

حل مسائل تصمیم‌گیری چندمعیاره با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

منیره عبدوس و ناصر مزینی

اهمیت نسبی معیارها نیز با بردار نرمال W بیان می‌شود

$$W = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_n] \quad (2)$$

هدف از مکانیزم‌های تصمیم‌گیری انتخاب گزینه برتر از میان گزینه‌های A_i می‌باشد به طوری که گزینه انتخاب‌شده، بهینه پارتو^۳ باشد. راه حل بهینه پارتو، راه حلی است که در آن نتوان هدفی را بهبود بخشید، بدون آنکه حداقل به یک هدف دیگر لطمه وارد شود.

یکی از قدیمی‌ترین، متداول‌ترین و ساده‌ترین روشهای حل مسائل تصمیم‌گیری، روش مجموع ساده وزین^۴ می‌باشد. در این روش، ابتدا عملیاتی روی ماتریس اعمال می‌شوند که در نتیجه، معیارهای کیفی به کمی، معیارهای منفی (هزینه) به معیارهای مثبت (سود) تبدیل می‌شود و به منظور قابل مقایسه‌شدن معیارها، عملیات بی‌مقیاس کردن معیارها انجام می‌گیرد [۴]. در این روش، گزینه‌ای انتخاب می‌گردد که مقدار مجموع وزین ماکسیمم داشته باشد، یعنی گزینه برتر به صورت زیر انتخاب می‌گردد

$$A^* = \{A_i \mid \max_j \sum_j w_j r_{ij}\} \quad (3)$$

روش مجموع ساده وزین، به عنوان روش پایه پذیرفته‌شده و سایر روشها نتایج خود را با این روش مقایسه می‌کنند [۵]. روشهایی که در این مقاله مورد بررسی قرار گرفته است بر اساس شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. شبکه‌های عصبی بر اساس نوع مجموعه آموزش، به دو نوع آموزش با ناظر و آموزش بدون ناظر تقسیم می‌شوند. در این مقاله شبکه عصبی پرسپترون^۵ به عنوان شبکه با ناظر^۶ و شبکه خودسامانده کوهونن^۷ به عنوان شبکه بدون ناظر^۸ مورد بررسی قرار گرفته‌است.

۱-۱ شبکه عصبی پرسپترون

پرسپترون، ساده‌ترین شبکه عصبی مصنوعی با ناظر است که برای کلاسه‌بندی نمونه‌ها به کار گرفته می‌شود. ساختار یک شبکه پرسپترون یک لایه با n ورودی و یک خروجی، به صورت شکل ۱ می‌باشد. در لایه ورودی، مقادیر بردار ورودی X ، در هر مرحله به صورت $X(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]$ در نظر گرفته می‌شود و بردار وزنهای اتصالات شبکه W در هر مرحله با بردار زیر نمایش داده می‌شود

$$W(t) = [w_1(t), w_2(t), \dots, w_n(t)] \quad (4)$$

چکیده: تصمیم‌گیری، فرآیند انتخاب بهترین عمل یا گزینه از میان گزینه‌های موجود می‌باشد. تصمیم‌گیری چندمعیاره، یکی از شاخه‌های پرکاربرد علم تصمیم‌گیری محسوب می‌شود و روشهای زیادی تاکنون ارائه شده است. از میان این روشها، روش مجموع ساده وزین، به عنوان روش اصلی و پذیرفته‌شده، به حساب می‌آید. در این مقاله روشهایی برای حل مسائل تصمیم‌گیری بیان شده که کاملاً مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. این مقاله کاربرد روشهای رایانش نرم را در حوزه‌های کلاسیک چون تصمیم‌گیری نشان می‌دهد. در این مقاله دو روش، یکی بر اساس شبکه عصبی با ناظر و دیگری بر اساس شبکه عصبی بدون ناظر، ارائه شده است. نتایج حاصل از این دو روش با روش مجموع ساده وزین، مقایسه شده است.

کلید واژه: تصمیم‌گیری چندمعیاره، روش مجموع ساده وزین، شبکه پرسپترون، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه کوهونن.

۱ - مقدمه

علم تصمیم‌گیری^۱ یکی از زمینه‌هایی است که به سرعت در حال رشد می‌باشد. یکی از شاخه‌های مهم علم تصمیم‌گیری، تصمیم‌گیری چندمعیاره^۲ می‌باشد [۱]. تصمیم‌گیری فرآیند انتخاب بهترین گزینه از میان گزینه‌های موجود می‌باشد. تصمیم‌گیری چندمعیاره، انتخاب گزینه برتر با در نظر داشتن چندین معیار می‌باشد. در تصمیم‌گیری چندمعیاره، بیش از یک معیار در انتخاب گزینه برتر دخالت دارند. این معیارها می‌توانند کمی یا کیفی، مثبت یا منفی باشند [۲]. حل مسائل تصمیم‌گیری، تاکنون بسیار مورد توجه قرار گرفته است و روشهای زیادی تاکنون ارائه شده است [۳]. مسائل تصمیم‌گیری چند معیاره با n معیار و m گزینه، اغلب با ماتریس زیر بیان می‌شوند

$$R = \begin{matrix} & c_1 & c_2 & \dots & c_n \\ \begin{matrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_m \end{matrix} & \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \dots & r_{mn} \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (1)$$

که A_i گزینه‌های موجود و c_j معیارهای تصمیم‌گیری می‌باشند.

این مقاله در تاریخ ۱۵ دی ماه ۱۳۸۴ دریافت و در تاریخ ۱۴ خرداد ماه ۱۳۸۵ بازنگری شد.

منیره عبدوس، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه علم و صنعت ایران، نارمک، تهران، کدپستی ۱۳۱۱۴-۱۶۸۴۶ (email: abdoos@mail.iust.ac.ir)
ناصر مزینی، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه علم و صنعت ایران، نارمک، تهران، کدپستی ۱۳۱۱۴-۱۶۸۴۶ (email: mozayani@iust.ac.ir)

1. Decision Making
2. Multi Criteria Decision Making

3. Pareto Optimal
4. Simple Additive Weighting (SAW)
5. Perceptron
6. Supervised
7. Self Organizing Kohonen Map
8. Unsupervised

محاسبه می‌شود

$$d_{\min} = \min \{d_j = \sum_{i=1}^n (x_i - w_{ij})^2, j = 1, \dots, m\} \quad (9)$$

۴- نرون خروجی برنده، مشخص می‌شود و با به کارگیری یک تابع همسایگی، وزنها اصلاح می‌شوند

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(t)N(t)(x_i - w_{ij}(t)) \quad (10)$$

که $\eta(t)$ پارامتر آموزش و $N(t)$ تابع همسایگی می‌باشد.

۵- مقدار t افزوده می‌شود.

۶- الگوریتم از مرحله ۲ تکرار می‌شود، تعداد تکرار می‌تواند ثابت در نظر گرفته شود و یا تکرار تا زمانی صورت گیرد که شبکه آموزش دیده باشد، یعنی مقادیر وزنها تغییرات ناچیزی داشته باشند [۸].

بعد از اینکه شبکه آموزش داده شد، لازم است نمونه‌ها به شبکه معرفی شوند. خروجی شبکه بر اساس کمترین فاصله می‌باشد. از میان نرون‌های خروجی، نرونی به عنوان برنده (خروجی شبکه) انتخاب می‌گردد که در میان نرون‌های خروجی، کمترین فاصله اقلیدسی را با نمونه ورودی داشته باشد [۸]. خروجی شبکه کوهونن، نگاشت توپولوژیکی متناظر با ورودی‌های شبکه می‌باشد.

در اینجا، ماتریس تصمیم‌گیری به عنوان ورودی به شبکه معرفی می‌شود و با توجه به خروجی شبکه لیست مرتب گزینه‌ها حاصل می‌گردد. در این مقاله به بررسی هر دو نوع شبکه عصبی برای حل مسائل تصمیم‌گیری پرداخته شده است.

ماتریس‌های تصمیم‌گیری، ممکن است شکل‌های متفاوت داشته باشند و به عنوان ورودی شبکه مناسب نباشند. بنابراین، به کارگیری یک مجموعه عملیات جهت آماده‌سازی ماتریس تصمیم‌گیری به عنوان ورودی شبکه، ضروری می‌باشد.

در بخش ۲، مجموعه‌ای از عملیات جهت آماده‌سازی ماتریس تصمیم به عنوان ورودی شبکه، معرفی می‌شود. در بخش ۳ به بررسی خصوصیات شبکه با ناظر پرسپترون خواهیم پرداخت. خصوصیات شبکه رقابتی و بدون ناظر کوهونن در بخش ۴ آورده شده است. در بخش ۵، با یک مثال عددی به بررسی دو نوع شبکه پرداخته‌ایم. در بخش ۶ نیز نتایج مورد تحلیل قرار گرفته و نتیجه‌گیری شده است.

۲- عملیات ماتریسی

عملیاتی که جهت اعمال بر روی ماتریس تصمیم در نظر گرفته شده‌اند، عبارتند از بی‌مقیاس کردن معیارها، وزن‌دار کردن و نرمال‌سازی ماتریس تصمیم‌گیری، که در ادامه به توضیح آنها می‌پردازیم.

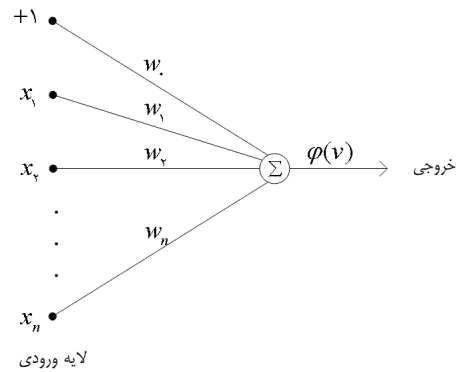
۲-۱ بی‌مقیاس کردن معیارها

به منظور قابل مقایسه شدن مقیاس‌های مختلف اندازه‌گیری از بی‌مقیاس نمودن ماتریس تصمیم‌گیری استفاده می‌شود. متداول‌ترین تبدیلی که جهت بی‌مقیاس کردن مورد استفاده قرار می‌گیرد، تبدیل خطی زیر می‌باشد [۴] که برای معیارهای مثبت برابر

$$d_{ij} = \frac{r_{ij}}{\max(r_j)} \quad (11)$$

و برای معیارهای منفی برابر

$$d_{ij} = \frac{\min(r_j)}{r_{ij}} \quad (12)$$



شکل ۱: ساختار یک شبکه پرسپترون یک لایه.

خروجی شبکه، $\varphi(v(t))$ ، تابعی از $v(t)$ می‌باشد که طبق خروجی مورد انتظار شبکه، تعیین می‌گردد

$$v(t) = \sum_{i=1}^n w_i(t)x_i(t) \quad (5)$$

در یک شبکه پرسپترون، پارامترها و متغیرها عبارتند از:

$\mathbf{X}(t)$: بردار ورودی با $n+1$ درایه

$\mathbf{W}(t)$: بردار وزن با $n+1$ درایه

η : پارامتر آموزش، که یک عدد ثابت مثبت کوچکتر یا مساوی واحد می‌باشد ($0 < \eta \leq 1$)

فرآیند آموزش شبکه به صورت زیر می‌باشد:

۱- مقداردهی اولیه وزنه‌های شبکه، که معمولاً به صورت تصادفی با مقادیر کوچک مقداردهی می‌شوند و یا اینکه صفر در نظر گرفته می‌شوند.

۲- معرفی نمونه‌های آموزش به شبکه به طوری که در هر مرحله $\mathbf{X}(t)$ ، بردار ورودی، $d(t)$ ، خروجی مطلوب و $y(t)$ خروجی شبکه می‌باشد

$$d(t) = \begin{cases} +1 & \mathbf{X}(t) \in pos \\ -1 & \mathbf{X}(t) \in neg \end{cases} \quad (6)$$

$$y(t) = \begin{cases} +1 & v(t) \geq 0 \\ -1 & v(t) < 0 \end{cases} \quad (7)$$

pos و neg به ترتیب به معنی خروجی مطلوب و خروجی نامطلوب می‌باشد.

۳- تغییر وزنه‌های اتصالات شبکه

$$\mathbf{W}(t+1) = \mathbf{W}(t) + \eta[d(t) - y(t)]\mathbf{X}(t) \quad (8)$$

۴- اضافه کردن یک واحد به متغیر t و تکرار الگوریتم از مرحله ۲، به تعداد ثابت، یا تا جاییکه مقادیر وزن‌های شبکه تغییرات ناچیزی داشته باشند [۶].

۲-۱ شبکه عصبی کوهونن

شبکه کوهونن، یک شبکه دولایه با آموزش بدون ناظر می‌باشد. شبکه کوهونن، یک شبکه خودسامانده می‌باشد که نگاشتی از نمونه‌های معرفی شده جهت آموزش را یاد می‌گیرد [۷]. ساختار یک شبکه کوهونن مانند ساختار یک شبکه پرسپترون یک لایه، دارای یک لایه ورودی و تعدادی نرون خروجی می‌باشد.

آموزش شبکه کوهونن با n ورودی و m خروجی به صورت زیر می‌باشد:

۱- ابتدا مقادیر اولیه وزنه‌های شبکه به طور تصادفی انتخاب می‌شوند.

۲- نمونه‌های آموزش، به شبکه معرفی می‌گردند.

۳- مقادیر زیر، برای هر یک از نرون‌های لایه خروجی

می‌باشد که r_{ij} عناصر ماتریس \mathbf{R} و r_j عناصر موجود در ستون j می‌باشند که مربوط به هر یک از معیارها می‌باشد. روش مجموع ساده وزین، ماتریس بی‌مقیاس شده حاصل را به عنوان ماتریس تصمیم‌گیری به کار می‌برد.

۲-۲ وزن دار کردن ماتریس تصمیم‌گیری

جهت تأثیر وزنه‌های معیارها در ماتریس تصمیم‌گیری، لازم است هر ستون ماتریس در اهمیت مربوط به آن معیار ضرب شود، یعنی

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \dots & v_{1n} \\ v_{21} & v_{22} & \dots & v_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{m1} & v_{m2} & \dots & v_{mn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_1 d_{11} & w_1 d_{12} & \dots & w_n d_{1n} \\ w_1 d_{21} & w_1 d_{22} & \dots & w_n d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_1 d_{m1} & w_1 d_{m2} & \dots & w_n d_{mn} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\mathbf{DW} = \begin{bmatrix} w_1 d_{11} & w_1 d_{12} & \dots & w_n d_{1n} \\ w_1 d_{21} & w_1 d_{22} & \dots & w_n d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_1 d_{m1} & w_1 d_{m2} & \dots & w_n d_{mn} \end{bmatrix}$$

که \mathbf{W} عبارتست از:

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_1 & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & w_2 & \dots & \cdot \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \cdot & \cdot & \dots & w_n \end{bmatrix}, \sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad (14)$$

۳-۲ نرمال سازی ماتریس \mathbf{V}

وزن دار کردن ماتریس تصمیم‌گیری، باعث می‌شود درایه‌های ماتریس مقادیر کوچکی داشته باشند. برای اینکه ماتریس را به عنوان ورودی شبکه بتوان در نظر گرفت، لازم به یک مرحله نرمال سازی می‌باشد. رابطه (۱۵) جهت نرمال سازی ماتریس وزن دار به کار گرفته شده است

$$a_{ij} = \frac{v_{ij}}{\max_j \{v_{ij}\}} \quad (15)$$

بعد از انجام این عملیات، ماتریس \mathbf{A} حاصل می‌گردد. این ماتریس، ماتریس نرمال وزن دار می‌باشد، لذا به عنوان ورودی می‌تواند به شبکه معرفی شود.

۳-۳ خصوصیات شبکه با ناظر پرسپترون

جهت به کارگیری شبکه پرسپترون، لازم است یک سری نمونه ورودی و خروجی‌های متناظر با آنها مشخص گردد و جهت آموزش به شبکه معرفی شود. در شبکه‌های با ناظر، مسأله اصلی تعیین نمونه‌های مجموعه آموزش می‌باشد. برای حل مسائل تصمیم‌گیری، نمونه‌های مجموعه آموزش باید طوری باشند که همه حالت‌های مختلف گزینه‌ها را در برگیرند. خروجی‌های شبکه پرسپترون، متناظر با لیست مرتب گزینه‌ها می‌باشد و بنابراین تعداد نرون‌ها در لایه خروجی شبکه برابر با تعداد حالت‌هایی است که گزینه‌ها نسبت به هم خواهند داشت. شبکه پیشنهادی ما برای مسأله‌ای با m گزینه و n معیار، شبکه‌ای با mn ورودی و $m!$

$$\varphi(v(t)) = \begin{cases} 1: & \max(v(t)) \\ 0: & otherwise \end{cases} \quad (16)$$

نمونه‌های آموزش با استفاده از روابط زیر، حاصل می‌گردند

$$\begin{aligned} f_{\min}^j &= \min_i a_{ij} \\ f_{\max}^j &= \max_i a_{ij} \\ T_i &= \begin{bmatrix} t_i^{11} & t_i^{12} & \dots & t_i^{1n} \\ t_i^{21} & t_i^{22} & \dots & t_i^{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ t_i^{m1} & t_i^{m2} & \dots & t_i^{mn} \end{bmatrix} \\ t_i^{jk} &= \frac{f_{\max}^j - f_{\min}^j}{m-1} (j-1) + f_{\min}^j \end{aligned} \quad (17)$$

T_i ، نمونه ایجاد شده برای حالتی است که $A_1 < A_2 < \dots < A_m$ ، با جابجایی سطرهای مختلف ماتریس T_i ، نمونه‌های دیگر حاصل می‌شود. تعداد حالت‌هایی که m گزینه نسبت به هم می‌توانند داشته باشند، برابر با $m!$ می‌باشد، بنابراین جابجایی سطرهای مختلف m سطر ماتریس T_i کلیه حالت‌های ممکن جهت آموزش شبکه را تولید می‌نماید. این نمونه‌ها به همراه خروجی متناظر جهت آموزش شبکه معرفی می‌شوند. بعد از آموزش، ماتریس تصمیم‌گیری به شبکه معرفی می‌شود و با توجه به خروجی شبکه، اولویت گزینه‌ها نسبت به هم تعیین می‌شود.

۴- خصوصیات شبکه رقابتی کوهونن

یکی از مشکلات شبکه پرسپترون، تعیین نمونه‌های آموزش می‌باشد. نتایج حاصل از شبکه پرسپترون کاملاً وابسته به تعیین نمونه‌های مجموعه آموزش می‌باشد. از میان شبکه‌های بدون ناظر، شبکه رقابتی کوهونن را به دلیل خاصیت خودساماندهی مورد استفاده قرار داده‌ایم. شبکه خودسامانده کوهونن به دلایل زیر مورد استفاده قرار گرفته‌است:

- تعریف نمونه‌های آموزش برای معرفی به شبکه نیاز به اطلاعات قبلی از مسأله ندارد.

- تعداد معیارها و گزینه‌های هر مسأله تصمیم‌گیری متفاوت است، بنابراین برای اینکه شبکه آموزش داده شده برای هر تعداد گزینه قابل قبول باشد، لازم است شبکه‌ای مورد استفاده قرار گیرد که نیاز به اطلاعات مسأله در مورد تعداد گزینه‌ها نداشته باشد.

- شبکه رقابتی کوهونن، در حقیقت رقابت بین گزینه‌ها برای انتخاب شدن را مدل سازی می‌نماید.

شبکه‌ای که در این روش به کار برده‌ایم، دارای n ورودی و تعدادی ثابت نرون در لایه خروجی می‌باشد. تعداد نرون‌های لایه خروجی را می‌توان ثابت یا متغیر در نظر گرفت. تعداد نمونه‌های مجموعه آموزش با توجه به تعداد نرون‌های خروجی حاصل می‌گردد. نمونه‌های آموزش، نماینده گزینه‌ها به شمار می‌روند و بنابراین باید طوری انتخاب گردند که همه حالت‌های ممکن را در برگیرند. مجموعه آموزش پیشنهادی ما در

جدول ۳: ماتریس حاصل از بی‌مقیاس کردن معیارها، $D[d_{ij}]$.

معیار/گزینه	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
A_1	۰٫۸	۰٫۵۶	۰٫۹۵	۰٫۸۲	۰٫۷۱	۱٫۰
A_2	۱٫۰	۱٫۰	۰٫۸۶	۰٫۶۹	۰٫۴۳	۰٫۵۶
A_3	۰٫۷۲	۰٫۷۴	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۰	۰٫۷۸
A_4	۰٫۸۸	۰٫۶۷	۰٫۹۵	۰٫۹	۰٫۷۱	۰٫۵۶

جدول ۴: ماتریس وزن دار، $V[v_{ij}]$.

معیار/گزینه	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
A_1	۰٫۱۶۰	۰٫۱۰۵۶	۰٫۱۰۹۵	۰٫۱۰۸۲	۰٫۱۰۴۳	۰٫۳۰۰
A_2	۰٫۲۰۰	۰٫۱۰۰	۰٫۱۰۸۶	۰٫۱۰۶۹	۰٫۱۰۸۶	۰٫۱۶۷
A_3	۰٫۱۴۴	۰٫۱۰۷۴	۰٫۱۰۰	۰٫۱۰۰	۰٫۲۰۰	۰٫۲۳۳
A_4	۰٫۱۷۶	۰٫۱۰۶۷	۰٫۱۰۹۵	۰٫۱۰۹۰	۰٫۱۰۴۳	۰٫۱۶۷

$$T_5 > T_4 > T_3 > T_2 > T_1 \quad (21)$$

مقادیر مربوط به هر گزینه از ماتریس تصمیم‌گیری به شبکه معرفی می‌شود و با توجه به خروجی شبکه، هر یک از گزینه‌ها به یکی از پنج مجموعه مربوط به خروجی، تعلق می‌یابند. بدین ترتیب، مرتب‌سازی به صورت کلی انجام می‌گیرد. اگر S_i ، مجموعه گزینه‌هایی باشد که خروجی آنها، نرون مربوط به T_i باشد، مرتب‌سازی کلی عبارت است از

$$S_5 > S_4 > \dots > S_1 \quad (22)$$

جهت مرتب‌سازی گزینه‌ها، مقادیر حقیقی خروجی شبکه، مورد تحلیل قرار می‌گیرد. شاخص تصمیم‌گیری در این مرحله از مرتب‌سازی به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود

$$b_i = p_{j-1}^i - p_{j+1}^i \quad (23)$$

که p_{j-1}^i و p_{j+1}^i به ترتیب، فواصل اقلیدسی نمونه ورودی با نرون قبلی و نرون بعدی متناظر با نرون خروجی در شبکه می‌باشد. مشخصه b_i جهت مرتب‌سازی گزینه‌ها در هر کلاس به کار می‌رود. در هر کلاس خواهیم داشت

$$A_i > A_j \quad \text{if} \quad b_i > b_j \quad (24)$$

۵- مثال عددی

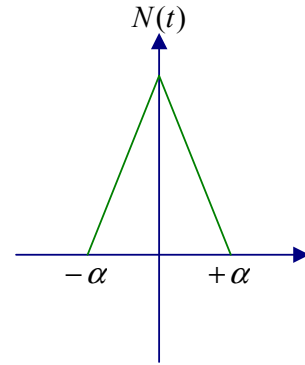
در این بخش، مثال شناخته‌شده مربوط به خرید یک ناو [۹] را مورد بررسی قرار می‌دهیم. مسأله مورد نظر دارای ۴ گزینه و ۶ معیار می‌باشد. ماتریس تصمیم‌گیری در جدول ۱، آورده شده است. معیارهای $c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6$ معیارهای مثبت (سود) و معیار c_4 ، معیار منفی (هزینه) می‌باشد [۹].

مرحله اول، بی‌مقیاس کردن ماتریس تصمیم‌گیری طبق (۱۱) و (۱۲) می‌باشد. ماتریس بی‌مقیاس شده در جدول ۳ آورده شده است.

حاصل ضرب اهمیت معیارها در ماتریس بی‌مقیاس شده، بر اساس (۱۳)، در جدول ۴ آورده شده است.

حاصل جمع هر سطر ماتریس V ، امتیاز هر گزینه طبق روش مجموع ساده وزین می‌باشد (جدول ۵).

ماتریس نرمال شده، طبق (۱۵) در جدول ۶ آورده شده است. شبکه عصبی پرسپترون برای این مسأله، دارای $4 \times 6 = 24$ ورودی و $24 = 4!$ خروجی خواهد بود. آموزش این شبکه مطابق آنچه در بخش قبل گفته شد و با ۲۰۰ بار تکرار صورت گرفته است. ماتریس جدول ۶ به



شکل ۲: تابع همسایگی به کار گرفته‌شده در شبکه کوهون.

جدول ۱: ماتریس تصمیم‌گیری $R = [r_{ij}]$.

معیار/گزینه	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
A_1	۲٫۰	۱۵۰۰	۲۰۰۰۰	۵٫۵	۵	۹
A_2	۲٫۵	۲۷۰۰	۱۸۰۰۰	۶٫۵	۳	۵
A_3	۱٫۸	۲۰۰۰	۲۱۰۰۰	۴٫۵	۷	۷
A_4	۲٫۲	۱۸۰۰	۲۰۰۰۰	۵٫۰	۵	۵

جدول ۲: اهمیت معیارهای تصمیم‌گیری، W .

اهمیت	معیارها					
	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
W	۰٫۲	۰٫۱	۰٫۱	۰٫۱	۰٫۲	۰٫۳

این روش، متشکل از پنج نمونه و با مقادیر یکسان برای هر معیار می‌باشد. از آنجائیکه ماتریس ورودی به شبکه، نرمال می‌باشد، لذا مقادیر نمونه‌های آموزش باید طوری باشد که بازه [۱،۰] را به طور کامل پوشش دهد. بنابراین نمونه‌های آموزش به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود

$$\begin{aligned} T_1 : c_1 = c_2 = \dots = c_n = 0.2 \\ T_2 : c_1 = c_2 = \dots = c_n = 0.4 \\ T_3 : c_1 = c_2 = \dots = c_n = 0.6 \\ T_4 : c_1 = c_2 = \dots = c_n = 0.8 \\ T_5 : c_1 = c_2 = \dots = c_n = 1 \end{aligned} \quad (18)$$

نمونه‌های T_i جهت آموزش به شبکه معرفی می‌شوند. خروجی شبکه کوهون، نرونی خواهد بود که بیشترین میزان شباهت یا کمترین فاصله اقلیدسی را با نمونه ورودی داشته باشد. از آنجا که تعداد نرون خروجی، برای هر مسأله با هر تعداد گزینه، ثابت در نظر گرفته شده است، لذا مقادیر حقیقی خروجی شبکه مورد تحلیل قرار گرفته است.

برای مسأله‌ای با n معیار و m گزینه، شبکه کوهون با n ورودی و ۵ خروجی در نظر گرفته می‌شود. مقدار پارامتر آموزش و تابع همسایگی عبارتند از

$$\eta(t) = 1 \quad (19)$$

$$N(t) = \begin{cases} x/\alpha + 1 & x > \alpha \\ -x/\alpha + 1 & x < \alpha \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (20)$$

تابع همسایگی در شکل ۲ نشان داده شده است. با توجه به نمونه‌های آموزش، $\alpha = 0.1$ در نظر گرفته شده است.

نمونه‌های T_1 تا T_5 جهت آموزش به شبکه معرفی می‌گردند. واضح است که مطلوبیت این نمونه‌ها عبارتست از

جدول ۵: امتیاز هر گزینه طبق روش مجموع ساده وزین.

گزینه	امتیاز
A_1	۰٫۸۳۶
A_2	۰٫۷۰۸
A_3	۰٫۸۵۱
A_4	۰٫۷۳۸

جدول ۷: مقایسه روشها.

روش گزینه	شبکه		
	مجموع ساده وزین	شبکه پرسپترون	شبکه کوهونن
A_1	۲	۲	۲
A_2	۴	۳	۴
A_3	۱	۱	۱
A_4	۳	۴	۳

جدول ۶: ماتریس $A[a_{ij}]$.

معیار/گزینه	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
A_1	۰٫۸۸۰	۰٫۶۶۷	۰٫۹۵۲	۰٫۹۰۰	۰٫۷۱۴	۰٫۵۵۶
A_2	۰٫۷۲۰	۰٫۷۴۱	۱٫۰۰	۱٫۰۰	۱٫۰۰	۰٫۷۷۸
A_3	۱٫۰۰	۱٫۰۰	۰٫۸۵۷	۰٫۶۹۲	۰٫۴۲۹	۰٫۵۵۶
A_4	۰٫۸۰۰	۰٫۵۵۶	۰٫۹۵۲	۰٫۸۱۹	۰٫۷۱۴	۱٫۰۰

جدول ۸: خروجی شبکه کوهونن.

	S_+			S_-
	A_1	A_2	A_3	A_4
p_{j-1}^j	۰٫۶۲۶	۰٫۵۶۰	۰٫۵۶۳	۰٫۳۶۳
p_{j+1}^j	۰٫۴۰۷	۰٫۶۱۵	۰٫۴۳۴	۰
b_j	۰٫۲۱۹	۰٫۰۴۱	۰٫۱۲۹	۰٫۳۶۳

عنوان ورودی شبکه آموزش داده‌شده فوق، داده شده است. خروجی شبکه عصبی پرسپترون در جدول ۷ آورده شده است.

شبکه عصبی کوهونن، دارای ۶ ورودی و ۵ خروجی، با داده‌های (۱۸) و با ۲۰۰ بار تکرار آموزش داده شده است. مرتب‌سازی کلی بر اساس (۲۲) و همچنین پارامترهای (۲۳) در جدول ۸ آورده شده است. طبق (۲۲)، داریم $A_1, A_2, A_3 < A_4$ و با توجه به پارامترهای محاسبه‌شده لیست جزئی زیر حاصل می‌گردد

$$A_4 < A_3 < A_1 \quad (25)$$

نتایج حاصل از سه روش مجموع ساده وزین، شبکه پرسپترون و شبکه کوهونن در جدول ۷ آورده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، نتایج حاصل از به‌کارگیری هر دو شبکه قابل قبول می‌باشد. همچنین خروجی حاصل از شبکه کوهونن، معادل روش مجموع ساده وزین می‌باشد.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله، دو روش برای حل مسائل تصمیم‌گیری با استفاده از شبکه عصبی بیان نمودیم. شبکه‌های عصبی یکی از تکنیک‌های رایانش نرم^۱ می‌باشد. در مقایسه روشهای کلاسیک و روشهای رایانش نرم می‌توان به نکات زیر اشاره داشت:

- تکنیک‌های رایانش نرم برای حل مسائل کلاسیک و قطعی نیز می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. روشهای رایانش نرم، راه‌حلی ساده با کمترین حجم محاسبات ارائه می‌دهند و از این جهت بهتر از روشهای کلاسیک می‌باشند.
- استفاده از شبکه عصبی، علاوه بر مزایای ذکرشده در بخش اول، دارای مزیت اجرای موازی می‌باشد و بنابراین تأثیر زیادی در کاهش زمان انجام محاسبات دارد.

- در مقایسه دو روش ذکرشده، نتایج زیر حاصل شده است
- در به‌کارگیری شبکه‌های با ناظر، مسأله اصلی تعیین نمونه‌های مجموعه آموزش می‌باشد. نتایج حاصل از این نوع شبکه‌ها، به شدت وابسته به تعیین نمونه‌های آموزش می‌باشد. چنانچه نمونه‌های آموزش به طور مناسب انتخاب شوند، نتایج حاصله مناسب و قابل قبول می‌باشد.
- در تعیین نمونه‌های آموزش در شبکه‌های با ناظر، هر چه بیشتر

از اطلاعات مسأله استفاده کنیم، نتایج بهتری حاصل می‌گردد.

- در به‌کارگیری شبکه بدون ناظر کوهونن، خصوصیات شبکه مستقل از مسأله بوده و تعداد نرون‌های لایه خروجی ثابت در نظر گرفته شده است. همچنین، مجموعه نقاط ثابت جهت آموزش شبکه استفاده شده است. این مجموعه، مستقل از مسأله بوده و به تعداد گزینه‌ها بستگی ندارد. بنابراین می‌توان یک شبکه آموزش داده شده را چندین بار و برای مسائل مختلف به کار گرفت.

- با توجه به مفهوم فاصله اقلیدسی در شبکه کوهونن، می‌توان نشان داد که نتایج حاصل از این روش، مشابه با نتایجی است که با روش مجموع ساده وزین حاصل می‌شود.

مراجع

- [1] E. Triantaphyllou, "Multi-criteria decision making methods: a comparative study-applied optimization," Vol. 44, no. ???, pp. ???, Kluwer Academic, 2000.
- [2] M. Abdoos and N. Mozayani, "Fuzzy decision making based on relationship analysis between criteria," in *North American Fuzzy Information Processing Society Annual Conf. Proc., IEEE*, pp. ???, 2005.
- [3] J. Chen and S. Lin, "An interactive neural network-based approach for solving multiple criteria decision-making problems," *Decision Support Systems*, vol. 36, no. ???, pp. 137-146, ??? 2002.
- [4] م. اصغرپور، تصمیم‌گیری چندمعیاره، مؤسسه انتشارات و چاپ دانشگاه تهران، چاپ سوم ۱۳۸۳.
- [5] M. Janic and A. Reggiani, "An application of the multiple criteria decision making analysis to the selection of a new hub airport," *EJTIR*, 2, vol. ???, no. 2, pp. 113-141, 2002.
- [6] S. Haykin, *Neural Networks a Comprehensive Foundation*, Prentice Hall, 2nd Edition, 1999.
- [7] T. Kohonen, *Self-Organization and Associative Memory*, Springer-Verlag, 3rd Edition, 1996.
- [8] H. Miklos, *Numerical Control of Kohonen Neural Network for Scateered Data Approximation*, Mathematics Subject Classification, 2000.
- [9] H. Ching-Lai and Y. Kwangsun, *Multiple Attribute Decision Making: Methods and Application*, Springer-Berlin Heidelberg, 1981.

منیره عبدوس در سال ۱۳۸۳ مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی کامپیوتر، گرایش نرم افزار از دانشگاه علم و صنعت ایران اخذ نموده و در سال ۱۳۸۵ تحصیلات مقطع کارشناسی ارشد خود را در گرایش هوش مصنوعی و ریاضیات در دانشگاه علم و صنعت ایران به پایان رسانیده است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: منطق فازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم‌های بیومتریک و تشخیص الگو.

ناصر مزینی در سال ۱۳۶۹ مدرک کارشناسی مهندسی برق خود را از دانشگاه صنعتی شریف در گرایش کامپیوتر سخت افزار اخذ نمود و سپس در سال ۱۳۷۲ مدرک کارشناسی ارشد را در رشته سیستم‌های اطلاعاتی و تله ماتیک از سوپلک فرانسه دریافت نمود. ایشان در سال ۱۳۷۷ موفق به اخذ درجه دکترا در رشته انفورماتیک از دانشگاه رن یک فرانسه گردید. وی از سال ۱۳۷۹ در دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه علم و صنعت ایران مشغول به فعالیت گردید و اینک نیز عضو هیأت علمی این دانشکده می‌باشد. زمینه‌های علمی مورد علاقه نامبرده عمدتاً در زمینه رایانش نرم و شبکه‌های کامپیوتری است.