

Estimating Alexa Rank Logic Using Fuzzy Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

Mohammad Faizi

Ph.D. in Management, Faculty of Administrative and Economic Sciences, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.

Ardalan Feili *

Ph.D. in Management, Faculty of Administrative and Economic Sciences, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.

Abstract

Objective: The aim of this study is to model the logic governing the rankings obtained from the Alexa ranking engine using available indicators through data fitting.

Method/Approach: Six criteria, as input indicators for 233 top Iranian websites along with their Alexa rank as the output, constitute the general model of the problem. To implement this model, the Fuzzy Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) is trained on this data and finally a fitting with the least error is confirmed.

Findings: In this research, by comparing ANFIS models with different membership functions and different outputs through two methods of network partitioning and reduction clustering - considering the minimum errors generated - ANFIS with Gaussian membership functions and linear output applied by the network partitioning method had the best performance in estimating website rankings.

Conclusion: A relatively clear picture of the influence of various indicators and the estimation of future website ranks was presented by providing new or modified values of the desired indicators so that ultimately, using indicators other than the exact site traffic, the next rank could be estimated.

Keywords: web traffic, Alexa rank, fuzzy adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), data fitting

Received: 31/January/2024

Accepted: 05/May/2024

ISSN: 2980-8936

تخمین منطق پایگاه الکسا در رتبه‌بندی وبسایت‌ها با رویکرد برازش در بستر سیستم استنتاج عصبی-فازی انطباقی (ANFIS)

دکتری تخصصی مدیریت، دانشکده علوم اداری و اقتصادی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران.

محمد فایضی

دکتری تخصصی مدیریت، دانشکده علوم اداری و اقتصادی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران.

اردلان فیلی*

چکیده

هدف: مدل‌سازی منطق حاکم بر رتبه‌های حاصل از موتور استنتاج گر پایگاه الکسا با استفاده از شاخص‌های در دسترس از طریق برازش داده‌ها.

روش / رویکرد پژوهش: شش معیار به‌عنوان شاخص‌های ورودی برای ۲۳۳ وبسایت برتر ایرانی در کنار رتبه آن‌ها در الکسا به‌عنوان خروجی، مدل کلی مسئله را تشکیل می‌دهند. به‌منظور پیاده‌سازی این مدل، سیستم استنتاج عصبی-فازی انطباقی (ANFIS) بر روی این داده‌ها آموزش داده شده و در نهایت، برازشی با کمترین خطا مورد تأیید واقع شد.

یافته‌ها: در این پژوهش با مقایسه بین مدل‌های ANFIS با توابع عضویت و خروجی‌های مختلف طی دو روش بخش‌بندی شبکه‌ای و خوشه‌بندی کاهشی - با در نظر گرفتن کمینه خطاهای ایجادشده - ANFIS با توابع عضویت گاوسی و خروجی خطی که به روش بخش‌بندی شبکه‌ای اعمال می‌شود، بهترین عملکرد را در تخمین رتبه داشته است.

نتیجه‌گیری: تصویری نسبتاً گویا از تأثیرگذاری شاخص‌های مختلف و تخمین رتبه وبسایت‌ها با ارائه مقادیر جدید یا تغییر یافته شاخص‌های موردنظر ارائه شد تا در نهایت بتوان رتبه آتی را با استفاده از شاخص‌هایی به غیر از میزان ترافیک دقیق سایت، تخمین زد.

کلیدواژه‌ها: ترافیک بازدید، پایگاه الکسا، سیستم استنتاج عصبی-فازی انطباقی (ANFIS)، برازش داده‌ها

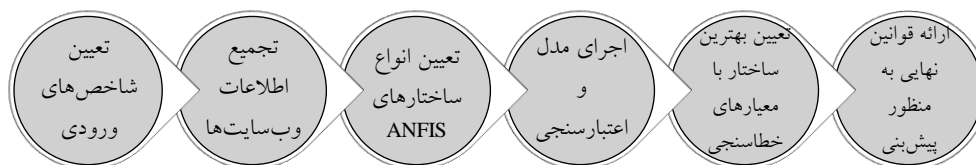
مقدمه

اینترنت به عنوان یکی از بزرگ‌ترین اختراعاتی که زندگی بشر را در طول سالیان اخیر دگرگون ساخته است، یکی از مهم‌ترین منابع اصلی اطلاعاتی و مهم‌ترین ویتترین برای تمام مخاطبینی (مؤسسات، شرکت‌های تجاری و افراد) است که می‌خواهند در دنیای واقعی شناخته شوند (Aguillo et al., 2008). لذا، بسیاری از افراد و سازمان‌ها به منظور ارائه خدمات و تولیدات خود، از آن بهره می‌گیرند. در دنیای رقابتی امروز که تجارت الکترونیک با روند رو به رشدی همراه است، وب‌سایت‌ها به عنوان پل ارتباطی سازمان‌ها و مشتریان‌شان از اهمیت بالایی برخوردار شده و نقش غیرقابل‌انکاری در موفقیت سازمان‌ها ایفا می‌کنند (سهرابی و عابدین، ۱۳۸۶). مدیران وب‌سایت‌ها همواره در جهت بهبود جایگاه آن‌ها در معرض تصمیم‌گیری هستند و برای تصمیم‌گیری صحیح نیاز به اطلاعات صحیح دارند. بخشی از این اطلاعات ناظر به عملکرد گذشته سایت‌ها است. دستیابی به این اطلاعات نیازمند ارزیابی مرتب وب‌سایت‌ها بوده و به همین دلیل، تلاش‌های بسیاری برای ارزیابی کیفیت و ساختار (غریبه‌نیزی و همکاران، ۱۳۹۴) وب‌سایت‌ها صورت گرفته و پژوهشگران با روش‌های مختلفی مانند میزان رؤیت (Devece et al., 2014)، کارکرد (Bertot et al., 2006)، ویژگی‌های ظاهری (Braynik, 2003) و پیوندها (Noruzi, 2006) به ارزیابی وب‌سایت‌ها پرداخته‌اند. نتایج ارزیابی وب‌سایت‌ها به برقراری ارتباط مؤثرتر با مشتریان و اتخاذ روش‌هایی برای بالا بردن محبوبیت و درآمد وب‌سایت‌ها کمک می‌کند (باقری نسب، ۱۳۹۰).

سایت الکسا از طریق نوار ابزار خود به رتبه‌بندی ترافیک وب‌سایت‌ها در سطح جهان، کشور مربوطه و تک‌تک کشورهای می‌پردازد که کاربر آن سایت هستند (Alexa Internet, 2015). اطلاعات ارائه شده توسط سایت الکسا به مدیران وب‌سایت‌ها کمک می‌کند تا به تحلیل دلایل بهبود و یا افت ترافیک وب‌سایت‌شان بپردازند. همچنین، این سایت اطلاعات مفیدی از حوزه جغرافیایی بازدیدکنندگان وب‌سایت‌ها در اختیار مدیران قرار می‌دهد که با استفاده از آن می‌توانند برای دستیابی به یک بازار هدفمند و گسترش پایگاه جهانی بازدیدکنندگان خود برنامه‌ریزی داشته باشند. از سوی دیگر، همسو با تغییرات زیاد تکنولوژیکی در جهان رقابتی امروز، توانایی پیش‌بینی جایگاه وب‌سایت‌ها و به خصوص پیش‌بینی تعداد بازدیدکنندگان آن‌ها یک ارزش کلیدی برای هدف‌گذاری درست و در زمان مناسب است (Napagoda, 2013). درواقع می‌توان گفت، بخشی از اطلاعات موردنیاز مدیران برای تصمیم‌گیری مناسب‌تر به پیش‌بینی نتایج تصمیمات آنان بازمی‌گردد. یکی از ابزارهای مناسب جهت تحقق این هدف، استفاده از روش‌های مدل‌سازی ریاضی و پیش‌بینی وضعیت آینده بر مبنای اطلاعات گذشته است؛ بنابراین، باید بتوان الگوی ترافیک وب‌سایت‌ها را با انتخاب شاخص‌های مناسب مدل‌سازی کرده و بدین وسیله، اقدام به ارزیابی سیاست‌های مختلف نموده و درنهایت به ارائه راهکارهایی در جهت بهبود وضعیت موجود اقدام نمود. در این پژوهش تلاش می‌شود تا برای نخستین بار بر اساس سیستم استنتاج عصبی-فازی انطباقی (ANFIS)، ترافیک وب‌سایت‌ها بر اساس شاخص‌های موتور استنتاج گر پایگاه الکسا، مدل‌سازی و شبیه‌سازی شده و ابزار مناسبی به مدیران وب‌سایت‌ها برای مقایسه راهکارهای مختلف ارتقای رتبه وب‌سایت‌ها و انتخاب بهترین آن‌ها بر اساس تخمین رتبه وب‌سایت‌ها ارائه گردد.

به منظور پیش‌بینی رتبه وب‌سایت‌ها بر اساس منطق الکسا، مرور شاخص‌های ترافیک نظیر تعداد بازدید در ماه‌های گذشته و غیره موردنیاز است. از آنجاکه اغلب شاخص‌های ترافیک سنجی توسط پایگاه الکسا به صورت رایگان در اختیار مخاطبان قرار نمی‌گیرد، لذا در این پژوهش از شاخص‌های موازی دیگری که توسط این پایگاه و موتور جستجوی گوگل ارائه می‌شود، به منظور برآورد غیرمستقیم و سنجش رتبه وب‌سایت‌ها استفاده شده است تا بتوان منطق پایگاه الکسا در رتبه‌سنجی وب‌سایت‌ها را برآورد نمود. این موضوع کمک می‌کند تا با استفاده از تأثیر این شاخص‌های در دسترس بر شاخص‌های ترافیک و تأثیر شاخص‌های ترافیکی بر رتبه وب‌سایت، رتبه مندرج در پایگاه الکسا را

به‌طور غیرمستقیم تخمین زده و عملاً ابزاری قابل توجه و رایگان را به وب‌مسترها ارائه کرد. گام‌های پژوهش حاضر به شرح شکل ۱ است.



شکل ۱. گام‌های پژوهش به‌منظور تخمین رتبه‌بندی پایگاه الکسا

در حوزه رتبه‌بندی و پیش‌بینی جایگاه وب‌سایت‌ها از روش‌های مختلفی استفاده شده است. به‌طور مثال، سهرابی و عابدین (۱۳۸۶) ساختار وب‌سایت دانشگاه تهران را بر اساس مدل‌سازی رفتار بازدیدکنندگان به کمک نظریه گراف ارزیابی کرده و آواد و خلیل^۱ (۲۰۱۲) به پیش‌بینی رفتار استفاده‌کنندگان از مرورگرهای وب بر اساس مدل مارکوف پرداختند. ناپاگدا^۲ (۲۰۱۳) به پیش‌بینی تعداد بازدیدکنندگان از وب‌سایت‌ها با استفاده از روش‌های داده‌کاوی پرداخت و ناگپال و همکاران^۳ (۲۰۱۵) از رویکرد تحلیل سلسله‌مراتبی فازی و تاپسیس فازی به‌منظور رتبه‌بندی وب‌سایت‌های دانشگاهی استفاده کردند.

استفاده از سیستم استنتاج عصبی-فازی انطباقی (ANFIS) در مطالعات مربوط به وب، عمدتاً با هدف رتبه‌بندی وب‌سایت‌ها از منظر کیفیت خدمات وب و قابلیت دسترسی مورد استفاده قرار گرفته است؛ هرچند کاربردهای دیگری نیز داشته است. شریفیان و همکاران (۲۰۰۵) در الگوریتم هوشمند ارسال درخواست‌ها برای خوشه‌های خدمات وب از شبکه انطباقی عصبی-فازی برای ساخت یک مدل فازی سوگنو برای اختصاص حداقل زمان جهت پاسخ به درخواست‌های وارده استفاده کردند. چانگ و همکاران^۴ (۲۰۰۶) با استفاده از یک مدل پیشنهادی کامپوزیت (ASVR-ANFIS/NGARCH) به پیش‌بینی جریان بسته‌های داده با هدف تجزیه و تحلیل ترافیک وب پرداختند. علی و شمس‌الدین (۲۰۰۹) ضمن طراحی هوشمند مشتری‌گرای ذخیره وب از سیستم استنتاج عصبی-فازی انطباقی جهت شناسایی اهدافی که در بلندمدت بایستی برداشته شوند، استفاده کردند. تیواری و کآوشیک^۵ (۲۰۱۰) در مطالعه خود جهت شناسایی و انتخاب خدمات وب از سیستم فازی برای رتبه‌بندی خدمات وب و از سیستم استنتاج عصبی-فازی انطباقی جهت تنظیم مناسب توابع عضویت شرایط زبانی بهره گرفتند. تنظیم صحیح و مناسب توابع عضویت به‌وسیله این سیستم استنتاج در حداقل‌سازی خطای خروجی و حداکثرسازی شاخص عملکردی مؤثر واقع شد. موخوپادهایای و همکاران^۶ (۲۰۱۱) با هدف ارائه نتایج مناسب‌تر در جستجوهای اینترنتی به ارائه الگوریتمی جهت رتبه‌بندی صفحات وب با استفاده از روش‌های K-Means فازی و سیستم استنتاج عصبی-فازی انطباقی پرداختند. نتایج مطالعه منجر به ارائه وزن‌های مناسب‌تر در جستجوهای اینترنتی برای هر یک از مشخصات صفحات وب شد. مالهورتا و شرما^۷ (۲۰۱۳) با هدف ارزیابی مستمر معیارهای کیفیت وب و بهبود آن، مدل پیش‌بینی کیفیت وب‌سایت

1. Awad & Khalil
2. Napagoda, C.
3. Nagpal et al.
4. Chang et al.
5. Tiwari & Kaushik
6. Mukhopadhyay et al.
7. Malhotra & Sharma

را با استفاده از روش شبکه ANFIS، خوشه‌بندی کاهشی و ANFIS-FCM ارائه دادند. نتایج مطالعه نشان‌دهنده آن است که هر دو روش عملکرد قابل قبولی دارند. میسائویی^۱ (۲۰۱۳) در مدل عصبی فازی خود جهت رتبه‌بندی و انتخاب خدمات وب بر اساس محدودیت‌های کیفیت خدمات از روش ANFIS بر اساس رویکرد سوگنو استفاده کرد. ناگپال و همکاران (۲۰۱۳) از الگوریتم ANFIS برای ارزیابی قابلیت استفاده از وب‌سایت یک مؤسسه آموزشی بهره گرفتند. نتایج مطالعه آنان نشان داد که سیستم استنتاج عصبی-فازی انطباقی به نتایج بهتری در مقایسه با سیستم استنتاج فازی (FIS) دست یافت. آنان ادعا کردند که در ۹۷ درصد موارد توانسته‌اند به صورت دقیق قابلیت استفاده هر سایت آموزشی را پیش‌بینی نمایند. لوو و همکاران^۲ (۲۰۱۵) جهت پیش‌بینی کیفیت خدمات وب بر اساس برنامه‌ریزی پویای انطباقی از سیستم استنتاج عصبی-فازی انطباقی استفاده کردند. نتایج تجربی بر روی داده‌های با مقیاس بزرگ، صحت پیش‌بینی پیشنهادی را تأیید کرد.

روش‌شناسی

در پژوهش حاضر، ۲۳۳ وب‌سایت از مجموعه وب‌سایت‌های برتر در ایران (بر اساس مستندات پایگاه الکسا) مورد بررسی قرار گرفته است. شاخص‌های مورد بررسی برای این نمونه‌ها عبارت‌اند از تعداد نمایه گوگل (Google Index)، رتبه صفحه (Page Rank)، ترافیک جستجو، مجموع پیوندهنده‌ها، تعداد بازدید روزانه به ازای هر بازدیدکننده و زمان روزانه بازدید که شرح هر یک به استناد این پایگاه در جدول ۱ آمده است.

جدول ۱. شرح شاخص‌های مورد بررسی

شاخص	شرح
تعداد نمایه گوگل	تعدادی صفحاتی که در موتور جستجوی گوگل نمایه شده است
رتبه صفحه ^۳	امتیازی که گوگل بر اساس تجزیه و تحلیل پیوندهای ورودی به صفحات می‌دهد
ترافیک جستجو	درصدی از بازدیدکنندگان سایت که از موتورهای جستجو به سایت هدایت شده‌اند
مجموع پیوندهنده‌ها	تعداد سایت‌هایی که الکسا توانسته بیاید که به سایت موردنظر پیوند داده‌اند
تعداد بازدید روزانه	تخمینی از تعداد بازدید صفحه یکتا توسط یک بازدیدکننده در یک روز
زمان بازدید روزانه	تخمینی از زمان روزانه صرف‌شده توسط یک بازدیدکننده بر روی سایت

الگوریتم سیستم استنتاج عصبی-فازی انطباقی (ANFIS)، دسته‌ای از شبکه‌های انطباقی است که از بُعد کارکرد و وظیفه، هم‌ارز سیستم استنتاج فازی محسوب می‌شود (Zilouchian & Howard, 1999). چارچوب ANFIS، یک روش هوش مصنوعی ترکیبی بوده که با ترکیب توانایی یادگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و قابلیت استنتاج تصمیم‌گیری منطق فازی، یک هم‌افزایی را ایجاد می‌کند. این هم‌افزایی موجب تسهیل یادگیری و انطباق می‌شود (Abdulshahed et al., 2015).

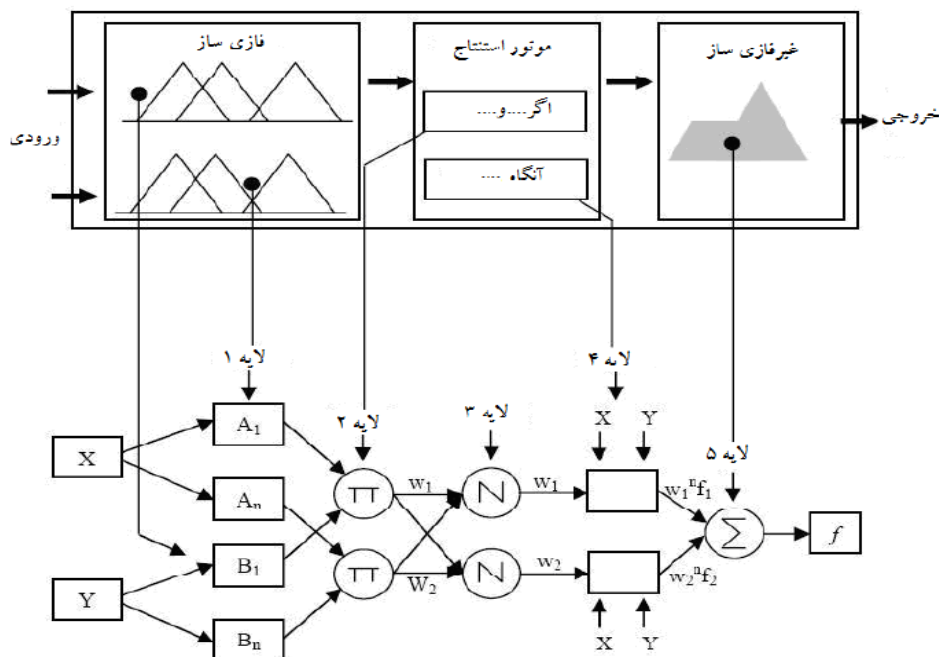
ANFIS، یک سیستم انطباقی فازی ایجاد می‌کند که مجموعه‌ای از داده‌های ورودی را با تنظیم توابع عضویت در لایه‌های میانی و با استفاده از الگوریتم آموزش پس‌انتشار خطا و در برخی موارد به همراهی روش حداقل مربعات بر روی مجموعه‌ای از داده‌های خروجی آموزش می‌دهد (Galataakis et al., 2002). این سیستم فازی بر اساس سیستم استنتاج فازی سوگنو بنا شده است. سیستم سوگنو یا TSK یک روش سیستماتیک در تولید قواعد فازی از

1. Missaoui, A.

2. Luo et al.

3. Page Rank

روی مجموعه‌ای از داده‌های ورودی و خروجی است. این سیستم، داده‌های ورودی را به مجموعه‌های فازی به‌عنوان مقدم سیستم استنتاج تبدیل کرده و تالی آن‌ها را تابعی غیر فازی قرار می‌دهد (بهرامی و عباس‌زاده، ۱۳۹۳). ساختار شبکه استنتاج عصبی-فازی انطباقی در شکل ۲ به نمایش درآمده است (نبی‌زاده و همکاران، ۱۳۹۱). این ساختار برخلاف شبکه‌های عصبی مصنوعی رایج، دارای تعداد لایه ثابت بوده و نرون‌های هر لایه وظیفه خاصی را بر عهده دارند (فقیه و معصومی، ۱۳۸۸).



شکل ۲. ساختار کلی سیستم استنتاج عصبی-فازی انطباقی

در ادامه، پنج لایه به تصویر کشیده شده در شکل ۲ معرفی می‌شود (بویاسیوگل و اکی، ۲۰۱۰؛ بهرامی و عباس‌زاده، ۱۳۹۳).

لایه اول. هر گره از این لایه نماینده یک تابع عضویت بوده که مقادیر قطعی ورودی‌ها را به مقادیر فازی تبدیل می‌کند. هر گره، یک گره انطباقی است و توسط تابع خروجی رابطه ۱ محاسبه می‌شود.

$$O_i = \mu_{A_i^p}(x) \quad (1)$$

در رابطه فوق، x ورودی این گره و A_i^p برچسب وابسته آن است. در حقیقت، مقدار این برچسب بر حسب x بیانگر درجه تعلق x به مجموعه A است. تابع عضویت مورد استفاده در گره می‌تواند هر نوع تابع عضویتی نظیر تابع مثلثی، دوزنقه‌ای، ناقوسی شکل، گاوسی و غیره باشد. در پژوهش حاضر، مقادیر مربوط به شش شاخص ورودی به‌عنوان ورودی‌های این گره تعیین شده که به‌صورت نرمالایزشده وارد شبکه می‌شود. همچنین، چهار نوع تابع عضویت مورد بررسی قرار می‌گیرد که در بخش یافته‌ها تشریح شده است. در این پژوهش، به‌منظور تعیین ساختار ANFIS، دو روش مورد بررسی قرار می‌گیرد؛ یک روش بر اساس بخش‌بندی شبکه‌ای^۱ و دیگری بر اساس خوشه‌بندی کاهشی^۲. تفاوت این دو روش در شیوه تعیین تابع عضویت فازی است. در تکنیک بخش‌بندی شبکه‌ای، نوع و تعداد توابع عضویت توسط تصمیم‌گیرنده و سازنده مدل تعیین می‌شود اما در تکنیک خوشه‌بندی کاهشی، نوع و تعداد توابع عضویت با توجه به خصوصیات بردارهای ورودی و خروجی توسط خود شبکه و بر اساس چندین پارامتر

انجام می‌شود (کنارکوهی و همکاران، ۱۳۸۹).

لایه دوم. این لایه، ذخیره‌کننده قوانین بوده و هر قانون در آن به صورت یک گره به نمایش در آمده است. هر گره از این لایه به گره‌هایی در لایه قبل که مقدم قانون را نشان می‌دهند، وصل می‌شود. برای گره r ، مقدار تابع عضویت به عنوان ورودی است که از طریق عملگر T-norm در هم ضرب شده و وزن یا درجه قانون را مطابق رابطه ۲ حاصل می‌کند.

$$w_p = \mu_{A_i^p}(x_j) \otimes \mu_{A_{i'}^p}(x_{j'}) \quad (2)$$

در این مقاله نیز عملکرد ضرب به منظور محاسبه وزن‌ها مورد استفاده قرار گرفته است که با تابع prod در نرم‌افزار MATLAB فراخوانی شده است.

لایه سوم. وزن‌های مربوط به قوانین در لایه دوم، در این لایه نرمال می‌شوند تا به صورت نسبی اهمیت هر قانون محاسبه گردد. فرآیند نرمالایز در رابطه ۳ درج شده است.

$$\bar{w}_p = \frac{w_p}{\sum_p w_p} \quad (3)$$

لایه چهارم. گره‌های این لایه به همه گره‌های ورودی و دقیقاً یک گره در لایه سوم متصل هستند. هر گره در این لایه با استفاده از وزن نرمالایز شده و پارامترهای موجود در تالی سیستم استنتاج فازی سوگنو، خروجی قانون را با استفاده از رابطه ۴ محاسبه خواهد کرد.

$$O_p^4 = \bar{w}_p O_p = \bar{w}_p (\alpha_0^p + \alpha_1^p x_1 + \alpha_2^p x_2) \quad (4)$$

ضرایب α_0^p ، α_1^p و α_2^p به عنوان پارامترهای تالی محسوب می‌شوند.

لایه پنجم. مجموع همه سیگنال‌های خروجی به عنوان خروجی نهایی در نظر گرفته می‌شود:

$$O^5 = \sum_{p=1}^m \bar{w}_p (\alpha_0^p + \alpha_1^p x_1 + \alpha_2^p x_2) \quad (5)$$

این فرآیند با برگشت به عقب و اصلاح مقادیر لایه چهار ادامه یافته تا در نهایت با رویکرد کاهش خطا، آموزش شبکه تکمیل گردد (نبی‌زاده و همکاران، ۱۳۹۱). تابعی که در معرفی الگوریتم فوق ارائه شده، یک چندجمله‌ای مرتبه اول بود اما سیستم ANFIS می‌تواند بر اساس مدل فازی سوگنوی مرتبه صفر نیز بنا شود که در آن، تابع یک عدد ثابت خواهد شد (بهرامی و عباس‌زاده، ۱۳۹۳).

به منظور برآورد پارامترهای شبکه، در این پژوهش از رویکرد ترکیبی حداقل مربعات خطا و الگوریتم کاهش گرادیان بهره گرفته شده است. دلیل انتخاب روش ترکیبی این است که روش حداقل مربعات، ابعاد فضای بررسی حاصل از الگوریتم پس‌انتشار را کاهش می‌دهد. لذا، در مقایسه با به کارگیری مجزای الگوریتم پس‌انتشار خطا، به محاسبات کمتری نیاز دارد (Galataakis et al., 2002).

یافته‌ها

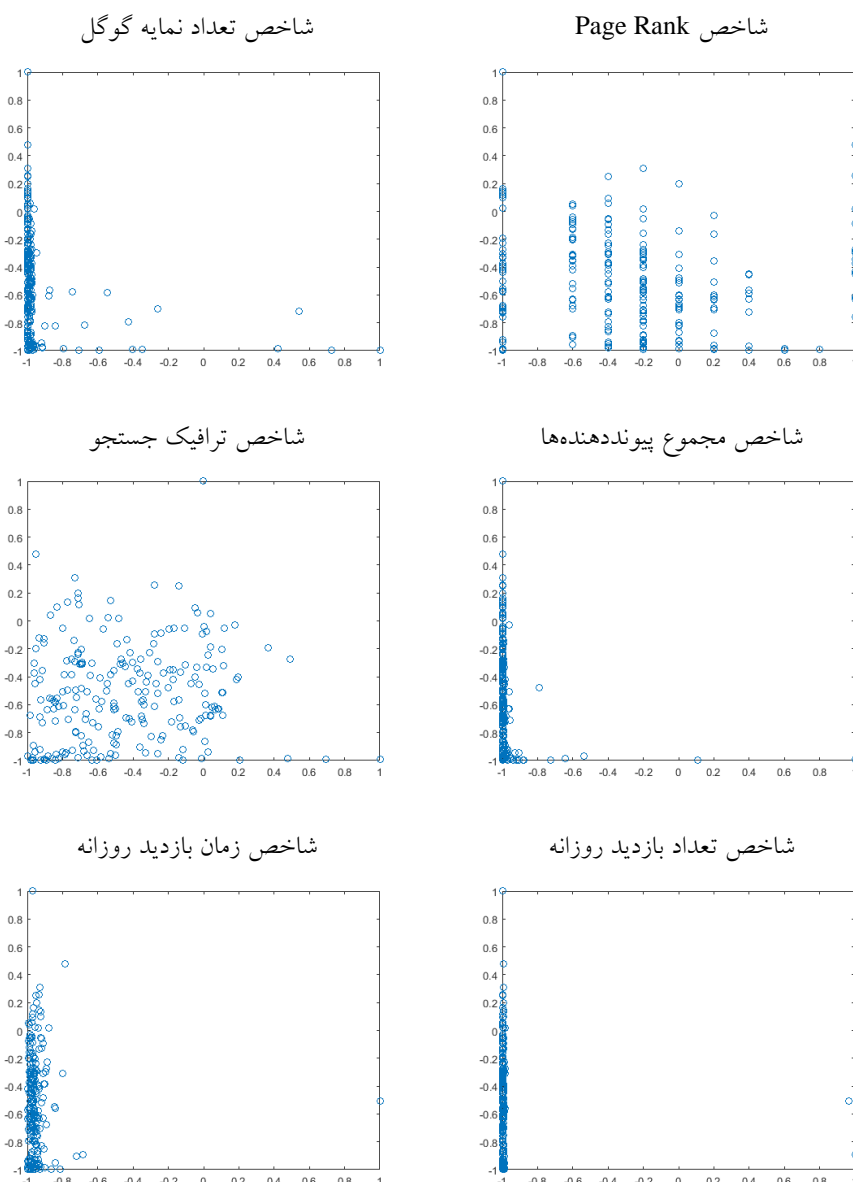
پردازش داده‌ها و محاسبات این پژوهش در نرم‌افزار MATLAB 2015a انجام و خروجی آن در این بخش گزارش شده است. داده‌های مربوط به ۲۳۳ نمونه، هر یک بر مبنای شش شاخص ورودی و یک شاخص خروجی در شبکه ANFIS پردازش شد.

در ابتدا، داده‌های ورودی و خروجی باید فرآیند نرمالایزسازی را طی کنند. این فرآیند نقش مهمی را در هر حوزه داده کاوی ایفا می‌کند (Somasundaram & Nedunchezian, 2011). از این رو، پیش از اجرای شبکه عصبی -

فازی باید داده‌ها را نرمال نمود. در این پژوهش از رابطه ۶ (Lovalgia & Lucas, 2005) برای این مقصود استفاده می‌شود.

$$X_n = 2 \left(\frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \right) - 1 \quad (6)$$

شکل ۳، نمودارهای پراکنش هر یک از متغیرهای ورودی را در برابر متغیر خروجی (رتبه در الکسا) نمایش می‌دهد. شش نمودار این شکل، نشان‌دهنده پراکنندگی نقاط هستند که بر اساس داده‌های نرمال‌ایز شده ترسیم شده‌اند.



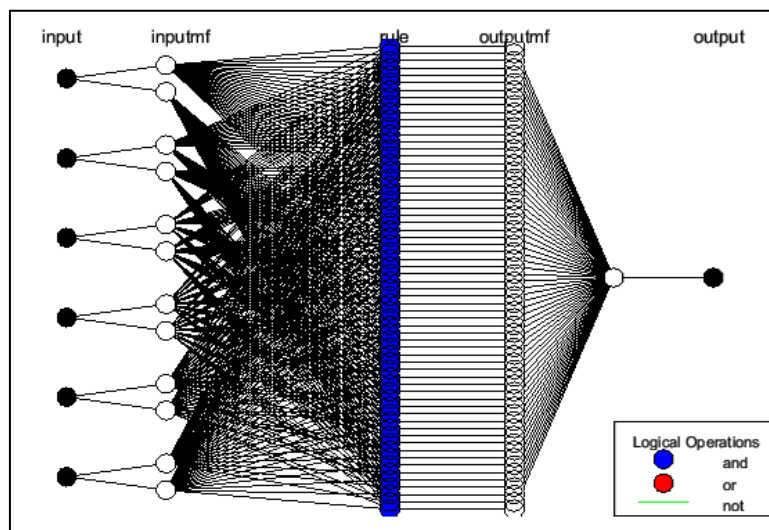
شکل ۳. پراکنش شاخص خروجی بر اساس هر یک از شاخص‌های ورودی (نرمال‌ایز شده)

با توجه به لزوم بخش‌بندی داده‌ها در اغلب سیستم‌های داده‌کاوی، معمولاً پیشنهاد نمی‌شود که از کل مجموعه نمونه‌ها به عنوان داده آموزشی^۱ استفاده شود. لذا باید بخشی از نمونه‌ها را به دسته داده‌های اعتبارسنجی^۲ و آزمون^۳

1. train data
2. validation/check data
3. test data

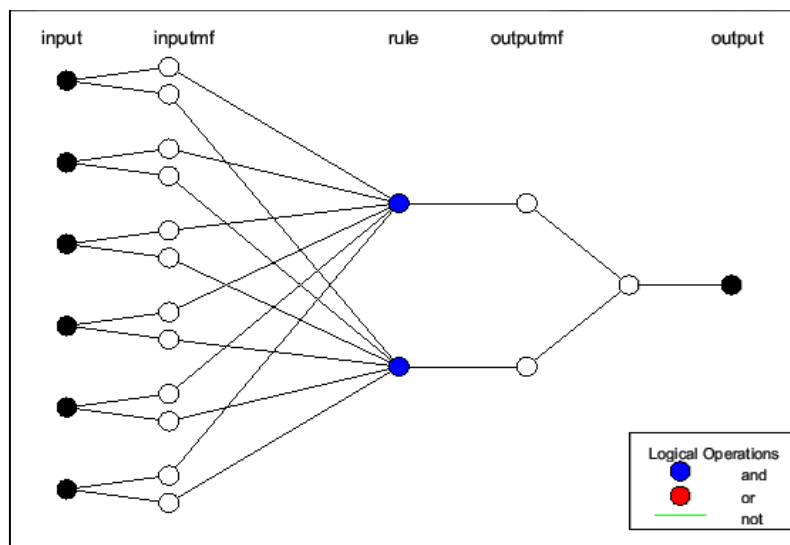
اختصاص داد. اگرچه برخی از مقالات فقط داده‌های آموزش و آزمون را در نظر می‌گیرند اما در نظر گرفتن تأثیر داده‌های اعتبارسنجی نیز اهمیت ویژه‌ای دارد (پیری و همکاران، ۱۳۹۲) زیرا این داده‌ها موجب جلوگیری از بیش‌برازش^۱ شبکه در امر آموزش خواهند شد و روایی سیستم را تأیید خواهند کرد (شفیعا و همکاران، ۱۳۹۲). از همین رو، در این پژوهش ۸۰ درصد از نمونه‌ها به دسته داده‌های آموزشی، ۱۰ درصد به گروه اعتبارسنجی و مابقی به دسته داده‌های آزمون تعلق گرفتند. تقسیم‌بندی این داده‌ها به‌طور تصادفی در نرم‌افزار MATLAB صورت پذیرفت. در پژوهش حاضر، از رویکردهای بخش‌بندی شبکه‌ای و خوشه‌بندی کاهشی در ساختار ANFIS استفاده شده است. در رویکرد بخش‌بندی شبکه‌ای، نوع و تعداد توابع عضویت به‌عنوان متغیر محسوب می‌شوند. تعداد تابع‌های عضویت برای تمام ورودی‌ها یکسان بوده و برابر با ۲ یا ۳ در نظر گرفته شده است. به این ترتیب، اگر تعداد توابع عضویت برای هر ورودی برابر با ۲ باشد، تعداد قوانین در سیستم استنتاج فازی برابر با ۶۴ خواهد بود و اگر تعداد توابع عضویت برای چهار ورودی برابر با ۲ و برای دو ورودی دیگر برابر با ۳ باشد، تعداد توابع عضویت برابر با ۱۴۴ خواهد بود. در این پژوهش، نوع تمامی توابع عضویت یکسان بوده و از یکی از توابع عضویت مثلثی، دوزنقه‌ای، ناقوسی شکل و یا گاوسی پیروی می‌کنند که در جدول ۲ به تفکیک تشریح شده‌اند. در رویکرد خوشه‌بندی کاهشی، بازه مؤثر^۲، ضریب فشار^۳، نسبت پذیرش^۴ و نسبت عدم‌پذیرش^۵ متغیرهای تعیین‌کننده هستند. در این رویکرد از تابع گاوسی به‌عنوان تابع عضویت فازی استفاده شده و تعداد توابع برای هر ورودی بر اساس متغیرهای مذکور تعیین خواهد شد که خروجی آن‌ها پس از اجرای مدل در جدول ۳ ارائه شده است. در این روش، تعداد توابع عضویت برای هر ورودی و تعداد قوانین با یکدیگر برابر هستند.

شکل ۴، ساختار مدل ANFIS را با در نظر گرفتن دو تابع عضویت برای هر ورودی با رویکرد بخش‌بندی شبکه‌ای نمایش می‌دهد. شکل ۵ نیز ساختاری را نمایش می‌دهد که با استفاده از متغیرهای خوشه‌بندی کاهشی، دو تابع عضویت برای هر ورودی حاصل شده است.



شکل ۴. مثالی از ساختار ANFIS با رویکرد بخش‌بندی شبکه‌ای و دو تابع عضویت

1. overfitting
2. range of influence
3. squash factor
4. accept ratio
5. reject ratio



شکل ۵. مثالی از ساختار ANFIS با رویکرد خوشه‌بندی کاهشی و دو تابع عضویت

بر اساس رویکرد دسته‌بندی شبکه‌ای، با ترکیب هر یک از متغیرهای تعداد توابع عضویت، نوع تابع عضویت و ثابت یا خطی بودن خروجی، دوازده ساختار مختلف ANFIS اجرا شده است. به منظور استفاده از رویکرد خوشه‌بندی کاهشی نیز چهار ساختار بر اساس تابع گاوسی در نظر گرفته شده است که تفاوت آن‌ها در مقادیر مربوط به متغیرهای تعیین‌کننده آن‌هاست. در این پژوهش، کلیه شاخص‌ها با ضریب یکسان در مدل وارد شده و وزن همه آن‌ها برابر است. هر یک از ساختارهای مذکور به‌طور جداگانه طی ۱۰۰ تکرار (با وجود شرط خطای صفر) با روش ترکیبی پس‌انتشار خطا و روش حداقل مربعات، آموزش داده شده است. انتخاب تعداد ۱۰۰ تکرار در این پژوهش، اولاً به دلیل محدودیت زمانی و فنی پژوهش (حجم بیش‌تر تکرارها نیازمند سخت‌افزار قوی‌تر و صرف زمان بیشتر است) و ثانیاً همگرا شدن و ثبات در میزان خطا پیش از رسیدن به ۱۰۰ تکرار در اغلب سیستم‌های مدل است.

جدول ۲. مقادیر معیارهای خطا برای ساختارهای مختلف ANFIS در روش بخش‌بندی شبکه‌ای

MAE	RMSE	MSE	R	دسته داده‌ها	خروجی	تعداد MF	نوع MF	
0.2117	0.2631	0.0692	0.7821	داده آموزشی	ثابت	[۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲]	مثلی	FIS01
0.4201	0.5228	0.2733	0.2999	داده آزمون				
0.2088	0.2575	0.0663	0.7918	داده آموزشی	ثابت	[۲ ۲ ۲ ۲ ۳ ۳]	مثلی	FIS02
0.4258	0.5386	0.2900	0.1334	داده آزمون				
0.1476	0.2032	0.0413	0.8855	داده آموزشی	خطی	[۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲]	مثلی	FIS03
0.3721	0.5587	0.3121	0.5381	داده آزمون				
0.2418	0.3101	0.0961	0.5744	داده آموزشی	ثابت	[۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲]	دوزنقه‌ای	FIS04
0.3789	0.4723	0.2231	0.1903	داده آزمون				
0.2418	0.3101	0.0961	0.5744	داده آموزشی	ثابت	[۲ ۲ ۲ ۲ ۳ ۳]	دوزنقه‌ای	FIS05
0.3789	0.4723	0.2231	0.1903	داده آزمون				
0.1979	0.2521	0.0636	0.7958	داده آموزشی	خطی	[۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲]	دوزنقه‌ای	FIS06
0.4044	0.5114	0.2616	0.0000	داده آزمون				
0.2086	0.2634	0.0694	0.7899	داده آموزشی	ثابت	[۲ ۲ ۲ ۲ ۲ ۲]	ناقوسی‌شکل	FIS07
0.4064	0.4789	0.2293	0.3515	داده آزمون				
0.2072	0.2605	0.0678	0.7968	داده آموزشی	ثابت	[۲ ۲ ۲ ۲ ۳ ۳]	ناقوسی‌شکل	FIS08
0.4066	0.4797	0.2301	0.3556	داده آزمون				

MAE	RMSE	MSE	R	دسته داده‌ها	خروجی	تعداد MF	نوع MF	
0.1573	0.2106	0.0443	0.8788	داده آموزشی	خطی	[۲۲۲۲۲۲]	ناقوسی شکل	FIS09
0.3918	0.5332	0.2843	0.6594	داده آزمون				
0.2035	0.2586	0.0669	0.7941	داده آموزشی	ثابت	[۲۲۲۲۲۲]	گوسی	FIS10
0.4037	0.4770	0.2275	0.4074	داده آزمون				
0.2034	0.2526	0.0638	0.7992	داده آموزشی	ثابت	[۲۲۲۲۳۳]	گوسی	FIS11
0.3999	0.4705	0.2214	0.4468	داده آزمون				
0.1525	0.2059	0.0424	0.8840	داده آموزشی	خطی	[۲۲۲۲۲۲]	گوسی	FIS12
0.4029	0.6080	0.3696	0.7127	داده آزمون				

نتایج کلیه اجراهای سیستم بر اساس روش بخش‌بندی شبکه‌ای در جدول ۲ و بر اساس روش خوشه‌بندی کاهشی در جدول ۳ به‌طور خلاصه ارائه شده است. به‌منظور محاسبه خطا و ارزیابی عملکرد الگوریتم در هر حالت از محاسبه معیارهای ضریب تعیین (R) برای نمایش میزان همبستگی داده‌ها و معیارهای میانگین مربعات خطا (MSE)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین قدر مطلق انحرافات (MAE) استفاده شده است. هرچه مقدار معیارهای خطا کمتر باشد، بهتر است. در مقایسه دو یا چند سیستم، سیستمی با کوچک‌ترین مقدار برگزیده می‌شود (شفیعا و همکاران، ۱۳۹۲).

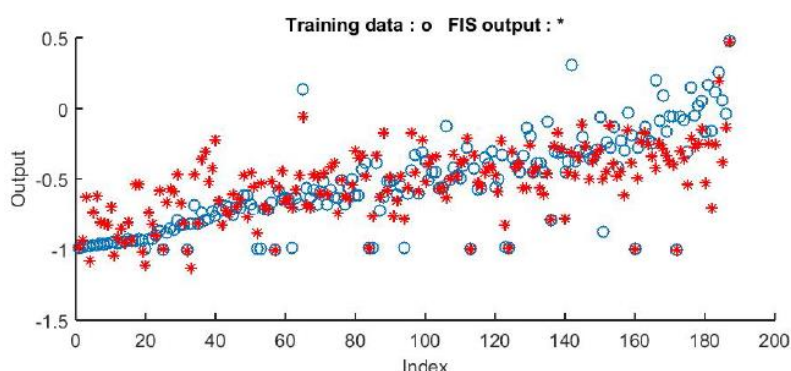
همان‌طور که از نتایج فوق مشهود است، کمترین مقدار خطا در هر سه معیار خطا و بیشترین مقدار معیار R بر روی داده‌های آموزشی متعلق به ساختارهای FIS03 و FIS12 است. با این حال، ساختار FIS12 در داده‌های آزمون به میزان قابل توجهی همبستگی بیشتری دارد. از این رو، تعمیم‌پذیری و انتخاب آن اهمیت ویژه‌ای یافته و می‌توان آن را به‌عنوان ساختار برگزیده در نظر گرفت.

جدول ۳. مقادیر معیارهای خطا برای ساختارهای مختلف ANFIS در روش خوشه‌بندی کاهشی

MAE	RMSE	MSE	R	دسته داده‌ها	تعداد MF	نرخ عدم پذیرش	نرخ پذیرش	ضریب فشار	بازه تأثیر	
0.2054	0.2547	0.0649	0.8039	داده آموزشی	۴	۰/۱۵	۰/۵	۱/۲۵	۰/۵	FIS13
0.3743	0.4690	0.2199	0.3772	داده آزمون						
0.0504	0.0899	0.0081	0.9782	داده آموزشی	۳۰	۰/۱۵	۰/۵	۱/۲۵	۰/۲	FIS14
0.8244	1.9122	3.6566	0.4870	داده آزمون						
0.0879	0.1374	0.0189	0.9508	داده آموزشی	۲۲	۰/۲۵	۰/۵	۱/۲۵	۰/۲	FIS15
0.9128	2.1955	4.8202	0.6851	داده آزمون						
0.2265	0.2839	0.0806	0.7005	داده آموزشی	۲	۰/۲۵	۰/۵	۱/۲۵	۰/۵	FIS16
0.3707	0.4549	0.2070	0.3798	داده آزمون						

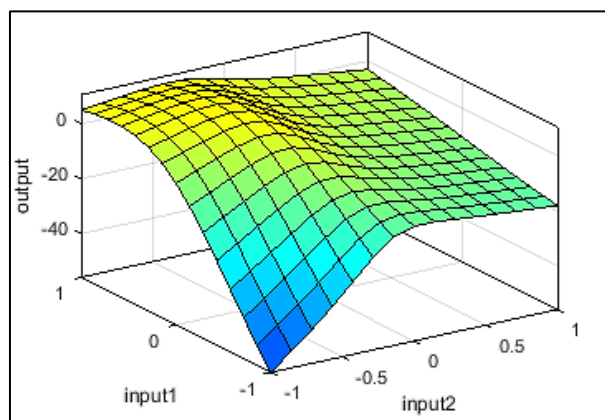
بر اساس جدول ۳ مشاهده می‌شود کمترین مقدار خطا مربوط به FIS14 بوده که بهترین مقادیر R را نیز اخذ کرده است. این سیستم در مقایسه با سیستم استنتاج فازی FIS12، اگرچه مقادیر خطای بهتری دارد اما در داده‌های آزمون به‌خوبی ظاهر نشده و خطای نسبتاً بیشتری نسبت به داده آزمون FIS12 دارد. این موضوع بیانگر عدم تعمیم‌پذیری مناسب این داده‌ها و وقوع بیش‌برازش در روند آموزش آن‌هاست؛ کما اینکه در داده‌های مربوط به اعتبارسنجی نیز FIS12 عملکرد بهتری از خود نشان داده است. از این رو، FIS12 به‌عنوان سیستم برگزیده تلقی می‌شود.

در شکل ۶، فرآیند برازش حاصل از آموزش شبکه ANFIS بر اساس FIS12 به نمایش درآمده است. این برازش بر اساس داده‌های آموزش به تصویر کشیده شده است.



شکل ۶. برازش حاصل از اجرای ANFIS بر روی داده‌های آموزش

به دلیل وجود شش شاخص ورودی در این پژوهش، می‌توان تأثیر و تقابل بین شاخص‌ها در رتبه‌بندی را بر اساس ۱۵ زوج حالت مورد بررسی قرار داد. شکل ۷، نمایش‌دهنده نمودار تحلیل متغیر خروجی بر اساس متغیرهای ورودی است. این شکل صرفاً نمونه‌ای از این نمودار بوده که بر اساس شاخص‌های یک و شش ترسیم شده است.



شکل ۷. نمودار تحلیل متغیر خروجی بر اساس زوج متغیرهای ورودی

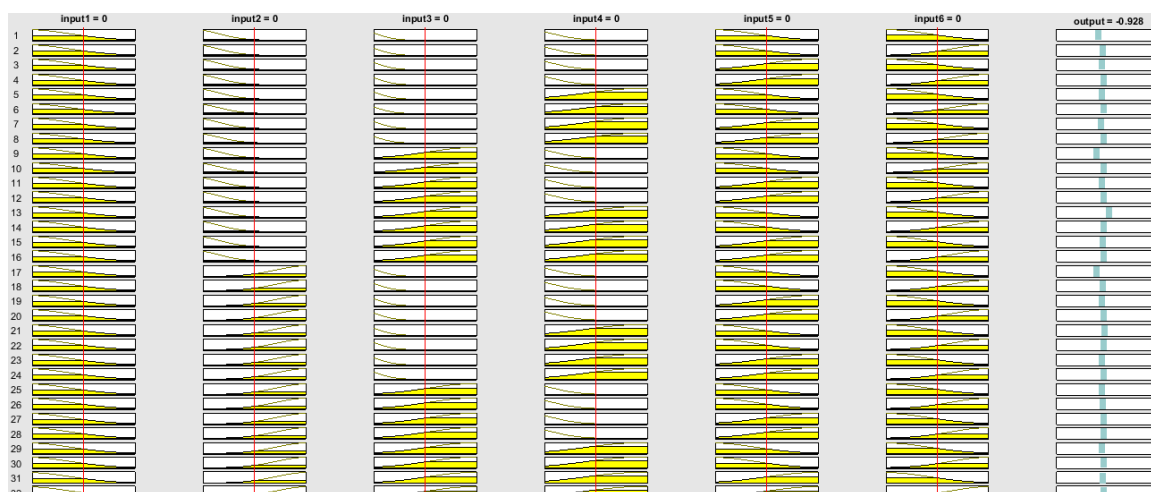
شکل ۷، نمایش روشنی از تأثیر شاخص‌های اول و دوم را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشهود است، شاخص رتبه در قالب متغیر خروجی با افزایش شاخص تعداد نمایه گوگل کاهش یافته؛ گرچه این افزایش در بازه مقادیر کمتر Page Rank بیشتر مشهود است و در بازه مقادیر Page Rank بالاتر شیب کاهش، کمتر شده است. همچنین، با در نظر گرفتن رابطه بین شاخص دوم و مقادیر خروجی، درمی‌یابیم که کاهش خروجی از مقادیر متوسط Page Rank تا مقادیر بالای آن با شیب بسیار کمتری حرکت می‌کند و در برخی نقاط پایدار است. باید به این نکته اشاره کرد که با توجه به نوع شاخص خروجی که از نرمالایز کردن رتبه وبسایت حاصل شده است، این شاخص هرچه کمتر شود، رتبه وبسایت بهتر می‌شود.

بحث و نتیجه‌گیری

تحقق یک چارچوب تخمین‌زننده به‌منظور برآورد رتبه وبسایت‌ها می‌تواند نفع بسیار کلانی را به فعالان و توسعه‌دهندگان دنیای مجازی برساند. تغییر و تحول وب‌مسترها بر روی وبسایت‌هایشان با نگاه به این چارچوب

تخمینی می‌تواند فعالیت هدفمندی را برایشان حاصل کرده و در نهایت با ارائه تصویری روشن از رتبه و جایگاهی که وبسایت آن‌ها به دست خواهد آورد، رفتار کنونی‌شان را اصلاح نماید.

با این توصیف، دستاورد پژوهش پیش روی، یک نقطه بااهمیت در امر ارزیابی فعالیت‌های کنونی و ارائه تصویری نسبتاً روشن از آینده یک پایگاه مجازی خواهد بود. با توجه به نتایج به دست آمده در این پژوهش، تأثیر شش شاخص وبسایت بر روی رتبه نهایی وبسایت‌ها در قالب یک مدل برآزش با ANFIS ارائه شده است. این مدل تبیین می‌نماید که با استفاده از یک سیستم استنتاج مناسب (در اینجا FIS12) می‌توان تقریب نسبتاً مناسبی را بر روی رتبه وبسایت‌ها ایجاد نمود. اگرچه همبستگی این تقریب با مقادیر واقعی ۱۰۰ درصد نیست اما با اتقانی نزدیک به ۹۰ درصد می‌توان از پیش‌بینی رتبه وبسایت رضایت کسب نمود. نکته بااهمیت پژوهش فوق، بهره‌گیری از شاخص‌های رایگانی است که مقادیر آن‌ها در دسترس همگان است تا سهولت کاربردی شدن آن به‌طور ویژه‌ای فراهم آید. در شکل ۸، خروجی نهایی مدل در قالب یک تصویر گویا از قوانین استنتاج حاصل از مدل ANFIS درج شده است.



شکل ۸. قوانین نهایی حاصل از FIS12 به همراه خروجی حاصل از آن‌ها

قوانین مندرج در شکل ۸، مقدار خروجی (رتبه نهایی) را بر اساس شش شاخص ورودی را تخمین خواهد زد. این قوانین بر اساس برهم‌نهی موزون مقادیر قوانین حاصل از هر یک از ورودی‌ها به دست خواهد آمد. مدل حاصل می‌تواند توانایی تصمیم‌گیری و آینده‌نگری را برای ایجاد تغییرات در هر یک از شاخص‌های ورودی بر روی یک وبسایت ایجاد کند. به‌طور مثال، جدول ۴ با استفاده از مقادیر تصادفی برای شش شاخص مذکور، خروجی پیشنهادی ANFIS را به‌منظور تخمین رتبه وبسایت در پایگاه الکسا ارائه می‌کند. این برآورد بر اساس قوانین استنتاج شده در شکل ۸ به دست آمده است.

جدول ۴. مثالی از کاربرد قوانین استنتاجی حاصل از ساختار FIS12

خروجی	شاخص ۶	شاخص ۵	شاخص ۴	شاخص ۳	شاخص ۲	شاخص ۱
۰/۷۳۹	۰/۱۹۸	۰/۶۲۹	-۰/۸۱۹	-۰/۸۳۶	-۰/۸۵۳	-۰/۹۴۰

به‌منظور توسعه این پژوهش و برآزش هر چه مطلوب‌تر مدل، پیشنهاد می‌گردد با استفاده از شاخص‌های ورودی بیشتری که می‌توان از پایگاه‌های نمایه‌کننده دیگری نظیر Compete یا Quantcast کسب نمود و با بهره‌گیری از روش‌های برآزش آماری و هوش مصنوعی مجدداً تخمین فوق را تکرار کرده تا چارچوب دقیق‌تری برای تخمین رتبه

حاصل نماییم. این چارچوب حتی می‌تواند بستر زمان را به‌عنوان بُعد دیگری به خویش بیفزاید و سری‌های زمانی را در شاخص‌های ورودی و خروجی لحاظ کند. از سوی دیگر، می‌توان با دسترسی به شاخص‌های ترافیک وبسایت الکسا و اجرای مدل این پژوهش با استفاده از این شاخص‌ها، میزان شباهت آن را سنجید و اعتبار مدل فوق را با دقت بیشتری بررسی نمود.

منابع

- باقری‌نسب، فریده. (۱۳۹۰). بررسی و رتبه‌بندی وبسایت‌های فارسی مذهب شیعه با استفاده از معیارهای سیلبرگ، اس.ام.آر.تی. و اکشن فور هلس. *تحقیقات اطلاع‌رسانی و کتابخانه‌های عمومی*، ۱۷(۲)، ۳۰۵-۳۳۶.
- بهرامی، محسن، و عباس‌زاده، پیام. (۱۳۹۳). *روش‌های کمی در آینده‌پژوهی سری‌های زمانی و هوش مصنوعی*. تهران: آذر، سیمای دانش.
- پیری، جمشید، انصاری، حسین، و فریدحسینی، علیرضا. (۱۳۹۲). مدل‌سازی تابش خورشید رسیده به زمین با استفاده از ANFIS و مدل‌های تجربی (مطالعه موردی: ایستگاه‌های زاهدان و بجنورد). *انرژی/ایران*، ۱۶(۳)، ۳۷-۵۸.
- سهرابی، بابک، و عابدین، بابک. (۱۳۸۶). ارزیابی ساختار وبسایت با استفاده از مدل‌سازی رفتار بازدیدکنندگان: یک مطالعه موردی. *مدرس علوم انسانی*، ۵۵، ۱۱۵-۱۴۰.
- شفیعا، محمدعلی، مانیان، امیر، و رئیسی و انانی، ایمان. (۱۳۹۲). طراحی سیستم استنتاج فازی برای پیش‌بینی میزان موفقیت راهکار برنامه‌ریزی منابع سازمان. *مدیریت فناوری اطلاعات*، ۵(۱)، ۸۹-۱۰۶.
- کنارکوهی، عذرا، سلیمان جاهی، حوریه، فلاحی، شهاب، ریاحی، مدوار حسین، و مشکات، زهرا. (۱۳۸۹). استفاده از سیستم جدید هوشمند استنتاج فازی-عصبی تطابقی (ANFIS) برای پیش‌بینی قدرت سرطان‌زایی ویروس پاپیلوماوی انسانی. *مجله دانشگاه علوم پزشکی اراک*، ۱۳(۴)، ۹۵-۱۰۵.
- نبی‌زاده، مرتضی، مساعدی، ابوالفضل، و دهقانی، امیر احمد. (۱۳۹۱). تخمین هوشمند دبی روزانه با بهره‌گیری از سامانه استنباط فازی-عصبی تطبیقی. *مدیریت آب و آبیاری*، ۲(۱)، ۶۹-۸۰.
- Abdulshahed, A. M., Longstaff, A. P., & Fletcher, S. (2015). The application of ANFIS prediction models for thermal error compensation on CNC machine tools. *Applied soft computing*, 27, 158-168.
- Aguillo, I. F., Ortega, J. L., & Fernández, M. (2008). Webometric ranking of world universities: Introduction, methodology, and future developments. *Higher education in Europe*, 33(2-3), 233-244.
- Alexa Internet. (2015). About Alexa Internet. Available at: <http://www.alexa.com>.
- Ali, W., & Shamsuddin, S. M. (2009). Intelligent client-side web caching scheme based on least recently used algorithm and neuro-fuzzy system. In *Advances in Neural Networks-ISNN 2009: 6th International Symposium on Neural Networks, ISNN 2009 Wuhan, China, May 26-29, 2009 Proceedings, Part II* 6 (pp. 70-79). Springer Berlin Heidelberg.
- Awad, M. A., & Khalil, I. (2012). Prediction of user's web-browsing behavior: Application of markov model. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 42(4), 1131-1142.
- Brajnik, G. (2003). Automatic web usability evaluation: what needs to be done?. In *Proc. of 6th Conf. on Human Factors & the Web*.
- Carlo Bertot, J., Snead, J. T., Jaeger, P. T., & McClure, C. R. (2006). Functionality, usability, and accessibility: Iterative user-centered evaluation strategies for digital libraries. *Performance measurement and metrics*, 7(1), 17-28.
- Chang, B. R., Chen, S. H., & Tsai, H. F. (2006). Forecasting the flow of data packets for website traffic analysis-ASVR-Tuned ANFIS/NGARCH approach. In *International Conference on Neural Information Processing* (pp. 925-933). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Dedigah, F. & Erfanmanesh, M. A. (2010). A study of the performance of iranian medical universities' websites using correspondence analysis. *Library and Information Science*, 13(1), 151-173.

- Devece, C., Lapiedra, R., & Palacios, D. (2014). Website effectiveness for tourism accommodation companies. *Strategies in E-Business: Positioning and Social Networking in Online Markets*, 55-65.
- Faghih, N., & Masoumi, A. A. (2010). Neuro-Fuzzy statistical process control. *Journal of Industrial Management*, 1(3), 83-98.
- Galataakis, M., Theodoridis, K., & Kouridou, O. (2002). Lignite quality estimation using ANN and adaptive neuro-fuzzy inference systems (ANFIS). *APCOM*, 425-431.
- Gharibeniāzi, M., Karbala Aghaei Kamran, M., & Ghaebi, A. (2015). Evaluating Iranian State University websites accredited by Ministry of Science, Research and Technology using WebQEM. *Journal of Studies in Library and Information Science*, 7(15), 119-142.
- Lovalgia, M.J., Lucas, J.W. (2005). High visibility athletic programs in the Football. *The Sport Journal*. 8(2): 1-5.
- Luo, X., Lv, Y., Li, R., & Chen, Y. (2015). Web service QoS prediction based on adaptive dynamic programming using fuzzy neural networks for cloud services. *IEEE Access*, 3, 2260-2269.
- Malhotra, R., & Sharma, A. (2013). A neuro-fuzzy classifier for website quality prediction. In *2013 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)* (pp. 1274-1279). IEEE.
- Missaoui, A. (2013). A QoS-based neuro-fuzzy model for ranking web services. In *2013 3rd International Conference on Information Technology and e-Services (ICITeS)* (pp. 1-5). IEEE.
- Mukhopadhyay, D., Biswas, P., & Kim, Y. C. (2011). A syntactic classification based web page ranking algorithm. *arXiv preprint arXiv:1102.0694*.
- Nagpal, R., Mehrotra, D., Bhatia, P. K., & Sharma, A. (2015). Rank university websites using fuzzy AHP and fuzzy TOPSIS approach on usability. *International journal of information engineering and electronic business*, 7(1), 29.
- Nagpal, R., Mehrotra, D., Sharma, A., & Bhatia, P. (2013). ANFIS method for usability assessment of website of an educational institute. *World Applied Sciences Journal*, 23(11), 1489-1498.
- Napagoda, C. (2013). Web site visit forecasting using data mining techniques. *International Journal of Scientific & Technology Research*, 2(12), 170-174.
- Noruzi, A. (2006). The web impact factor: A critical review. *The Electronic Library*, 24(4), 490-500.
- Sharifian, S., Akbari, M. K., & Motamedi, S. A. (2005). A novel intelligence request dispatcher algorithm for Web server clusters. In *NSIP 2005. Abstracts. IEEE-Eurasip Nonlinear Signal and Image Processing, 2005.* (p. 32). IEEE.
- Somasundaram, R. S., & Nedunchezian, R. (2011). Evaluation of three simple imputation methods for enhancing preprocessing of data with missing values. *International Journal of Computer Applications*, 21(10), 14-19.
- Tiwari, S., & Kaushik, S. (2010, October). WSS-NFP: Tool for web service selection based on non-functional properties using soft computing. In *2010 International Conference on Machine and Web Intelligence* (pp. 54-60). IEEE.
- Zilouchian, A., & Howard, D. W. (1999). Design of a fuzzy inference system for control of robot manipulator. *Lecture Notes in Computer Science, Springer Berlin*, 382-392.

