Archive of SID

دسترسی در سایتِ http://jnrm.srbiau.ac.ir
سال پنجم، شماره نوزدهم، مرداد و شهریور ۱۳۹۸
شماره شاپا: ۲۵۸۸-۵۸۸X

JNRM
پژوهش‌های نوین در ریاضی

دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات

یک روش جدید برای رتبه‌بندی اعداد-Z

ماشااله متین‌فر[۱*]، سمیه ایزدی[۲]

[۱] استاد، گروه ریاضی (آنالیز عددی)، دانشکده علوم ریاضی، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران
[۲] دانشجو، گروه ریاضی (آنالیز عددی)، دانشکده علوم ریاضی، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران

تاریخ ارسال مقاله: ۹۷/۰۴/۲۵ تاریخ پذیرش مقاله: ۹۷/۱۱/۱۳

چکیده

در این مقاله یک روش جدید جهت رتبه‌بندی اعداد-Z و نیز تعمیمی از آن ارائه می‌شود. این روش مبتنی بر ساختار داخلی شبکه عصبی مصنوعی است که می‌دانیم ساختار این شبکه متشکل از ورودی‌ها، وزن‌ها و تابع انتقال اعم از خطی، غیرخطی و بعضاً هم خطی و هم غیر خطی می‌باشد. نشان داده می‌شود روش پیشنهادی ضمن دارا بودن خواص رتبه‌بندی برای اعداد-Z ایی که مؤلفه‌های قسمت محدودیت آنها با هم برابر و قسمت اطمینانشان دارای مرکز ثقل یکسانی هستند رتبه‌بندی منطقی‌تری را نسبت به روش‌هایی که از مرکز ثقل استفاده می‌کنند دارا است. این در حالی است که برخی از روش‌های موجود برای اعداد-Zهایی که قسمت محدودیت آنها با هم برابر است اما قسمت اطمینانشان برابر نیست ولی دارای مرکز ثقل یکسانی هستند رتبه برابر در نظر می‌گیرد که این امر نمی‌تواند در همه موارد منطقی باشد. لذا روش پیشنهادی مشکل فوق را بر طرف می‌کند. طی چند مثال صحت موضوع نشان داده می‌شود و نتایج حاصل با برخی از روش‌های موجود مقایسه می‌شود.

واژه‌های کلیدی: اعداد-Z، رتبه‌بندی، شبکه عصبی مصنوعی.

* عهده‌دار مکاتبات: Email: m.matinfar@umz.ac.ir

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

در بسیاری از مسائل کاربردی، رتبه‌بندی اعداد فازی یکی از مؤلفه‌های مهم مراحل تصمیم‌گیری می‌تواند باشد. در چندین دهه گذشته مجموعه‌های فازی کلاسیک بسیار در زمینه‌هایی مانند کنترل فازی، تصمیم‌گیری فازی، بهینه‌سازی، پیش‌بینی و غیره مورد استفاده قرارگرفته است [۱و۲و۷و۱۳]. لذا این موضوع از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. رتبه‌بندی اعداد فازی مورد توجه محققین بسیاری قرار گرفت که از جمله آنها می‌توان به [۶] اشاره داشت که در این تحقیق چنگ روش فاصله مرکز ثقل را در سال ۱۹۹۸ معرفی کرد. بعدها مشخص شد این روش دارای نقص می‌باشد و نمی‌تواند تمامی اعداد فازی را رتبه‌بندی کند به همین خاطر محققین بر آن شدند تا روش‌هایی را معرفی کنند که بتوانند اعدادی که دارای مرکز ثقل یکسانی باشند را رتبه‌بندی کنند برای نمونه می‌توان به [۲و۷و۱۵و۱۶و۱۷] اشاره داشت. در این راستا عباس‌بندی و همکارانش در [۱] روشی را معرفی کردند که نقص روش آمده در [۶] را بر طرف می‌کرد. نظر به اینکه در مجموعه‌های فازی قابلیت اطمینان از اطلاعات به خوبی نشان داده نمی‌شود رفع این مشکل از اهمیت ویژه‌ایی می‌تواند برخوردار باشد. برابر بررسی‌های به عمل آمده، زاده در [۱۹] برای اولین بار این مشکل را توانست با معرفی مفهوم اعداد-Z شناسایی و تا حدودی این مشکل را رفع کند. در تحقیق مذکور ملاحظه می‌شود عدد-Z همراه با یک متغیر نامعلوم X معرفی شده است. یادآوری می‌گردد یک عدد-Z زوجی از اعداد فازی به فرم (A, B) است که A یک زیرمجموعه فازی از محدودیت‌هایی است که مقادیر x می تواند داشته باشد و B یک زیر مجموعه فازی از مقیاس اطمینان مولفه A است. همچنین ملاحظه می‌شود (x, A, B) به عنوان یک ارزش‌گذاری- Z معرفی شده است و نشان داده شده است که این مقدار معادل با این می‌باشد که x برابر است با (A, B). در اینجا Z اطلاعات راجع به مقدار متغیر x را فراهم می‌آورد. برای مثال فرض کنیم (حدود ۴۵ دقیقه، خیلی مطمئن) و (حدود ۳۰ دقیقه، مطمئن) باشد در این صورت با ارزش‌گذاری پیشنهادی زاده در [۱۹] متغیر x به صورت زیر تفسیر می‌گردد:

Prob (x is A) is B

به عبارتی احتمال اینکه متغیر x حدوداً ۴۵ دقیقه باشد، خیلی مطمئن است و اینکه حدوداً ۳۰ دقیقه باشد، مطمئن است. پیر محمدی و الهویرنلو در سال ۲۱۰۷ شکل پارامتری این اعداد را نشان دادند [۱۴]. ایزدی و الهویرنلو در همان سال رگرسیون خطی مبتنی بر اعداد-Z را معرفی کردند [۱۰]. به دلیل آنکه این اعداد با کمیت احتمال ارتباط مستقیم دارد ملاحظه می‌شود در قیاس با اعداد فازی که این ویژگی را ندارند از توانایی بیشتری برای توصیف برخوردارند. از اینرو پرداختن مفهوم رتبه‌بندی در اعداد-Z می‌تواند توسیعی پر کاربرد از مفهوم رتبه‌بندی در اعداد فازی باشد. به همین منظور از آنجایی که روش‌های معدودی برای رتبه‌بندی اعداد-Z معرفی شده است بر آنیم روشی جدید برای رتبه‌بندی اعداد-Z و تعمیمی از آن همراه با الگوریتم‌های مربوط معرفی نماییم. برای اطلاعات بیشتر در خصوص رتبه‌بندی اعداد-Z می‌توان به [۳و ۴و ۵و ۸و ۱۱و ۱۲و۱۳و۱۸و۱۹] مراجعه نمود. نتایج حاصل از مثال‌های عددی گویای کارایی روش پیشنهادی می‌باشد. این تلاش در بخشهای ۲، ۳، ۴ و۵ ارائه می‌گردد.

۲- الگوریتم روش پیشنهادی برای رتبه‌بندی اعداد-Z

فرض کنیم Z=(A,B) یک عدد-Z باشد. به طوریکه $A = (a_1, a_2, a_3, a_4; w_A)$ و $B =$ $(b_1, b_2, b_3, b_4; w_B)$ باشند. واضح است که A و B اعداد فازی ذوزنقه‌ایی می‌باشند. در این بخش با استفاده از ساختار داخلی شبکه عصبی مصنوعی الگوریتمی برای رتبه‌بندی اعداد-Z معرفی می‌گردد. به همین منظور یادآوری می‌گردد شبکه عصبی مصنوعی Net به فرم زیر ارائه می‌گردد:

$$\text{Net} = \sum_{i=1}^{n} v_i T_H(\text{n}).n = W_i x_i + b_i \quad (۱،۲)$$

که در آن x_iها معرف ورودی‌ها، W_iها معرف وزن‌ها، b_iها همان جملات بایاس و T_H یک تابع انتقال غیرخطی شبکه عصبی با ضابطه تانژانت هیربولیک

www.SID.ir

Archive of SID

می‌باشد. برای اطلاعات بیشتر می‌توان به [۸] مراجعه نمود.

الگوریتم روش پیشنهادی در دو گام اصلی موسوم به لایه اول و دوم به قرار ذیل معرفی می‌گردد

گام اول: تشکیل لایه اول شبکه عصبی مصنوعی

برای تشکیل لایه اول مطابق فرمول (۱،۲) مراحل زیر را انجام می‌دهیم

(۱) معرفی ورودی لایه اول شبکه عصبی مطابق دستور $\bar{x}_{B_i} = \frac{(b_1+b_2+b_3+b_4)}{4}$، که در اینجا b_iها همان مولفه‌های B می‌باشند.

(۲) تشکیل جمله بایاس (ϭ) مربوط به لایه اول شبکه عصبی مطابق دستور $ϭ_{B_i} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{4}\left(b_i-\bar{x}_{B_i}\right)^2}{3}}$.

(۳) تشکیل نرون لایه اول شبکه عصبی مطابق دستور $n = \bar{x}_{B_i}\omega_{\tilde{B}_i} + ϭ_{B_i}$.

(۴) استفاده از تابع محرک هیپربولیک در لایه اول مطابق دستور $T_H(n) = \frac{e^n-e^{-n}}{e^n+e^{-n}}$.

بنابراین $\alpha_B = T_H(n)$ معرف خروجی لایه اول شبکه عصبی خواهد بود.

گام دوم: تشکیل لایه دوم شبکه عصبی

برای تشکیل لایه دوم شبکه عصبی مصنوعی مطابق (۱،۲) این گام را در ۷ مرحله انجام می‌دهیم. یادآوری می‌شود که اگر $A = (a_1.a_2.a_3.a_4; w_A)$ یک عددی فازی ذوزنقه‌ایی باشد آنگاه $A^* = \left(a_1^*, a_2^*, a_3^*, a_4^*;\ \omega_{A_i}\right)$ نرمال یک عدد فازی است که برای هر $i = 1.2.3.4$، $c = \max_i(a_i.1)$، $\omega_{\tilde{A}_i} \in [0.1]$، $a_i^* = \frac{a_i}{c}$.

مرحله ۱): عدد فازی A را نرمال می‌کنیم تا مولفه‌های A^* بدست آیند.

مرحله ۲): معرفی ورودی لایه اول شبکه عصبی مطابق دستور $\bar{x}_{A^*} = \frac{a_1^*+a_2^*+a_3^*+a_4^*}{4}$، که در اینجا a_iها همان مولفه‌های A^* می‌باشند.

مرحله ۳): بکارگیری قدر مطلق خروجی گام اول یعنی $|\alpha_B|$ به عنوان وزن لایه دوم شبکه عصبی.

مرحله ۴): تشکیل جمله بایاس (ϭ) مربوط به لایه دوم شبکه عصبی مطابق دستور $ϭ_{A^*} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{4}(a_i-\bar{x}_{A^*})^2}{3}}$.

مرحله ۵): تشکیل نرون لایه اول شبکه عصبی مطابق دستور $n = \left(\bar{x}_{A^*} \times \omega_A\right) + ϭ_{A_i} = (\bar{x}_{A^*} \times |\alpha_b|) + ϭ_{A^*}$

مرحله ۶): استفاده از تابع محرک خطی برای لایه دوم مطابق دستور $f(n) = n$.

مرحله ۷): خروجی شبکه عصبی مرحله قبل، به عنوان رتبه عدد–Z که با $Rank(Z)$ نشان داده می‌شود.

در ادامه لازم است نشان داده شود که $Rank(Z)$ خواص رتبه‌بندی را داراست.

به سادگی ملاحظه می‌شود اگر $A = (۰,۰,۰,۰; ۰)$ و $B = (۰,۰,۰,۰; ۰)$ باشند آنگاه بر اساس الگوریتم قبل $Rank(Z) = 0$ و اگر $A = (۱,۱,۱,۱; ۱)$ و $B = (۱,۱,۱,۱; ۱)$ باشند آنگاه مطابق الگوریتم قبل ملاحظه می‌شود که $Rank(Z) = ۰/۷۶$. همچنین اگر $A = (-۱,-۱,-۱,-۱; ۱)$ و $B = (۱; -۱,-۱,-۱,-۱)$ باشند آنگاه با استفاده از الگوریتم قبل ملاحظه می‌شود که $Rank(Z) = -۰/۷۶$.

۳- رتبه‌بندی دسته‌ای از اعداد–Z

در این بخش جهت تعمیم رتبه‌بندی اعداد–Z به رتبه‌بندی دسته‌ایی که هر یک از این دسته‌ها شامل اعداد–Z می‌باشند، می‌پردازیم. به همین منظور فرض کنیم به ازای $i = 1.\ldots.m$ و $j = 1.\ldots.n$، $Z_{ij} = \left(A_{ij}.B_{ij}\right)$ یک عدد–Z باشد. که یادآوری می‌شود که A_{ij} نشان دهنده محدودیت متغیر X و B_{ij} نشان دهنده مقیاس اطمینان از A_{ij} است.

با محاسبه A_s به عنوان میانگین محدودیت‌ها دسته sام به کمک دستور

$$A_s = \frac{A_{1s} + A_{2s} + \cdots + A_{ms}}{m},$$
$$s = 1.\ldots.n$$

همچنین برای عملیات در بخش اطمینان B_{ij} مطابق اصل توسعه [۱۸] حاصل R بدست خواهد آمد. که با توجه به [۷] حداقل مقدار بین ارتفاع‌ها به عنوان مقدار جمع شده برای R در نظر گرفته می‌شود. بنابراین اگر $\mathrm{R}_s = \min(B_{1s}.B_{2s}.\ldots.B_{ms})$، جمع اعداد–Z یعنی $Z_{1s} + Z_{2s} + \cdots + Z_{ns}$ که یک عدد فازی به فرم (A_s, R_s) خواهد شد.

www.SID.ir

Archive of SID

در تعمیم مطلب فوق، فرض کنیم n دسته عدد–Z به صورت برداری با m مولفه داشته باشیم در این صورت ماتریس تصمیم‌گیری چنین معرفی می‌گردد.

$$D = \begin{bmatrix} z_{11} & \cdots & z_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{m1} & \cdots & z_{mn} \end{bmatrix}$$

که برای بدست آوردن یک جواب واحد مطابق هر آنچه که گذشت ملاحظه می‌شود جهت اجرا شدن الگوریتم مورد نظر این ماتریس از اهمیت خاصی برخوردار است.

اکنون با استفاده از توضیحات فوق، الگوریتمی برای رتبه‌بندی بردارهای ماتریس تصمیم D ارائه می‌دهیم:

الگوریتم روش رتبه‌بندی ماتریس تصمیم D

گام اول: ابتدا مینیمم مقدار بین B_{1s}، ...، B_{ms} هر بردار از ماتریس D را به فرم $R_s = \min(B_{1s}, B_{2s}, \dots, B_{ms})$ مشخص می‌کنیم. در کلی‌ترین حالت می‌توان فرض نمود R_s یک عدد فازی ذوزنقه‌ایی باشد. لذا مؤلفه‌های آن را با r_{is}، برای $i = 1.2.3.4$ نشان می‌دهیم بنابراین داریم $R_s = (r_{1s}, r_{2s}, r_{3s}, r_{4s})$.

گام دوم: تشکیل لایه اول شبکه عصبی مصنوعی

مطابق فرمول (۲،۱) مراحل زیر را انجام می‌دهیم

۱) معرفی ورودی: مطابق دستور $\bar{x}_{R_s} = \frac{(r_{1s}+r_{2s}+r_{3s}+r_{4s})}{4}$.

۲) تشکیل جمله بایاس (ϭ): مطابق دستور $ϭ_{R_s} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{4}(r_{is}-\bar{x}_{R_s})^2}{3}}$.

۳) تشکیل نرون: مطابق دستور $n = \left(\bar{x}_{R_s} \times \omega_{R_s}\right) + ϭ_{R_s}$.

۴) بکارگیری تابع محرک تانژانت هیپربولیک: مطابق دستور $T_H(n) = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$.

۵) بنابراین $\alpha_{R_s} = T_H(n)$ معرف خروجی لایه اول شبکه عصبی خواهد بود.

پیش از ورود به گام دوم جهت تشکیل لایه دوم شبکه عصبی یادآوری می‌شود که که اگر $A = (a_1, a_2, a_3, a_4; w_A)$ یک عددی فازی ذوزنقه‌ایی باشد آنگاه $A^* = \left(a_1^*, a_2^*, a_3^*, a_4^*;\ \omega_{A_i}\right)$ نرمال یک عدد فازی است که برای هر $i = 1.2.3.4$، $c = \max_i(a_i.1)$، $\omega_{\tilde{A}_i} \in [0.1]$، $a_i^* = \frac{a_i}{C}$.

گام دوم: تشکیل لایه دوم شبکه عصبی

مطابق (۲،۱) این گام در ۷ مرحله انجام می‌گردد.

مرحله ۱): اعدد فازی A_iها مربوط به ماتریس تصمیم D را نرمال می‌سازیم تا مولفه‌های A_i^*ها بدست آیند.

مرحله ۲): اعمال لازم در بخش رتبه‌بندی را برای مولفه‌های A_i^*ها انجام می‌دهیم تا $Y_s = \left(y_{1_S}.y_{2_S}.y_{3_S}.y_{4_S}\right)$ به دست آید.

مرحله ۳): معرفی ورودی لایه دوم شبکه عصبی مطابق دستور $\bar{x}_{Y_s} = \frac{y_{1s}+y_{2s}+y_{3s}+y_{4s}}{4}$.

مرحله ۴): بکارگیری قدر مطلق خروجی گام اول یعنی $\left|\alpha_{R_s}\right|$ به عنوان وزن لایه دوم شبکه عصبی.

مرحله ۵): تشکیل جمله بایاس (ϭ) مطابق دستور $ϭ_{Y_s} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{4}(y_{is}-\bar{x}_{Y_S})^2}{3}}$

مرحله ۵) تشکیل نرون: مطابق دستور $n = \bar{x}_{Y_s} \times \left|\alpha_{R_s}\right| + ϭ_{Y_s}$

مرحله ۶): استفاده از تابع محرک خطی: مطابق دستور $f(n) = n$.

مرحله ۷): خروجی شبکه عصبی مرحله قبل، به عنوان رتبه ستون Sام ماتریس D که با $Rank_s(D)$ نشان داده می‌شود.

با مقایسه $Rank_s(D)$ها در می‌یابیم که بیشترین مقدار از $Rank_s(D)$ها بهترین معیار است.

۴- نتایج عددی

مثال۱: فرض کنیم Z_1 و Z_2 دو عدد–Z باشند که مقادیر آنها به صورت زیر است.

$$Z_1 = ((\left(۰/۱, ۰/۳, ۰/۳, ۰/۵; ۱\right).\left(۰/۱, ۰/۳, ۰/۳, ۰/۵; ۱\right))$$

$$Z_2 = ((\left(۰/۱, ۰/۳, ۰/۳, ۰/۵; ۱\right).\left(۰/۲, ۰/۳, ۰/۳, ۰/۴; ۱\right))$$

مقدار رتبه Z_1 و Z_2 با استفاده از روش پیشنهادی در جدول ۱ قابل مشاهده است.

www.SID.ir

Archive of SID

در مقایسه با روش‌های رتبه‌بندی [۸،۹،۱۱،۱۳] که در آنها $Z_1 \sim Z_2$ است، ملاحظه می‌شود این روش پیشنهادی نتیجه منطقی‌تر دارد.

مثال۲: فرض کنیم Z_1 و Z_2 دو عدد–Z باشند که مقادیر آنها به صورت زیر است.

$$Z_1 = \left(\left(۰/۵۲,۰/۶,۰/۶۴\right), (۰/۷۵,۱,۱)\right),$$
$$Z_2 = \left(\left(۰,۰/۴,۰/۲\right), (۰/۵,۰/۷۵,۱)\right),$$

مقدار رتبه Z_1 و Z_2 با استفاده از روش پیشنهادی در جدول ۲ قابل مشاهده است.

مشاهده می‌شود نتیجه بدست آمده با نتیجه روش رتبه‌بندی آمده در [۸] یکسان است.

مثال۳: فرض کنیم Z_1 و Z_2 دو عدد–Z باشند که مقادیر آنها به صورت زیر است.

$$Z_1 = ((\left(۰/۱, ۰/۳, ۰/۳, ۰/۵; ۱\right).\left(۰/۱, ۰/2, ۰/4, ۰/۵; ۱\right))$$
$$Z_2 = ((\left(۰/۱, ۰/۳, ۰/۳, ۰/۵; ۱\right).\left(۰/1, ۰/۳, ۰/۳, ۰/5; ۱\right))$$

مقدار رتبه Z_1 و Z_2 با استفاده از روش پیشنهادی در جدول ۳ قابل مشاهده است.

در مقایسه با روش‌های رتبه‌بندی [۱۱و۱۳] که در آنها $Z_1 \sim Z_2$ است، ملاحظه می‌شود این روش پیشنهادی نتیجه منطقی‌تر دارد.

مثال۴: فرض کنیم Z_1 و Z_2 دو عدد–Z باشند که مقادیر آنها به صورت زیر است.

$$Z_1 = ((\left(۰/۱, ۰/۳, ۰/۳, ۰/۵; ۱\right).\left(۰/۱, ۰/2, ۰/4, ۰/۵; ۱\right))$$
$$Z_2 = ((\left(۰/۱, ۰/۳, ۰/۳, ۰/۵; ۱\right).\left(۰/3, ۰/۳, ۰/۳, ۰/3; ۱\right))$$

مقدار رتبه Z_1 و Z_2 با استفاده از روش پیشنهادی در جدول ۴ قابل مشاهده است.

در مقایسه با روش‌های رتبه‌بندی [۱۱و۱۳] که در آنها $Z_1 \sim Z_2$ است، ملاحظه می‌شود این روش پیشنهادی نتیجه منطقی‌تر دارد.

مثال۵: مطابق مقاله [۱۳] جدول ۵ را در نظر می‌گیریم.

مطابق شرایط گفتاری آمده در جدول فوق این مقادیر به سه دسته دلخواه C_1، C_2 و C_3 تقسیم می‌شوند . این C_iها در واقع ستون‌های ماتریس تصمیم D می‌باشند که هر یک دارای سه مولفه Z_{ij} می‌باشند. می‌دانیم هر یک از این اعداد–Z از دو مولفه A_{ij}ها و B_{ij}ها تشکیل شده است. بنابراین چیدمان دیگری از جدول فوق جدول ۶ خواهد بود.

مقادیر $Rank_{c_1}$، $Rank_{c_2}$ و $Rank_{c_3}$ به همراه سایر کمیت‌های لازم در روش پیشنهادی محاسبه و مطابق جدول ۷ قابل مشاهده است.

که نتایج بدست آمده از روش پیشنهادی با نتایج مقاله [۸و۱۳] یکسان است.

جدول۱: رتبه دو عدد–Z با استفاده از روش پیشنهادی و نتیجه بدست آمده

Z_i	$\bar{x}_{\tilde{B}_i}$	$\mathfrak{G}_{\tilde{B}_i}$	n	α_B	$\bar{x}_{A^*}$	$\mathfrak{G}_{\tilde{A}_i}$	رتبه(Z_i)
Z_1	۰/۳	۰/۱۶	۰/۴۶	۰/۴۳	۰/۳	۰/۱۶	۰/۲۹
Z_2	۰/۳	۰/۰۸	۰/۳۸	۰/۳۶	۰/۳	۰/۱۶	۰/۲۷
نتیجه	$\mathbf{Z_1 \succ Z_2}$						

جدول۲: رتبه دو عدد–Z با استفاده از روش پیشنهادی و نتیجه بدست آمده

Z_i	$\bar{x}_{\tilde{B}_i}$	$\mathfrak{G}_{\tilde{B}_i}$	n	α_B	$\bar{x}_{A^*}$	$\mathfrak{G}_{\tilde{A}_i}$	رتبه(Z_i)
Z_1	۰/۹۳	۰/۱۲۵	۰/۰۶	۰/۷۸	۰/۵۹	۰/۰۵	۰/۵
Z_2	۰/۷۵	۰/۲۰	۰/۹۵	۰/۷۴	۰/۰۷	۰/۰۸	۰/۱
نتیجه	$\mathbf{Z_1 \succ Z_2}$						

www.SID.ir

Archive of SID

جدول۳: رتبه دو عدد–Z با استفاده از روش پیشنهادی و نتیجه بدست آمده

Z_i	$\bar{x}_{\tilde{B}_i}$	$\mathfrak{b}_{\tilde{B}_i}$	n	α_B	$\bar{x}_{A^*}$	$\mathfrak{b}_{\tilde{A}_i}$	رتبه(Z_i)
Z_1	۰/۳	۰/۱۸	۰/۴۸	۰/۴۴	۰/۳	۰/۱۸	۰/۳۱
Z_2	۰/۳	۰/۱۶	۰/۴۶	۰/۴۳	۰/۳	۰/۱۶	۰/۲۹
نتیجه	$\mathbf{Z_1 \succ Z_2}$						

جدول۴: رتبه دو عدد–Z با استفاده از روش پیشنهادی و نتیجه بدست آمده

Z_i	$\bar{x}_{\tilde{B}_i}$	$\mathfrak{b}_{\tilde{B}_i}$	n	α_B	$\bar{x}_{A^*}$	$\mathfrak{b}_{\tilde{A}_i}$	رتبه(Z_i)
Z_1	۰/۳	۰/۱۸	۰/۴۸	۰/۴۴	۰/۳	۰/۱۸	۰/۳۱
Z_2	۰/۳	۰	۰/۴۶	۰/۳	۰/۳	۰/۲۹	۰/۰۸
نتیجه	$\mathbf{Z_1 \succ Z_2}$						

جدول۵. شرایط گفتاری برای محدودیت‌ها و قابلیت اطمینان.

Linguistic terms	The severity of loss of the sub-component, *Wi*	Reliability, *Ri*
Absolutely low(AL)	(۰/۰, ۰/۰,۰/۱۲)	(۰/۰, ۰/۰,۰/۱۲)
Very-low(VL)	(۰/۰,۰/۱۲,۰/۲۴)	(۰/۰,۰/۱۲,۰/۲۴)
Low(L)	(۰/۱۲,۰/۲۴,۰/۳۶)	(۰/۱۲,۰/۲۴,۰/۳۶)
Fairly low(FL)	(۰/۲۴,۰/۳۶,۰/۴۸)	(۰/۲۴,۰/۳۶,۰/۴۸)
Medium(M)	(۰/۳۶,۰/۴۸,۰/۶۰)	(۰/۳۶,۰/۴۸,۰/۶۰)
Fairly high(FH)	(۰/۴۸,۰/۶,۰/۷۲)	(۰/۴۸,۰/۶,۰/۷۲)
High(H)	(۰/۶,۰/۷۲,۰/۸۴)	(۰/۶,۰/۷۲,۰/۸۴)
Very high(VH)	(۰/۷۲,۰/۸۴,۰/۹۶)	(۰/۷۲,۰/۸۴,۰/۹۶)
Absolutely high(AH)	(۰/۸۴,۱/۰۰,۱/۰۰)	(۰/۸۴,۱/۰۰,۱/۰۰)

جدول ۶. ارزیابی مجموعه‌ها برای مثال۳

Manu factory	Subcomponents	Linguistic values of the severity of loss, *W*i	Linguistic values of the reliability, *R*i
C_1	Z_{11}	$A_{11} = low$ (۰/۱۲,۰/۲۴,۳۶ ,۰)	$B_{11} = fairly - low$ (۰/۲۴,۰/۳۶ ,۰/۴۸)
	Z_{21}	A_{21}= fairly high (۰/۴۸,۰/۶ ,۰/۷۲)	$B_{21} = medium$ (۰/۳۶,۰/۴۸ ,۰/۶۰)
	Z_{31}	A_{31} = very low (۰/۰,۰/۱۲ ,۰/۲۴)	$B_{31} = fairly - high$ (۰/۴۸,۰/۶ ,۰/۷۲)
C_2	Z_{12}	A_{12} = very high (۰/۷۲,۰/۸۴ ,۰/۹۶)	$B_{12} = very - high$ (۰/۷۲,۰/۸۴ ,۰/۹۶)
	Z_{22}	A_{22}= fairly low (۰/۲۶,۰/۳۶ ,۰/۴۸)	$B_{22} = fairly - high$ (۰/۴۸,۰/۶ ,۰/۷۲)
	Z_{32}	A_{32} = medium (۰/۳۶,۰/۴۸ ,۰/۶۰)	$B_{32} = medium$ (۰/۳۶,۰/۴۸ ,۰/۶۰)
C_3	Z_{13}	A_{13} = absolutely high (۰/۸۴,۱/۰۰ ,۱/۰۰)	$B_{13} = fairly - low$ (۰/۲۴,۰/۳۶ ,۰/۴۸)
	Z_{23}	A_{23} = absolutely low (۰/۰, ۰/۰,۰/۱۲)	$B_{23} = high$ (۰/۶,۰/۷۲ ,۰/۴۸)
	Z_{33}	A_{33} = high (۰/۶,۰/۷۲ ,۰/۸۴)	$B_{33} = very - low$ (۰/۰,۰/۱۲ ,۰/۲۴)

www.SID.ir

Archive of SID

جدول۷: مقدار رتبه دو عدد زد با استفاده از روش پیشنهادی.

c_i	$\bar{x}_{R_s}$	$\mathfrak{b}_{R_s}$	n	α_R	$\bar{x}_{Y_s}$	$\mathfrak{b}_{\tilde{A}_i}$	$Rank_{c_i}$
c_1	۰/۳۶	۰/۰۹	۰/۴۵	۰/۴۲	۰/۳۲	۰/۰۹	۰/۲۳
c_2	۰/۴۸	۰/۰۹	۰/۵۷	۰/۵۱	۰/۵۶	۰/۰۹	۰/۳۸
c_3	۰/۱۲	۰/۰۹	۰/۲۱	۰/۲۱	۰/۵۶	۰/۰۶	۰/۱۹

سپاسگزاری

فرصت مغتنم شمرده می‌شود تا مؤلفین مراتب قدرانی و سپاس خود را از مرکز پژوهشی ابر ساختارهای جبری و ریاضیات فازی دانشگاه مازندران بابت حمایت‌های لازم اعلام دارند.

نتیجه‌گیری

در این مقاله، تلاش شد تکنیکی جدید بر پایه ساختار داخلی شبکه عصبی مصنوعی جهت رتبه‌بندی اعداد–Z و نیز رتبه‌بندی دسته‌ایی اعداد–Z معرفی گردد. این روش که متشکل از ساختار داخلی یک شبکه عصبی دو لایه است خواص رتبه‌بندی را در خود دارد. روش پیشنهادی با برخی از روش‌های موجود مقایسه شد که در برخی از مثال‌ها نتایج یکسانی داشت و در مثالی نشان دادیم روش پیشنهادی نتیجه معقول‌تری دارد. روش پیشنهادی برای آن دسته از اعداد–Zایی که مولفه‌های اول آنها یکسان و مولفه‌های دوم آنها غیر یکسان ولی مرکز ثقل مولفه دوم برابر دارند نتیجه منطقی‌تری را دارا می‌باشد. لذا روش پیشنهادی در قیاس با روش‌های مورد اشاره یک روش مناسب‌تری برای رتبه‌بندی این نوع از اعداد–Z است.

www.SID.ir

Archive of SID

فهرست منابع

[1] S. Abbasbandy and T. Hajjari, An improvement on centroid point method for ranking of fuzzy numbers, J. Sci. I.A.U., 78 (2011), 109-119.

[2] T. Allahviranloo and R. Saneifard, Defuzzification method for ranking fuzzy numbers based on center of gravity, Iranian Journal of Fuzzy Systems., 6 (2012), 57-67.

[3] R.A. Alive, A.V. Alizadeh, O.H. Huseynov, The arithmetic of discrete Z-numbers, Inform. Sciences., 290 (2015) 134-155.

[4] R.A. Alive, O.H. Huseynov, R.R. Alive, A.V. Alizadeh, The arithmetic of Z-numbers. Theory and Applications, World Scientific, Singapore, (2015).

[5] R.A. Alive, O.H. Huseynov, and R. Serdaroglu, Ranking of Z-numbers, and its Application in Decision Making. Int. J.

[6] C.h. Cheng, A new approach for ranking fuzzy numbers by distance method, Fuzzy Sets and Systems., 95 (1998) 307-317.

[7] Y. Deng, Z. F. Zhu, Q. Liu, Ranking fuzzy numbers with an area method using radius of gyration, Computers & Mathmetics with Application., 51 (2006), 1127-1136.

[8] S. Ezadi, T. Allahviranloo, New multi-layer method for Z-number ranking using Hyperbolic Tangent function and convex combination, Intelligent Automation Soft Computing., (2017), 1-7.

[9] S. Ezadi, T. Allahviranloo, Two new methods for ranking of Z-numbers based on sigmoid function and sign method, International Journal of Intelligent Systems., (2018), 1-12.

[10] S. Ezadi and T. Allahviranloo, Numerical solution of linear regression based on Z-numbers by improved neural network, IntellIgent AutomAtIon And Soft ComputIng, (2017) 1-11.

[11] B. Kang, D. WEI, Y. LI and Y. DENG, Decision Making Using Z-numbers under Uncertain Environment, Journal of Computational Information Systems, 7 (2012) 2807–2814.

[12] B. Kang, D. Wei, Y. Li, Y. Deng, A method of converting Z-number to classical fuzzy number, Journal of Information and Computational Scienc., 3 (2012), 703-709.

[13] D. Mohamad, S. A. Shaharani, and N. H. Kamis, A Z-number based decision making procedure with ranking fuzzy numbers method, AIP Conference Proceedings., 1635 (2014) 160–166.

[14] S. Pirmuhammadi, T. Allahviranloo, M. Keshavarz, The parametric form of Z-number and its application in Z-number initial value Problem, 2017.

[15] Z. X. Wang, Y. J. Liu, Zhi. Ping. Fan, and B. Fenb, "Ranking L-R fuzzy number based on deviation degree", Information Sciences., 179, (2009) 2070-2077.

[16] R.R. Yager, On choosing between fuzzy subsets. Kybernetes., 9 (1980) 151-154.

[17] R.R. Yager, A procedure for ordering fuzzy subsets of the unit interval, Information Sciences., 24 (1981) 143-161.

[18] R.R. Yager, On Z-Valuations Using

www.SID.ir

Archive of SID

Zadeh's Z-Numbers, International journal of intelligent systems, 27 (2012) 259–278

[19] L A. Zadeh, A Note on Z-numbers, Information Sciences 181 (2011) 2923–2932.

www.SID.ir