\lambda_2\rangle + \frac{1}{2}|\lambda_3\rangle + \frac{1}{2}|\lambda_4\rangle. \quad (45)$$

هدف، کنترل مؤثر سیستم (41) برای ردیابی مسیر پاسخ پله ی

$S(t) = 1 - \exp(-t^2/2\tau^2), t \geq 0$ توسط مقدار چشمداشتی عملگر

مشاهده پذیر $O(t) = |\lambda_1\rangle\langle\lambda_1|$ است. مقدار چشمداشتی با رابطه ی (46)

داده می شود:

$$Y(t) = \langle\psi(t)|\lambda_1\rangle\langle\lambda_1|\psi(t)\rangle = |\langle\psi(t)|\lambda_1\rangle|^2. \quad (46)$$

در طراحی بخش تطبیقی کنترل کننده ی ترکیبی تطبیقی هوشمند از

پارامترها و مقادیر اولیه ی (47) استفاده می شود:

$$\begin{aligned} \Delta t &= 0.01, & \tau &= 20, \\ u_1(0) &= u_2(0) = 0.005, \\ g_2 &= 220, & \text{bnd}_1 &= 2, & \text{bnd}_2 &= 5. \end{aligned} \quad (47)$$

اولین سیگنال کنترل تطبیقی و پراکندگی نقاط تکین آن را نشان می دهد. همان طور که در شکل های 5 و 6 مشاهده می شود، کنترل ترکیبی تطبیقی هوشمند به طور هموار از نقاط تکین عبور کرده و با ترکیب مؤثر سیگنال های کنترل تطبیقی و هوشمند، مشکل بروز تکینی های سیستم کنترل را پس از لحظه $t = 71.6$ رفع می کند. مشاهده می شود کنترل پیشنهادی، با کاهش چشمگیر خطای ردیابی مسیر مطلوب انتقال جمعیت سیستم کوانتومی را به صورت پایدار کنترل می کند (شکل 7). نتایج شبیه سازی کنترل پیشنهادی و عملکرد کنترل تطبیقی ارائه شده در مرجع [15] در جدول 1 مقایسه شده اند. در روش ارائه شده در [15] مشکل تکینی سیستم کوانتومی بسته ی مرتبه چهار از طریق اصلاح مسیر مطلوب $S(t)$ مدیریت شده است. شاخص عملکرد کنترل به صورت $IAE = \int_0^{100} |e(t)|^2 dt$ در نظر گرفته شده است. نتایج جدول 1 نشان می دهد کنترل کننده ی پیشنهادی، انتقال جمعیت سیستم کوانتومی را با شاخص عملکرد بهتر کنترل کرده و با کاهش دامنه ی سیگنال های کنترل هزینه ی کنترل را به خوبی کاهش می دهد. همچنین، تعداد دفعات بروز تکینی در سیگنال های کنترل بوسیله ی کنترل کننده ی ترکیبی به طور چشمگیر کاهش داده شده است. به طور کلی، نتایج شبیه سازی نشان می دهد کنترل کننده ی ترکیبی تطبیقی هوشمند عصبی موجکی کوانتومی، عملکرد کنترل ردیابی مسیر را در سیستم کوانتومی بسته ی چهار سطحی بهبود می دهد.

5- نتیجه گیری

در این مقاله، با طراحی یک شبکه ی عصبی موجکی کوانتومی جدید و ترکیب آن با کنترل کننده ی تطبیقی طراحی شده یک کنترل کننده ی ترکیبی

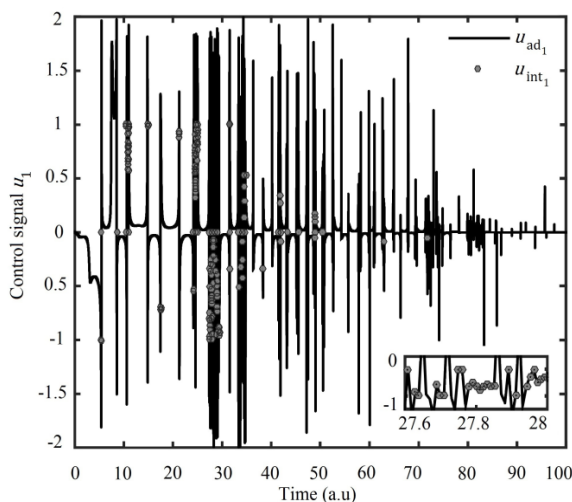


Fig. 5 The hybrid adaptive intelligent quantum wavelet neural control signal u_1

شکل 5 سیگنال کنترل ترکیبی تطبیقی هوشمند عصبی موجکی کوانتومی u_1

جدول 1 عملکرد کنترل ردیابی مسیر

Table 1 Performance of trajectory tracking control

شاخص عملکرد	کنترل کننده ی ترکیبی تطبیقی هوشمند عصبی موجکی کوانتومی	کنترل کننده ی تطبیقی هوشمند عصبی موجکی کوانتومی [15]
IAE	0.0173	0.0182
$\ u_1\ $	31.3635	39.7493
$\ u_2\ $	18.7144	18.9577
تعداد تکینی ها	295	702

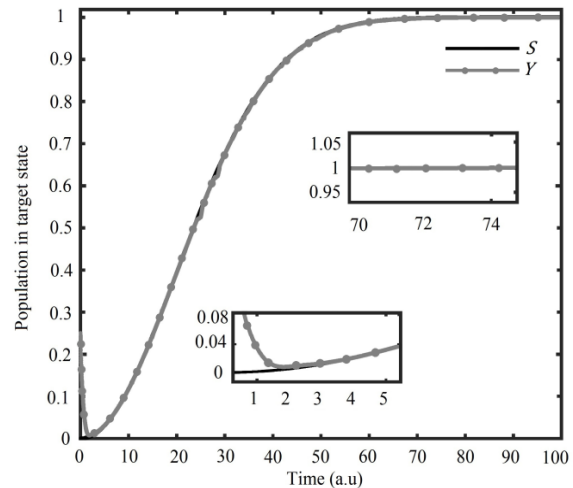


Fig. 3 The step response of the hybrid adaptive intelligent quantum wavelet neural controller and the target trajectory

شکل 3 پاسخ پله ی کنترل کننده ی ترکیبی تطبیقی هوشمند عصبی موجکی کوانتومی و مسیر مطلوب

با وجود خطای اولیه ی $e(0) = -0.25$ بین مسیر مطلوب و مسیر ردیابی شده، مسیر $S(t)$ در بازه ی $[0, 5.40]$ به خوبی توسط بخش تطبیقی کنترل ترکیبی ردیابی شده است. در لحظه ی $t_s = 5.41$ دامنه ی اولین سیگنال کنترل از کران داده شده بزرگتر شده $\|u_1(t_s)\| = 2.3862 > bnd_1$ و ناظر تکینی با تشخیص وضعیت تکین در کنترل تطبیقی، مقدار پارامتر ناظر تکینی را به $\theta = 1$ تغییر می دهد. در نتیجه سیگنال کنترل $u_1(t_s)$ به صورت آنلاین توسط شبکه ی عصبی موجکی کوانتومی با مقدار جدید $u_1(t_s) = -0.9983$ تنظیم می شود. به ویژه، می توان به لحظه ی $t_s = 41.74$ به عنوان یک نمونه از وضعیت تکینی ذاتی اشاره کرد. در این لحظه مخرج کسر سیگنال کنترل تطبیقی $u_1(t_s)$ با عدد بسیار کوچک 2.8152×10^{-5} برابر است که موجب رشد بیش از اندازه ی دامنه ی این سیگنال $\|u_1(t_s)\| = 420.2668$ و در نتیجه افزایش شدید خطای ردیابی می شود. بنابراین، با تنظیم مجدد سیگنال $u_1(t)$ توسط کنترلر هوشمند و خنثی شدن اثر مخرج کسر کوچک با کاهش سریع تر صورت کسر، ردیابی مسیر اصلاح شده و خطای ردیابی کاهش می یابد. شکل 4 مخرج کسر

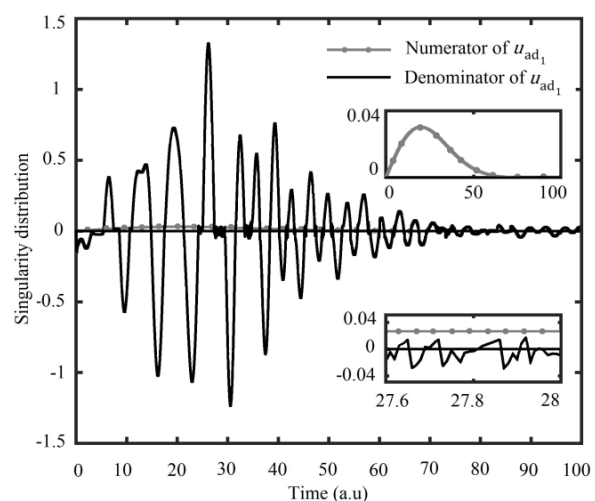


Fig. 4 The time dependence graph of the numerator and denominator of the adaptive control law (33)

شکل 4 نمودار زمانی تغییرات صورت و مخرج کسر قانون کنترل تطبیقی (33)

بسته ی چهار سطحی در ردیابی مسیر دینامیک پاسخ پله، نشان دهنده ی کارایی مؤثر کنترل کننده ی پیشنهاد شده در ردیابی مسیر سیستم کوانتومی و برتری آن در کاهش خطای ردیابی، کم کردن هزینه ی کنترل و کاهش چشمگیر تعداد دفعات بروز تکینی در سیستم کنترل، نسبت به روش های موجود است.

6- فهرست علائم

$e(t)$	خطای ردیابی
g_k	بهره ی کنترل
H_0	همیلتونی آزاد
H_k	همیلتونی کنترل
Img	قسمت موهومی
i	عدد موهومی واحد
O_j	عملگر تصویر
$O(t)$	عملگر مشاهده پذیر
Pr	تابع احتمال
Re	قسمت حقیقی
$S(t)$	مسیر مطلوب (پاسخ پله)
Sgn	تابع علامت
$u(t)$	سیگنال کنترل
$Y(t)$	مقدار چشمداشتی

علائم یونانی

$\hbar$	ثابت پلانک
η	نرخ یادگیری شبکه
θ	پارامتر ناظر تکینی
λ	مقدار ویژه
$ \psi(t)\rangle$	تابع موج، کت حالت
$\Psi_{a,b}$	تابع موجک

زیرنویس ها

ad	مربوط به سیگنال کنترل تطبیقی
int	مربوط به سیگنال کنترل هوشمند

7- مراجع

- [1] S. Cong, F. Meng, A survey of quantum lyapunov control methods, *The Scientific World Journal*, Vol. 2013, pp. 1-14, 2013.
- [2] F. Albertini, D. D'Alessandro, Time-optimal control of a two level quantum system via interaction with an auxiliary system, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 59, No. 11, pp. 3026-3032, 2014.
- [3] S. Chegini, M. Yarahmadi, Design of an adaptive sliding mode controller based on quantum neural network, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 17, No. 1, pp. 305-310, 2017. (in Persian)
- [4] J. M. Coron, A. Grigoriu, C. Lefter, G. Turinici, Quantum control design by Lyapunov trajectory tracking for dipole and polarizability coupling, *New Journal of Physics*, Vol. 11, No. 10, pp. 105034, 2009.
- [5] J. Liu, S. Cong, Y. Zhu, Adaptive trajectory tracking of quantum systems, *Proceeding of The 12th International Conference on Control, Automation and Systems*, ICC, Jeju Island, Korea, October 17-21, 2012.
- [6] M. Mirrahimi, G. Turinici, P. Rouchon, Reference trajectory tracking for locally designed coherent quantum controls, *The Journal of Physical Chemistry A*, Vol. 109, No. 11, pp. 2631-2637, 2005.
- [7] L. M. Vandersypen, I. L. Chuang, NMR techniques for quantum control and computation, *Reviews of Modern Physics*, Vol. 76, No. 4, pp. 1037, 2005.
- [8] A. Arjmandzadeh, M. Yarahmadi, Quantum genetic learning control of quantum ensembles with hamiltonian uncertainties, *Entropy*, Vol. 19, No. 8, pp. 1-12, 2017.
- [9] H. Sedghe Rostami, B. Rezaie, Controlling state of quantum system using fuzzy controller, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 16, No. 9, pp. 124-134, 2016. (in Persian)

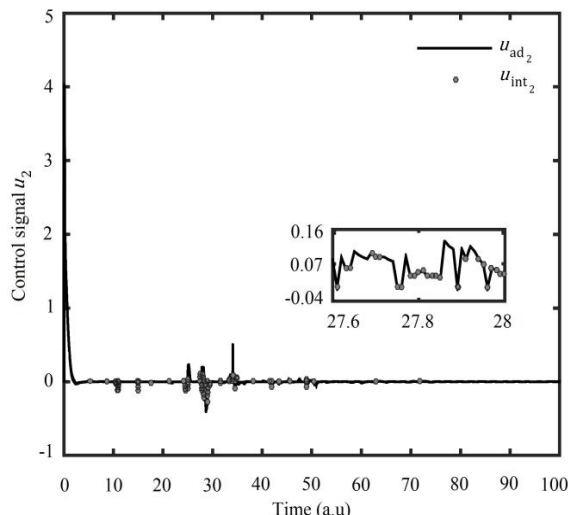


Fig. 6 The hybrid adaptive intelligent quantum wavelet neural control signal u_2

شکل 6 سیگنال کنترل ترکیبی تطبیقی هوشمند عصبی موجکی کوانتومی u_2

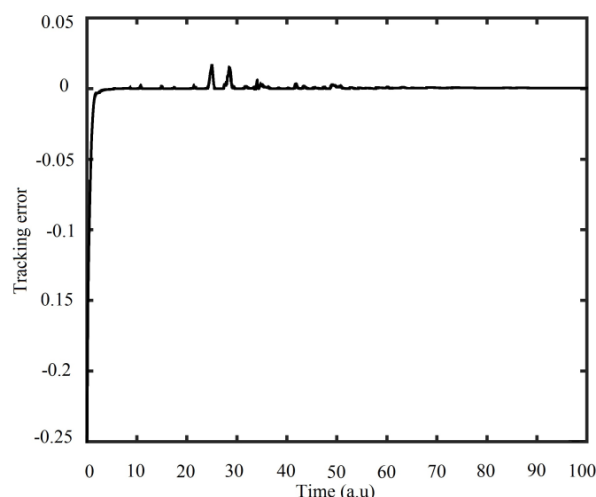


Fig. 7 Tracking error of the hybrid adaptive intelligent quantum wavelet neural controller

شکل 7 خطای ردیابی مسیر توسط کنترل کننده ی ترکیبی تطبیقی هوشمند عصبی موجکی کوانتومی

تطبیقی هوشمند عصبی موجکی کوانتومی برای ردیابی مسیر دینامیک سیستم های کوانتومی بسته ی متناهی ارائه شد. قوانین کنترل تطبیقی بر اساس تئوری پایداری لیاپانوف طراحی شده و پایداری سیستم کنترل تطبیقی با اثبات یک قضیه تضمین شده است. با طراحی نرون عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی یک مدل جدید شبکه ی عصبی موجکی تطبیقی کوانتومی با ورودی و وزن های کوانتومی و خروجی کلاسیک پیشنهاد شد. سیگنال های کنترل هوشمند از طریق آموزش آنلاین شبکه ی عصبی پیشنهادی با قوانین یادگیری کاهش گرادیان در روش پس انتشار دسته ای تنظیم شده اند. ترکیب کنترل کننده های تطبیقی و هوشمند عصبی موجکی کوانتومی از طریق یک پارامتر ناظر تکینی انجام می شود. کنترل کننده ی ترکیبی طراحی شده، مشکلات بروز تکینی های ذاتی در سیگنال های کنترل تطبیقی و دامنه ی بزرگ سیگنال های کنترل را که موجب افزایش هزینه ی کنترل و ناپایداری کنترل در ردیابی مسیر سیستم های کوانتومی می شوند، به خوبی مدیریت و رفع کرده است. نتایج شبیه سازی انتقال جمعیت یک سیستم کوانتومی

- [26] K. Takahashi, M. Kurokawa, M. Hashimoto, Controller application of a multi-layer quantum neural network trained by a conjugate gradient algorithm, *Proceeding of 37th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, IEEE, pp. 2353-2358, 2011.
- [27] A. Sagheer, M. Zidan, Autonomous quantum perceptron neural network, *arXiv preprint arXiv:1312.4149*, 2013.
- [28] H. Cao, F. Cao, D. Wang, Quantum artificial neural networks with applications, *Information Sciences*, Vol. 290, pp. 1-6, 2015.
- [29] D. Mu, Z. Guan, H. Zhang, Learning algorithm and application of quantum neural networks with quantum weights, *International Journal of Computer Theory and Engineering*, Vol. 5, No. 5, pp. 788-792, 2013.
- [30] A. J. da Silva, T. B. Ludermir, W. R. de Oliveira, Quantum perceptron over a field and neural network architecture selection in a quantum computer, *Neural Networks*, Vol. 76, pp. 55-64, 2016.
- [31] R. Cheng, Y. Bai, A novel approach to fuzzy wavelet neural network modeling and optimization, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 64, pp. 671-678, 2015.
- [32] J. E. Guillermo, L. J. R. Castellanos, E. N. Sanchez, A. Y. Alanis, Detection of heart murmurs based on radial wavelet neural network with Kalman learning, *Neurocomputing*, Vol. 164, pp. 307-317, 2015.
- [33] H. Z. Hosseinabadi, B. Nazari, R. Amirfattahi, H. R. Mirdamadi, A. R. Sadri, Wavelet network approach for structural damage identification using guided ultrasonic waves, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 63, No. 7, pp. 1680-1692, 2014.
- [34] F. Zhou, L. Wang, H. Lin, Z. Lv, High accuracy state-of-charge online estimation of EV/HEV lithium batteries based on Adaptive Wavelet Neural Network, *Proceeding of 2013 IEEE ECCE Asia Downunder*, IEEE, pp. 513-517, 2013.
- [35] K. Liu, L. Peng, Q. Yang, The algorithm and application of quantum wavelet neural networks, *Proceeding of 2010 Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, IEEE, pp. 2941-2945, 2010.
- [36] S. M. Taha, A. K. Nawar, A new quantum radial wavelet neural network model applied to analysis and classification of EEG signals, *International Journal of Computer Applications*, Vol. 85, No. 7, 2014.
- [37] K. Takahashi, Y. Shiotani, M. Hashimoto, Remarks on model reference self-tuning PID controller using quantum neural network with qubit neurons, *Proceeding of 2013 International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition (SoCPaR)*, IEEE, pp. 253-257, 2013.
- [38] D. D'Alessandro, *Introduction to Quantum Control and Dynamics*, pp. 1-35, Chapman & Hall, London, 2007.
- [39] C. Y. Liu, C. Chen, C. T. Chang, L. M. Shih, Single-hidden-layer feed-forward quantum neural network based on Grover learning, *Neural Networks*, Vol. 45, No. Supplement C, pp. 144-150, 2013.
- [10] A. Borzi, G. Stadler, U. Hohenester, Optimal quantum control in nanostructures: Theory and application to a generic three-level system, *Physical Review A*, Vol. 66, No. 5, pp. 1-7, 2002.
- [11] R. Mathew, C. E. Pryor, M. E. Flatté, K. C. Hall, Optimal quantum control for conditional rotation of exciton qubits in semiconductor quantum dots, *Physical Review B*, Vol. 84, No. 20, pp. 1-11, 2011.
- [12] J. L. Herek, W. Wohlleben, R. J. Cogdell, D. Zeidler, M. Motzkus, Quantum control of energy flow in light harvesting, *Nature*, Vol. 417, No. 6888, pp. 533-535, 2002.
- [13] M. Shapiro, P. Brumer, Principles of the quantum control of molecular processes, *Principles of the Quantum Control of Molecular Processes*, Moshe Shapiro, Paul Brumer, pp. 250. Wiley-VCH, 2003.
- [14] D. Dong, I. R. Petersen, Quantum control theory and applications: a survey, *IET Control Theory & Applications*, Vol. 4, No. 12, pp. 2651-2671, 2010.
- [15] J. Liu, S. Cong, Trajectory tracking of quantum states based on Lyapunov method, *Proceeding of The 9th IEEE International Conference on Control and Automation (ICCA)*, Santiago, Chile, December 19-21, 2011.
- [16] M. Mirrahimi, P. Rouchon, Trajectory tracking for quantum systems: A Lyapunov approach, *Proceedings of the International Symposium MTNS*, pp. 1-6, 2004.
- [17] S. Cong, J. Liu, Trajectory tracking theory of quantum systems, *Journal of Systems Science and Complexity*, Vol. 27, No. 4, pp. 679-693, 2014.
- [18] W. Zhu, H. Rabitz, Quantum control design via adaptive tracking, *Chemical Physics*, Vol. 119, No. 7, pp. 3619-3625, 2003.
- [19] S. Cong, *Control of Quantum Systems: Theory and Methods*, pp. 381-402 John Wiley & Sons, Singapore, 2014.
- [20] W. Zhu, M. Smit, H. Rabitz, Managing singular behavior in the tracking control of quantum dynamical observables, *Chemical Physics*, Vol. 110, No. 4, pp. 1905-1915, 1999.
- [21] S. Kak, On quantum neural computing, *Information Sciences*, Vol. 83, No. 3-4, pp. 143-160, 1995.
- [22] N. Matsui, N. Kouda, H. Nishimura, Neural network based on QBP and its performance, *Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks*, IEEE, pp. 247-252, 2000.
- [23] L. Panchi, L. Shiyong, Learning algorithm and application of quantum BP neural networks based on universal quantum gates, *Journal of Systems Engineering and Electronics*, Vol. 19, No. 1, pp. 167-174, 2008.
- [24] M. Khosravi, M. Zekri, A review of quantum neural networks, *Soft Computing Journal*, Vol. 1, No. 1, pp. 46-55, 2013. (in Persian فارسی)
- [25] S. S. Mukherjee, R. Chowdhury, S. Bhattacharyya, Image restoration using a multilayered quantum backpropagation neural network, *Proceeding of International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks*, IEEE, pp. 426-430, 2011.