

# حل مسائل تصمیم‌گیری چند معیاره با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

منیره عبدوس و ناصر مزینی

مسائل تصمیم‌گیری چند معیاره با  $n$  معیار و  $m$  گزینه، اغلب با ماتریس زیر بیان می‌شوند:

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

که  $A_i$  گزینه‌های موجود و  $c_j$  معیارهای تصمیم‌گیری می‌باشند. 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 طوری‌که گزینه انتخاب شده، بهینه پارتو<sup>۳</sup> 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 وزن<sup>۴</sup> 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 مقایسه شدن معیارها، عملیات بی‌مقیاس کردن معیارها انجام می‌گیرد [۴]. در این روش، گزینه‌ای انتخاب می‌گردد که مقدار مجموع وزن ماکسیمم داشته باشد، یعنی گزینه برتر به صورت زیر انتخاب می‌گردد:

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

روش مجموع ساده وزن، به عنوان روش پایه پذیرفته شده 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

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 شده‌است. از میان این روشها، روش مجموع ساده وزن، به عنوان روش اصلی و پذیرفته شده، 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 وزن، مقایسه شده‌است.

کلید واژه - تصمیم‌گیری چندمعیاره، روش مجموع ساده وزن، شبکه پرسپترون، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه کوهنن.

## ۱- مقدمه

علم تصمیم‌گیری<sup>۱</sup> یکی از زمینه‌هایی است که به سرعت در حال رشد می‌باشد. یکی از شاخه‌های مهم علم تصمیم‌گیری، تصمیم‌گیری چندمعیاره<sup>۲</sup> می‌باشد [۱]. تصمیم‌گیری در حقیقت، انتخاب گزینه برتر از میان گزینه‌های موجود می‌باشد تصمیم‌گیری چندمعیاره، انتخاب گزینه برتر با در نظر داشتن چندین معیار می‌باشد. در تصمیم‌گیری چند معیاره، 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 گرفته‌است و روشهای زیادی تاکنون ارائه شده است [۳].

مقاله در تاریخ ۱۵ دی ماه ۱۳۸۴ دریافت شد.  
منیره عبدوس و ناصر مزینی، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه علم و صنعت ایران، نارمک، تهران، کدپستی ۱۳۱۱۴-۱۶۸۴۶.

Email: [abdoos@mail.iust.ac.ir](mailto:abdoos@mail.iust.ac.ir), [mozayani@iust.ac.ir](mailto:mozayani@iust.ac.ir)

<sup>3</sup> Pareto Optimal

<sup>4</sup> Simple Additive Weighting (SAW)

<sup>1</sup> Decision Making

<sup>2</sup> Multi Criteria Decision Making

- ۱- مقادیری اولیه وزنه‌های شبکه، که معمولاً به صورت تصادفی با مقادیر کوچک مقادیری می‌شوند و یا اینکه صفر در نظر گرفته می‌شوند.
- ۲- معرفی نمونه‌های آموزش به شبکه به طوریکه در هر مرحله  $X(t)$ ، بردار ورودی،  $d(t)$ ، خروجی مطلوب و  $y(t)$  خروجی شبکه می‌باشد.

$$d(t) = \begin{cases} +1 & X(t) \in pos \\ -1 & X(t) \in neg \end{cases} \quad (۶)$$

$$y(t) = \begin{cases} +1 & v(t) \geq 0 \\ -1 & v(t) < 0 \end{cases} \quad (۷)$$

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

- ۳- تغییر وزنه‌های اتصالات شبکه

$$W(t+1) = W(t) + \eta[d(t) - y(t)]X(t) \quad (۸)$$

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

## ۲-۱ شبکه عصبی کوهون

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

آموزش شبکه کوهون 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 می‌شوند.

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

$$d_{\min} = \min \{d_j = \sum_{i=1}^n (x_i - w_{ij})^2, j = 1, \dots, m\} \quad (۹)$$

- ۴- نرون خروجی برنده، مشخص می‌شود و با به‌کارگیری یک تابع همسایگی، وزنه‌ها اصلاح می‌شوند:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(t)N(t)(x_i - w_{ij}(t)) \quad (۱۰)$$

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

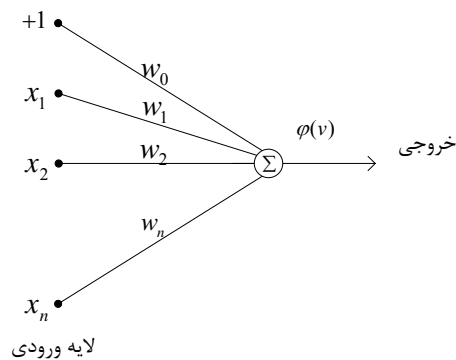
- ۵- مقدار  $t$  افزوده می‌شود.

- 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 وزنه‌ها تغییرات ناچیزی داشته باشند [۸].

مجموعه آموزش، به دو نوع آموزش با ناظر و آموزش بدون ناظر تقسیم می‌شوند. در این مقاله شبکه عصبی پرسپترون<sup>۱</sup> به عنوان شبکه با ناظر<sup>۲</sup> و شبکه خودسامانده کوهون<sup>۳</sup> به عنوان شبکه بدون ناظر<sup>۴</sup> مورد بررسی قرار گرفته است.

## 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:



شکل ۱- ساختار یک شبکه پرسپترون یک لایه

در لایه ورودی، مقادیر بردار ورودی  $X$ ، در هر مرحله به صورت  $X(t) = [+1, x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]$  در نظر گرفته می‌شود و بردارهای وزنه‌های اتصالات شبکه  $W$  در هر مرحله با بردار زیر نمایش داده می‌شود:

$$W(t) = [w_0(t), w_1(t), \dots, w_n(t)] \quad (۴)$$

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

$$v(t) = \sum_{i=0}^n w_i(t)x_i(t) \quad (۵)$$

در یک شبکه پرسپترون، پارامترها و متغیرها عبارتند از:

$X(t)$ : بردار ورودی با  $n+1$  درایه

$W(t)$ : بردار وزن با  $n+1$  درایه

$\eta$ : پارامتر آموزش، که یک عدد ثابت مثبت کوچکتر یا

مساوی واحد می‌باشد،  $0 < \eta \leq 1$ .

فرآیند آموزش شبکه به صورت زیر می‌باشد:

<sup>1</sup> Perceptron

<sup>2</sup> Supervised

<sup>3</sup> Self Organizing Kohonen Map

<sup>4</sup> Unsupervised

## ۲-۲ وزن دار کردن ماتریس تصمیم‌گیری

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

$$V = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \dots & v_{1n} \\ v_{21} & v_{22} & \dots & v_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{m1} & v_{m2} & \dots & v_{mn} \end{bmatrix} = DW = \begin{bmatrix} w_1 d_{11} & w_2 d_{12} & \dots & w_n d_{1n} \\ w_1 d_{21} & w_2 d_{22} & \dots & w_n d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_1 d_{m1} & w_2 d_{m2} & \dots & w_n d_{mn} \end{bmatrix} \quad (13)$$

که  $W$  عبارتست از:

$$W = \begin{bmatrix} w_1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & w_2 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & w_n \end{bmatrix}, \text{ and } \sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad (14)$$

## ۳-۲ نرمال‌سازی ماتریس $V$

وزن دار کردن ماتریس تصمیم‌گیری، باعث می‌شود درایه‌های ماتریس مقادیر کوچکی داشته‌باشند. جهت اینکه ماتریس را به عنوان ورودی شبکه بتوان در نظر گرفت، لازم به یک مرحله نرمال‌سازی می‌باشد. رابطه (۱۵) جهت نرمال‌سازی ماتریس وزن دار به کار گرفته شده‌است

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

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

## ۳- خصوصیات شبکه با ناظر پرسپترون

جهت به‌کارگیری شبکه پرسپترون، لازم است یک سری نمونه ورودی و خروجی‌های متناظر با آنها مشخص گردد و جهت آموزش به شبکه معرفی شود. در شبکه‌های باناظر، مسأله اصلی تعیین نمونه‌های مجموعه آموزش می‌باشد. برای حل مسائل تصمیم‌گیری، نمونه‌های مجموعه آموزش باید طوری باشد که همه حالت‌های مختلف گزینه‌ها را در برگیرد. 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  $m!$  خروجی

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 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 شده‌است.

ماتریسهای تصمیم‌گیری، ممکن است شکل‌های متفاوت داشته باشند و به عنوان ورودی شبکه مناسب نباشند. بنابراین به‌کارگیری، 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 شده‌است. در بخش ۵، با یک مثال عددی به بررسی دو نوع شبکه پرداخته‌ایم. در بخش ۶ نیز نتایج مورد تحلیل قرار گرفته و نتیجه‌گیری شده‌است.

## ۲- عملیات ماتریسی

عملیاتی که جهت اعمال بر روی ماتریس تصمیم در نظر گرفته شده‌اند، عبارتند از بی‌مقیاس کردن معیارها، وزن دار 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. متداول ترین تبدیلی که جهت بی‌مقیاس کردن مورد استفاده قرار می‌گیرد، تبدیل خطی زیر می‌باشد [۴]:

$$d_{ij} = \frac{r_{ij}}{\max(r_j)} \quad \text{برای معیارهای مثبت:} \quad (11)$$

$$d_{ij} = \frac{\min(r_j)}{r_{ij}} \quad \text{برای معیارهای منفی:} \quad (12)$$

که  $r_{ij}$  عناصر ماتریس  $R$  و  $r_j$  عناصر موجود در ستون  $j$ ام 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.

- شبکه رقابتی کوهون، در حقیقت رقابت بین گزینه‌ها برای انتخاب شدن را مدل‌سازی 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 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  $[0, 1]$  را به طور کامل پوشش دهد. بنابراین نمونه‌های آموزش به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود:

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

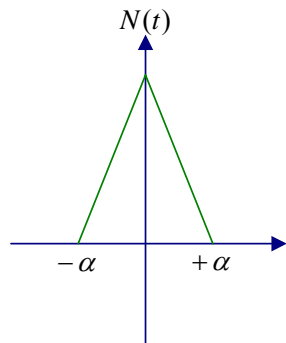
نمونه‌های  $T_i$  جهت آموزش به شبکه معرفی می‌شوند. خروجی شبکه کوهون، نرونی خواهد بود که بیشترین میزان شباهت یا کمترین فاصله اقلیدسی را با نمونه ورودی داشته باشد. از آنجا که تعداد نرون خروجی، برای هر مسأله با هر تعداد گزینه، ثابت در نظر گرفته شده‌است، لذا مقادیر حقیقی خروجی شبکه مورد تحلیل قرار گرفته 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 شده‌است. با توجه به نمونه‌های آموزش،  $\alpha = 0.1$  در نظر گرفته شده‌است.



شکل ۲- تابع همسایگی به کار گرفته شده در شبکه کوهون

می‌باشد. مقدار پارامتر آموزش،  $\eta = 1$  در نظر گرفته شده‌است. تابع خروجی به صورت تابع رقابتی<sup>۱</sup> می‌باشد، یعنی خروجی بیشترین مقدار نرون خروجی برابر با یک و بقیه مقادیر، صفر در نظر گرفته می‌شوند. تابع خروجی  $\varphi(v(t))$  طبق رابطه (۱۶) می‌باشد. مقدار اولیه وزنهای اتصالات شبکه، صفر در نظر گرفته شده‌است.

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

نمونه‌های آموزش با استفاده از روابط زیر، حاصل می‌گردند:

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

$T_i$ ، 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 تصمیم به شبکه معرفی می‌شود و با توجه به خروجی شبکه، اولویت گزینه‌ها نسبت به هم تعیین می‌شود.

#### ۴- خصوصیات شبکه رقابتی کوهون

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 کوهون را به دلیل خاصیت خودساماندهی مورد استفاده قرار داده‌ایم. شبکه خود سامانده کوهون 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.

<sup>1</sup> Competitive

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

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

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	۰,۰۵۶	۰,۰۹۵	۰,۰۸۲	۰,۱۴۳	۰,۳۰۰
$A_2$	۰,۲۰۰	۰,۱۰۰	۰,۰۸۶	۰,۰۶۹	۰,۰۸۶	۰,۱۶۷
$A_3$	۰,۱۴۴	۰,۰۷۴	۰,۱۰۰	۰,۱۰۰	۰,۲۰۰	۰,۲۳۳
$A_4$	۰,۱۷۶	۰,۰۶۷	۰,۰۹۵	۰,۰۹۰	۰,۱۴۳	۰,۱۶۷

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

جدول ۵- امتیاز هر گزینه طبق روش مجموع ساده وزن

گزینه	امتیاز
$A_1$	۰,۸۳۶
$A_2$	۰,۷۰۸
$A_3$	۰,۸۵۱
$A_4$	۰,۷۳۸

ماتریس نرمال شده، طبق رابطه (۱۵) در جدول ۶ آورده شده‌است.

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

شبکه عصبی پرسپترون برای این مساله، دارای  $۴*۶=۲۴$  ورودی و  $۴=۲۴$  خروجی خواهد بود. این شبکه مطابق آنچه در بخش قبل گفته شد و با ۲۰۰ بار تکرار در مرحله آموزش، داده شده‌است. ماتریس جدول ۶ به عنوان ورودی شبکه آموزش داده شده فوق، داده شده‌است. خروجی شبکه عصبی پرسپترون در جدول ۸ آورده شده است.

شبکه عصبی کوهونن، دارای ۶ ورودی و ۵ خروجی، با داده‌های رابطه (۱۸) و با ۲۰۰ بار تکرار آموزش داده شده‌است. مرتب سازی کلی بر اساس رابطه (۲۲) و همچنین پارامترهای رابطه (۲۳) در جدول ۷ آورده شده است.

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

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

مقادیر مربوط به هر گزینه از ماتریس تصمیم‌گیری به شبکه معرفی می‌شود و با توجه به خروجی شبکه، هریک از گزینه‌ها به یکی از پنج مجموعه مربوط به خروجی، تعلق می‌یابند. بدین ترتیب، مرتب سازی 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 مرتب سازی 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:

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

## ۵- مثال عددی

در این بخش، مثال شناخته شده 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 شده‌است. معیارهای  $c_1, c_2, c_3, c_5, c_6$  معیارهای مثبت (سود) و معیار  $c_4$  معیار منفی (هزینه) می‌باشد [۹].

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	۲۰۰۰	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

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

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 به کارگیری 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 شده‌است. 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.

### ۷- مراجع

[1] Triantaphyllou E., "Multi-Criteria Decision Making Methods: A Comparative Study - Applied Optimization", Vol. 44, Kluwer Academic, 2000.

[2] Abdoos M., Mozayani N., "Fuzzy Decision Making based on Relationship Analysis between Criteria", North American Fuzzy Information Processing Society Annual Conference Proceeding, IEEE, 2005.

[3] Chen J., Lin S., "An interactive neural network-based approach for solving multiple criteria decision-making problems", Decision Support Systems 36 (2003) 137-146, 2002.

[۴] اصغرپور م.، "تصمیم‌گیری چند معیاره" - مؤسسه انتشارات و چاپ دانشگاه تهران - چاپ سوم ۱۳۸۳.

[5] Janic M. & Reggiani A., "An Application of the Multiple Criteria Decision Making Analysis to the Selection of a New Hub Airport", EJTIR, 2, no. 2, pp. 113- 141, 2002.

[6] Simon Haykin, Neural Networks a Comprehensive Foundation, Prentice Hall, Second Edition, 1999.

[7] T. Kohonen, Self-organization and associative memory, 3rd edition, Springer-Verlag, 1996.

[8] Miklos H., "Numerical Control of Kohonen Neural Network for Scattered Data Approximation", Mathematics Subject Classification, 2000.

[9] Ching-Lai Hwang & Kwangsun Yoon, "Multiple Attribute Decision Making: Methods and Application", Springer-Berlin Heidelberg, 1981.

جدول ۷- خروجی شبکه کوهونن

	$S_4$			$S_5$
	$A_1$	$A_2$	$A_4$	$A_3$
$P_{j-1}^i$	۰,۶۲۶	۰,۶۵۶	۰,۵۶۳	۰,۳۶۳
$P_{j+1}^i$	۰,۴۰۷	۰,۶۱۵	۰,۴۳۴	۰
$b_i$	۰,۲۱۹	۰,۰۴۱	۰,۱۲۹	۰,۳۶۳

طبق رابطه (۲۲)، داریم  $A_1, A_2, A_4 < A_3$  و با توجه به پارامترهای محاسبه شده لیست جزئی زیر حاصل می‌گردد:

$$A_2 < A_4 < A_1$$

نتایج حاصل از سه روش مجموع ساده وزین، شبکه پرسپترون و شبکه کوهونن در جدول ۸ آورده شده است.

جدول ۸- مقایسه روشها

روش گزینه	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

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<sup>۱</sup> 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، راه حلی ساده با کمترین حجم محاسبات ارائه می‌دهند و از این جهت بهتر از روشهای کلاسیک می‌باشند.
- استفاده از شبکه عصبی، علاوه بر مزایای ذکر شده در بخش اول، دارای مزیت اجرای موازی می‌باشد و بنابراین تأثیر زیادی در کاهش زمان انجام محاسبات دارد.
- در مقایسه دو روش ذکر شده، نتایج زیر حاصل شده است:
- در به کارگیری شبکه‌های با ناظر، مسأله اصلی تعیین نمونه‌های مجموعه آموزش می‌باشد. نتایج حاصل از این نوع شبکه‌ها، به

<sup>1</sup> Soft Computing