

استفاده از شبکه عصبی جهت پیش‌بینی وضعیت کیفیت سرویس در اینترنت اشیا

محمد بهروزیان نژاد^{*}

۱- گروه کامپیوتر، واحد امیدیه، دانشگاه آزاد اسلامی، امیدیه، ایران

چکیده

امروزه با توجه به استقبال گسترده از اینترنت اشیا در محیط‌ها و سازمان‌های مختلف، و همچنین افزایش رویکرد افراد و سازمان‌ها به هوشمندسازی و استفاده از امکانات اینترنت اشیا برای بالا بردن کیفیت خدمات و امنیت، بررسی کیفیت خدمات سرویس در اینترنت اشیا و محیط‌های ابری لازم و ضروری است. رایانش ابری نقش مهمی در فراهم کردن محیط کاربردی عملیات، مبتنی بر اینترنت اشیا را ایفا می‌کند. بنابراین کیفیت این سرویس بطور مستقیم، قابلیت استفاده از برنامه‌های کاربردی اینترنت اشیا را تحت تاثیر قرار می‌دهد. در این پژوهش برای رسیدن به هدف پیش‌بینی کیفیت خدمات در اینترنت اشیا، در ابتدا داده‌ها را پیش‌پردازش کرده و سپس با استفاده از شبکه عصبی پایه شعاعی و شبکه عصبی پیشخور به پیش‌بینی کیفیت سرویس در اینترنت اشیا پرداخته شده است. نتایج نشان می‌دهد الگوریتم شبکه عصبی تابع پایه شعاعی عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی پیشخور داشته است.

کلمات کلیدی: کیفیت سرویس؛ اینترنت اشیا، شبکه عصبی پایه شعاعی، شبکه عصبی پیشخور.

۱. مقدمه

اینترنت اشیا را به عنوان سیستم فیزیکی سایبری در نظر می‌گیرند [1, 2]. اینترنت اشیا صنعتی، در صنعت برای تولید پیشرفته استفاده می‌شود. یک فن آوری کلیدی در اتصال اشیا مختلف وجود دارد و به کاربران اجازه می‌دهد تا به اشیای متفاوت در اینترنت دسترسی داشته باشند [3,4]. سیستم‌های مبتنی بر اینترنت اشیا یک معماری سه لایه را می‌پذیرند [5]. چنین سیستمی باید قادر باشد بصورت پویا، کشف و بازیابی سرویس‌های وب را براساس الزامات کیفیت خدمات خود، انجام دهد [6]. برای فعال کردن کشف پویا و ترکیب خدمات وب می‌توان از مجموعه معیارهای مشخص شده کیفیت سرویس (QoS)، برای توصیف و تشخیص سرویس‌های مشابه استفاده کرد [7]. QoS، یک شاخص عملکرد غیرتابعی از خدمات وب که ممکن است وابسته به کاربر باشد را ایجاد می‌کند. بنابراین، بطور کامل QoS همه سرویس‌های موجود در وب را ارزیابی می‌کند. کاربر معمولاً باید هر یک از آنها را فراخوانی کند. این نشان می‌دهد که ارزش QoS برای خدماتی که کاربر به آن اشاره نکرده است از بین رفته است [8-10]. اگر تعداد خدمات در دسترس، بزرگ باشد، این امر به طور اجتناب ناپذیری اتفاق می‌افتد چون فراخوانی در هر یک از سرویس‌ها بسیار گران است. یک راه برای غلبه بر این چالش برای سرویس‌های وب در مقیاس بزرگ، استفاده از الگوریتم‌های پیش‌بینی برای تخمین ارزش‌های QoS از دست رفته است. این الگوریتم‌ها از نظر کاربر و مقدار میانگین QoS موجود، برای پیش‌بینی مقادیر QoS ناشناخته استفاده می‌کند. این دو الگوریتم برای اجرا آسان است، اما دقت پردازش پایین است و برخی از عوامل شخصی را نادیده می‌گیرند. الگوریتم‌های مبتنی بر همسایه [11]. محبوب ترند و بر اطلاعات جمع‌آوری شده از اقلام خدمات وب مشابه یا کاربران سرویس به منظور پیش‌بینی ورودی‌های QoS از دست رفته متکی هستند. با توجه به مشکلات مطرح شده مانند نادیده گرفتن اطلاعات شخصی

^{*} Corresponding author: Mohammad Behrouzian Nejad
Email: Mo.Behrouzian@iau.ac.ir

کاربران و دقت پایین آن‌ها، شبکه عصبی پایه شعاعی و پیشخور برای پیش‌بینی وضعیت کیفیت خدمات سرویس در اینترنت اشیا مورد مقایسه قرار می‌گیرد. هدف از مقایسه ارائه آگاهی لازم جهت کاهش بار محاسباتی و افزایش دقت و ضریب تعیین و کاهش میانگین مربع خطا و میانگین خطای مطلق در مقایسه با سایر روش‌ها است.

۲. کیفیت سرویس در اینترنت اشیا

کیفیت، خواست مشتری است و کیفیت سرویس انطباق سرویس با خواست مشتری می‌باشد. برای تعیین کیفیت یک سرویس پارامترهای کیفیت سرویس مطرح می‌شود که در حالت کلی می‌توان آن‌ها را به دو رده عملکردی و غیر عملکردی تقسیم‌بندی کرد. از جمله پارامترهای عملکردی می‌توان به توان عملیاتی، رکورد و زمان پاسخ اشاره کرد. پارامترهایی مانند یکپارچگی، موثق بودن، دسترس‌پذیری و امنیت نیز در رده پارامترهای غیر عملکردی قرار می‌گیرند. برای ایجاد یکپارچگی بین مفاهیم و تعاریف از دیدگاه مصرف‌کننده و تأمین‌کننده سرویس نیاز به خوشه‌بندی در مفاهیم کیفیت سرویس است. پس از بررسی پارامترهای کیفیت سرویس و خوشه‌بندی آن‌ها، توافق سطح سرویس* مورد بررسی قرار می‌گیرد. توافق سطح سرویس قرارداد بین تأمین‌کننده و مصرف‌کننده سرویس است که انتظارات و مفاهیم مشترک عملکردی و غیر عملکردی در ارائه سرویس موردنظر را بیان می‌کند. منظور از جنبه‌های عملکردی تعاملاتی است که باید برای ارائه یک سرویس انجام شود و جنبه‌های غیر عملکردی نیز مجموعه محدودیت‌های مربوط به کیفیت ارائه سرویس را مطرح میکند [۱۲]. بنابراین هنگامی که حجم داده‌ها و انواع آن و غیر قابل پیش‌بینی بودن آن‌ها افزایش می‌یابد، کیفیت سرویس در هر لحظه، هر نوع و هر مقدار از داده اهمیت ویژه‌ای می‌یابد. به همین منظور اولویت بندی پویای درخواستها در سمت ابر مورد نیاز است. کیفیت سرویس باید در تعاریفی از پهنای باند، تاخیر، لرزش و نرخ از دست دادن بسته اندازه‌گیری شود. با توجه به نوع داده و ضرورت ارسال گره همگام‌سازی، کیفیت سرویس باید پشتیبانی شود [۱۳].

بنابراین پس از یکپارچگی ابر و IOT، کاربران باید بتوانند سرویس‌های مورد نظر را به طور کامل دریافت کنند. بنابراین نیازمند تضمین کیفیت سرویس‌های دریافتی از طریق توافقات سطح سرویس هستند که مابین کاربر و تأمین‌کنندگان سرویس قرار دارد. به همین منظور در ترکیب ابر و اینترنت اشیا برای ارائه بهترین سرویس به کاربران و داشتن بالاترین سطح رضایت مشتری همیشه باید کیفیت سرویس قابل ارائه تضمین گردد. این امر متضمن داشتن قرارداد توافق سطح سرویس ما بین ارائه‌دهندگان و دریافت‌کنندگان سرویس می‌باشد. تضمین سطح کیفیت سرویس خاصی در مورد منابع ابر ممکن است همیشه برای یک تأمین‌کننده امکان‌پذیر نباشد، در نتیجه تکیه بر چند تأمین‌کننده ابر برای اجتناب از نقض SLA ضروری است. بنابراین توجه به ماهیت ابر و اینترنت اشیا یک تأمین‌کننده سرویس به تنهایی نمی‌تواند کیفیت سرویس مورد نظر را تضمین نماید. بنابراین مکانیزمی باید ایجاد شود تا از بین تأمین‌کنندگان سرویس‌ها، ترکیبی از آن‌ها قادر به تضمین کیفیت سرویس‌های مورد نظر باشند، به طوری که نقض توافقات سطح سرویس نباشند [۱۲].

۳. شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی را می‌توان، مدلی الکترونیکی از ساختار عصبی سیستم مغز انسان نامید که روش یادگیری و آموزش مغز اساساً بر تجربه استوار است. مدل‌های الکترونیکی شبکه‌های عصبی طبیعی نیز بر طبق این الگو (تجربه) پایه‌گذاری شده‌اند و روش برخورد این مدل‌ها با مسائل، با روش‌های محاسباتی که توسط سیستم‌های کامپیوتری استفاده شده‌اند، متفاوت است. به طور کلی سیستم مغز ساده‌ترین جانوران، توان حل مسائلی را دارند که سیستم‌های کامپیوتری امروزی حداقل می‌توان گفت در حل مسائل دچار مشکل می‌شوند. به عنوان مثال مسائل مربوط به شناسایی الگو، نمونه‌ای است که روش‌های معمول

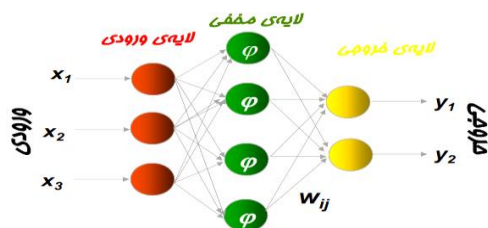
* Service Level Agreement (SLA)

محاسباتی در حل آن‌ها به نتایج مناسب نمی‌رسند. در صورتی که مغز ساده‌ترین جانوران به آسانی این کار را انجام می‌دهد. بیشتر کارشناسان فناوری اطلاعات معتقدند که جهش آتی صنعت فناوری اطلاعات مدل‌های جدید محاسباتی هستند که بر مبنای شبکه عصبی می‌باشند. پژوهش‌ها در این زمینه نشان داده است که مغز، اطلاعات را همانند الگوها ذخیره می‌کند. مراحل ذخیره کردن اطلاعات به صورت الگو و تجزیه و تحلیل آن الگو، پایه و مبنای روش نوین محاسباتی می‌باشد. این حوزه از دانش محاسباتی به جای استفاده از روش‌های برنامه‌نویسی سنتی، از شبکه‌های بزرگی که به صورت موازی آرایش شده‌اند و تعلیم‌یافته‌اند، بهره می‌گیرند [۱۴]. مسائل مناسب برای یادگیری شبکه‌های عصبی عبارتند از:

- خطا در داده‌های آموزشی وجود داشته باشد.
- مثل مسائلی که داده‌های آموزشی، دارای نویز حاصل از داده‌های حس‌گرها، نظیر دوربین و میکروفن‌ها هستند.
- مواردی که نمونه‌ها توسط مقادیر زیادی زوج ویژگی-مقدار نشان داده شده باشند. نظیر داده‌های حاصل از یک دوربین ویدئویی.
- تابع هدف دارای مقادیر پیوسته باشد.
- زمان کافی برای یادگیری وجود داشته باشد. این روش در مقایسه با روش‌های دیگر نظیر درخت تصمیم نیاز به زمان بیشتری برای یادگیری دارد.
- نیازی به تعبیر تابع هدف نباشد؛ زیرا به سختی می‌توان وزن‌های یاد گرفته شده توسط شبکه را تعبیر نمود.

۱.۳. الگوریتم تابع پایه شعاعی

شبکه پایه شعاعی، رفتاری مشابه شبکه‌های بیولوژیکی مغز انسان دارد. شبکه‌ای مرتبط با شبکه پیش‌خور چند لایه با یک لایه ورودی است که الگوریتم آموزش این مجموعه یکی از قویترین شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد. این شبکه نسبت به شبکه پرسپترون پیش‌خور چند لایه ساختار ساده‌تری دارد و از سه لایه ثابت تشکیل شده است. با اینکه شبکه RBF^* یک شبکه ساده و بدون پیش‌خور است اما در زمینه تخمین داده‌های عددی مناسب عمل می‌کند [۱۵]. مطابق شکل (۱)، در شبکه‌های عصبی تابع پایه شعاعی سه نوع لایه وجود دارد: لایه ورودی: گره‌های منبع شبکه و رابط شبکه با دنیای بیرون. لایه مخفی: هر گره، تابعی شعاعی که مرکز و شعاعی مختص به خود را داراست، به ورودیها اعمال می‌کند و لایه خروجی: ترکیبی خطی از توابع لایه‌های مخفی [۱۵].



شکل (۱): شبکه عصبی تابع پایه شعاعی

*Radial basis function (RBF) networks

لایه ورودی فقط یک لایه ورودی است و در آن هیچ پردازشی صورت نمی‌گیرد. لایه دوم یا لایه پنهان، یک انطباق غیرخطی ما بین فضای ورودی و یک فضای معمولاً با بعد بزرگ‌تر برقرار می‌کند و نقش مهمی در تبدیل الگوهای غیرخطی به الگوهای تفکیک‌پذیر خطی دارد. سرانجام لایه سوم، جمع وزنی را به همراه یک خروجی خطی تولید می‌کند. در صورتی که از شبکه‌های با تابع مدار شعاعی برای تقریب تابع استفاده شود، چنین خروجی‌ای مفید خواهد بود ولی در صورتی که نیاز باشد طبقه‌بندی الگوها انجام شود، آنگاه یک محدود کننده سخت یا یک تابع سیگموئید را می‌توان بر روی عصب‌های خروجی قرارداد تا مقادیر خروجی ۰ یا ۱ تولید شوند.

۲.۳. شبکه عصبی پیشخور

شبکه عصبی پیشخور*، یک شبکه عصبی مصنوعی است، که در آن اتصال میان واحدهای تشکیل دهنده آن یک چرخه را تشکیل نمی‌دهند. در واقع این شبکه متفاوت از شبکه‌های عصبی بازگشتی می‌باشد. شبکه عصبی پیشخور اولین و ساده‌ترین نوع شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. در این شبکه اطلاعات تنها از یک مسیر حرکت می‌کند که جهت آن رو به جلو می‌باشد. در واقع اطلاعات با شروع از گره (نورون)‌های ورودی و گذر از لایه‌های پنهان (در صورت وجود) به سمت گره‌های خروجی می‌روند. همانطور که گفته شد در این شبکه حلقه یا دوری وجود ندارد [۱۵].

۴. پیاده سازی و ارزیابی

پس از نرمال‌سازی داده‌ها پیش بینی کیفیت سرویس در اینترنت اشیا با استفاده از شبکه عصبی تابع پایه شعاعی و شبکه عصبی پیشخور صورت پذیرفته است. برای پیاده‌سازی و اجرا از نرم‌افزار Matlab استفاده شده است. در این پژوهش، از مجموعه اطلاعات مربوط به پیش بینی کیفیت سرویس در اینترنت اشیا که به صورت استاندارد در سایت WSDream QoS data set, 2016 قرار دارد، استفاده شده است. بخش‌های اصلی شامل آماده سازی و انتخاب ویژگی‌های مناسب، مدل‌سازی با شبکه عصبی و ارزیابی نتایج می‌باشد. برای داده‌های ورودی از یک دیتاست دارای ۲۰ ویژگی ورودی و یک ویژگی شامل خروجی‌های مرتبط با پیش بینی کیفیت سرویس در اینترنت اشیا است که اطلاعات مرتبط با ۳۳۹ سرویس گیرنده و ۵۸۲۵ وب سرویس می‌باشد. قبل از استفاده داده‌ها برای پردازش، یکسری عملیات پیش پردازش شامل نرمال‌سازی و تصادفی کردن داده‌ها صورت پذیرفته است. قابل ذکر است، داده‌های ورودی دارای مقادیر گم‌شده نبوده است. در روش مورد ارزیابی در این پژوهش ۷۰ درصد داده‌ها را برای آموزش و ۳۰ درصد مابقی را برای تست قرار داده‌ایم. پس از آموزش داده‌های ورودی توسط شبکه‌های عصبی مختلف، داده‌های تست مورد ارزیابی قرار گرفته و نتایج خود را که شامل مواردی مانند میانگین مربع خطا برای دسته آموزش و تست، و همچنین میزان ضریب تعیین برای دسته آموزش و تست را تعیین می‌کند.

۱.۴. معیارهای سنجش کارایی مدل

برای سنجش کارایی مدل از معیار میانگین مربعات خطا (MSE) که تفاوت میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل یا برآوردگر آماری و مقدار واقعی می‌باشد و معیار ضریب تعیین (R^2) که بیانگر میزان احتمال هم‌بستگی میان دو دسته داده در آینده می‌باشد استفاده شده است.

MSE یک ابزار خوبی برای مقایسه خطاهای پیش‌بینی توسط یک مجموعه داده است. ضریب R^2 در واقع نتایج تقریبی پارامتر مورد نظر در آینده را بر اساس مدل ریاضی تعریف شده که منطبق بر داده‌های موجود است، بیان می‌دارد.

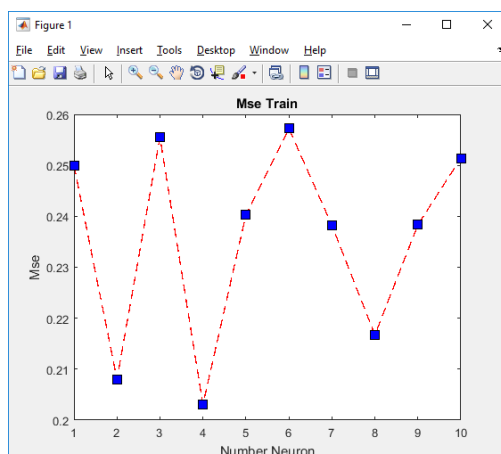
* Feedforward Neural Network

۲.۴. نتایج شبکه عصبی تابع پایه شعاعی

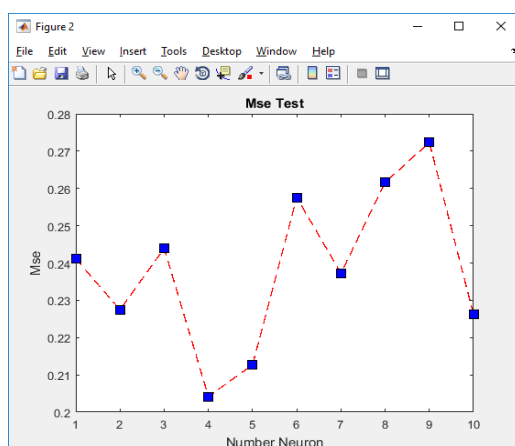
آزمایش به گونه‌ای انجام شد که ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها برای تست تعیین شده‌اند. قابل ذکر است در ابتدا داده‌ها به صورت تصادفی و سپس نرمال شده و بعد وارد شبکه عصبی تابع پایه شعاعی شده است. نتایج کامل شبکه عصبی RBF در جدول (۱) نمایش داده شده است. شبکه عصبی RBF با ۴ نرون بهترین نتیجه را داشته است. نتایج با ۴ نرون در بخش تست، نسبت به دیگر تعداد نرون‌ها کمترین میانگین مربع خطا و بیشترین ضریب تعیین را داشته است. نتایج حاصل از حداقل مربع خطا، با ۱۰ نرون برای دسته آموزش در شکل (۲) و نتایج تست در شکل (۳) نمایش داده شده است.

جدول (۱) نتایج خطای تست و آموزش با ۱۰ نرون در شبکه عصبی RBF

Neuron	Mse train	R2 train	Mse test	R2 test
1	0.249967529	0.75519686	0.241130071	0.825772081
2	0.208019965	0.855973249	0.227450686	0.824118385
3	0.255516532	0.860497004	0.243925062	0.863304506
4	0.203045238	0.929274212	0.204179709	0.915402162
5	0.240281831	0.855546374	0.212678389	0.909664548
6	0.257222875	0.846288362	0.257569329	0.894854954
7	0.23822394	0.834894221	0.237218235	0.872673635
8	0.216711391	0.888834828	0.261618255	0.834007293
9	0.238314504	0.848160618	0.272346932	0.870542899
10	0.251414807	0.836615315	0.226202495	0.892664758

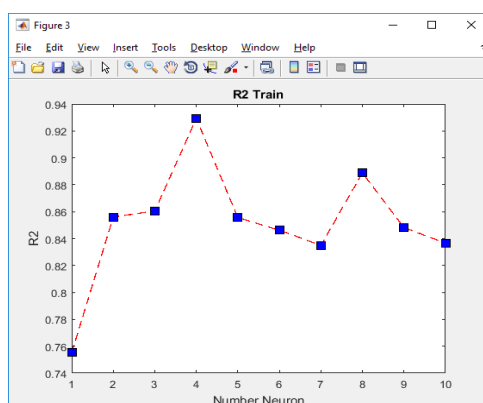


شکل (۲): MSE داده‌های آموزش در شبکه عصبی RBF، در محدوده ۱ تا ۱۰ نرون

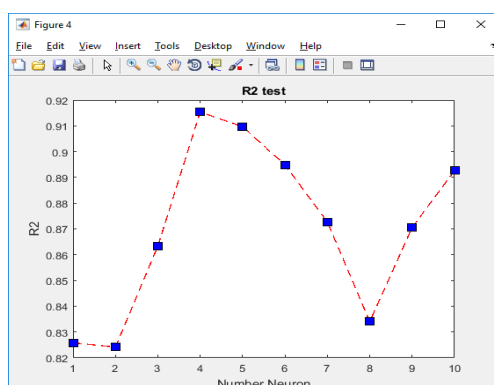


شکل (۳): MSE داده‌های تست در شبکه عصبی RBF، در محدوده ۱ تا ۱۰ نرون

ضریب تعیین R^2 برای داده‌های آموزش، در شبکه عصبی RBF، در محدوده ۱ تا ۱۰ نرون، در شکل (۴) و داده‌های تست، در شکل (۵) نشان داده شده است.



شکل (۴): R^2 داده‌های آموزش در شبکه عصبی RBF، در محدوده ۱ تا ۱۰ نرون



شکل (۵): R^2 داده‌های تست در شبکه عصبی RBF، در محدوده ۱ تا ۱۰ نرون

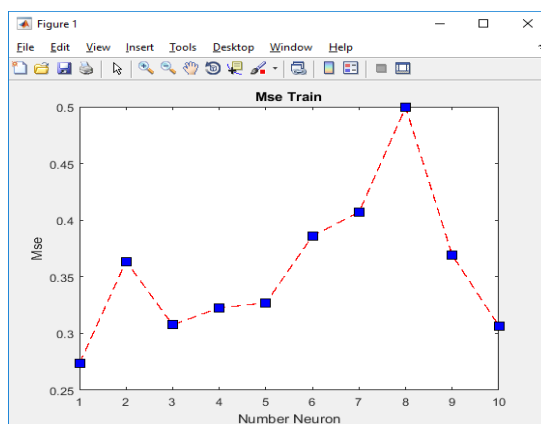
۳.۴. نتایج شبکه عصبی پیشخور

برای آزمایش این روش، نتایج حاصل از پردازش در محدوده ۱ تا ۱۰ نرون، به گونه‌ای که ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها برای تست تعیین شده‌اند. نتایج کامل شبکه عصبی پیشخور در جدول (۲) نمایش داده شده است.

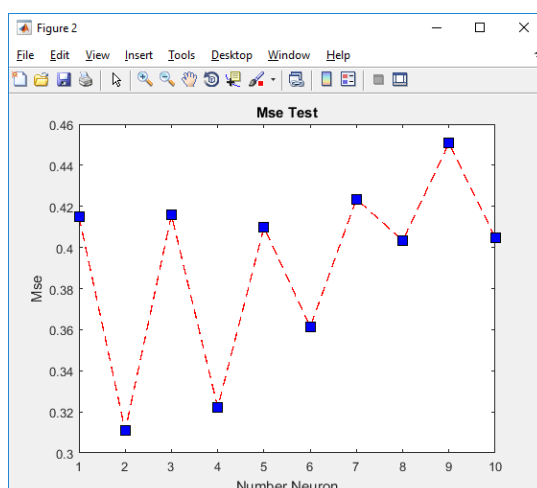
جدول (۲): نتایج کامل شبکه عصبی پیشخور

Neuron	Mse train	R2 train	Mse test	R2 test
1	0.27367	0.761737	0.415029	0.664003
2	0.363623	0.634685	0.31082	0.745077
3	0.307637	0.649432	0.415729	0.644808
4	0.322566	0.637992	0.322185	0.635084
5	0.326978	0.738118	0.409836	0.655032
6	0.385974	0.738913	0.361271	0.729335
7	0.40711	0.727238	0.423558	0.725663
8	0.499538	0.625404	0.403373	0.686518
9	0.369083	0.721925	0.450674	0.680194
10	0.306839	0.635486	0.40484	0.720018

شبکه عصبی پیشخور با دو نرون بهترین نتیجه را داشته است. نتایج حاصل از حداقل مربع خطا، با ۱۰ نرون مختلف برای دسته آموزش در شکل (۶) و نتایج تست در شکل (۷) نمایش داده شده است.

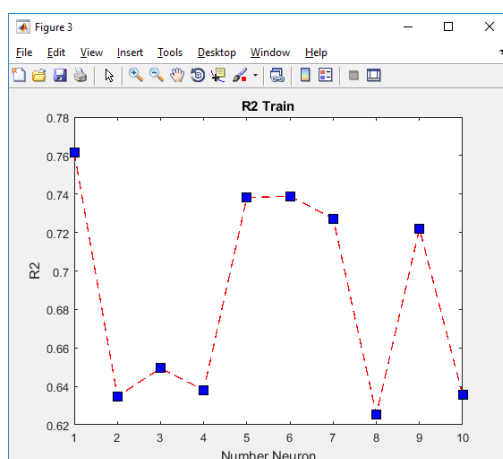


شکل (۶): MSE داده‌های آموزش در شبکه عصبی پیشخور، در محدوده ۱ تا ۱۰ نرون

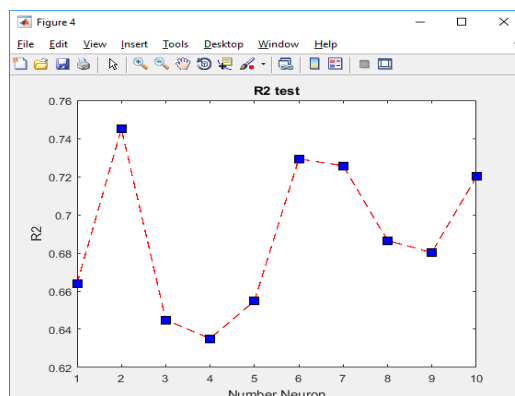


شکل (۷): MSE داده‌های تست در شبکه عصبی پیشخور، در محدوده ۱ تا ۱۰ نرون

ضریب تعیین R^2 برای داده‌های آموزش، در شبکه عصبی پیشخور، در محدوده ۱ تا ۱۰ نرون، در شکل (۸) و داده‌های تست، در شکل (۹) نشان داده شده است.



شکل (۸): R^2 داده‌های آموزش در شبکه عصبی پیشخور، در محدوده ۱ تا ۱۰ نرون



شکل (۹): R^2 داده‌های تست در شبکه عصبی پیشخور، در محدوده ۱ تا ۱۰ نرون

همانطور که مشاهده می شود نتایج بدست آمده شامل مقادیر ضریب تعیین R^2 و مقدار خطای میانگین MSE در مقایسه روش های شبکه عصبی RBF و شبکه عصبی پیشخور بر روی مجموعه داده در جدول (۳) نشان داده شده است. افزایش مقادیر R^2 و کاهش MSE برای دسته تست، با روش شبکه عصبی RBF بهینه ترین نتیجه را دارد و چون ارزیابی بر اساس نتایج تست انجام می شود، روش شبکه عصبی RBF برای مجموعه داده با ۴ نرون بهترین عملکرد را برای پیش بینی کیفیت سرویس در اینترنت اشیا دارا می باشد.

جدول (۳): مقایسه الگوریتم های مورد بررسی

روش	Neuron	Mse train	R^2 train	Mse test	R^2 test
RBF	4	0.203045	0.929274	0.204179	0.915402
NEWFF	2	0.363623	0.634685	0.31082	0.745077

۵. نتیجه گیری

همانطور که اشاره شد در دنیای امروزی بررسی کیفیت خدمات سرویس در اینترنت اشیا و محیط های ابری لازم و ضروری است. کارشناسان فناوری اطلاعات نیز معتقدند که جهش آتی صنعت فناوری اطلاعات مدل های جدید محاسباتی هستند که بر مبنای شبکه عصبی می باشند. بنابراین انجام پژوهش ها و استفاده از شبکه های عصبی می تواند در ارائه راهکارهای جدید موثر باشد. از اینرو در این مقاله جهت پیش بینی کیفیت سرویس در اینترنت اشیا دو روش شبکه عصبی RBF و شبکه عصبی پیشخور مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج نشان داد روش شبکه عصبی RBF در معیار میانگین مربع خطا و ضریب تعیین داده های تست عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی پیشخور داشته است.

۶. مراجع

- [1] L. Atzori , A. Iera , G. Morabito , The Internet of Things: A survey, Com- put. Netw. 54 (2010) 2787-2805.
- [2] L.D. Xu , W. He , S. Li , Internet of Things in industries: A survey, IEEE Trans. Ind. Inf. 10 (2014) 2233–2243.
- [3] J. Gubbi , R. Buyya , S. Marusic , M. Palaniswami , Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions, Future Gen. Comput. Syst. 29 (2013) 1645–1660.
- [4] S. Sicari , A. Rizzardi , L.A. Grieco , A. Coen-Porisini , Security, privacy and trust in Internet of Things: The road ahead, Comput. Netw. 76 (2015) 146–164.
- [5] M.C. Domingo , An overview of the Internet of Things for people with disabilities, J. Netw. Comput. Appl. 35 (2012) 584–596.
- [6] D. Guinard , V. Trifa , S. Karnouskos , P. Spiess , D. Savio , Interacting with the SOA-based Internet of Things: Discovery, query, selection, and on demand provisioning of web services, IEEE Trans. Serv. Com- put. 3 (2010) 223–235.
- [7] A.F. Huang , C.W. Lan , S.J. Yang , An optimal QoS-based web service selection scheme, Inf. Sci. 179 (2009) 3309–3322.
- [8] Y. Ma , C. Zhang , Quick convergence of genetic algorithm for QoS- driven web service selection, Comput. Netw. 52 (2008) 1093–1104.



- [9] Z. Zheng , H. Ma , M.R. Lyu , I. King , Collaborative web service QoS prediction via neighborhood integrated matrix factorization, *IEEE Trans. Serv. Comput.* 6 (2013) 289–299.
- [10] X. Luo, H. Luo, X. Chang, Online optimization of collaborative web service QoS prediction based on approximate dynamic programming, *Int. J. Distrib. Sens. Netw.* 2015 (2015) 1–9, doi: 10.1155/2015/452492 . Article ID: 452492.
- [11] L. Chen , Y. Feng , J. Wu , Z. Zheng , An enhanced QoS prediction approach for service selection, in: *Proceedings of the IEEE International Conference on Services Computing*, Washington, United States, 2011, pp. 727–728.
- [12] M. Aazam, I. Khan, A. A. Alsaffar, E. Huh, (2014) “Cloud of Things: Integrating Internet of Things and Cloud Computing and the Issues Involved”, 11th International Bhurban Conference on Applied Sciences & Technology (IBCAST), IEEE.
- [13] Z. Ye, X. Zhou, and A. Bouguettaya, (2011) “Genetic Algorithm Based QoS-Aware Service Compositions in Cloud Computing”, *DASFAA 2011, Part II, LNCS 6588*, pp. 321–334, Springer.
- [14] Rosenberg, C., Hebert, M., & Schneiderman, H. (2005). Semi-supervised self-training of object detection models. <http://www.cs.cmu.edu/~chuck/pubpg/wacv-2005/wacv2005.pdf>.
- [15] Sbarufatti Claudio, M. C. (2017). Adaptive prognosis of lithium-ion batteries based on the combination of particle filters and radial basis function neural networks. *Journal of Power Sources* , 128e140.