

شبکه‌های عصبی: رویکردی نوین در تصمیم‌گیری‌های

مدیریت

رضا راعی

استادیار دانشکده مدیریت دانشگاه تهران

چکیده

یکی از مهمترین وظایف مدیریت، تصمیم‌گیری است؛ مهمترین عنصر تصمیم‌گیری، اطلاعات مناسب است؛ اطلاعاتی که بتواند آینده را بهتر ترسیم نماید، منجر به تصمیم‌گیری بهتری خواهد شد. ابزارهای مختلف کمی و کیفی، برای تصمیم‌گیری و تأمین اطلاعات وجود دارد؛ یکی از روشهای کیفی که به عنوان یکی از شاخه‌های هوش مصنوعی مطرح است، شبکه‌های عصبی مصنوعی است؛ شبکه‌های عصبی برای حل مسایل متنوعی، مانند دسته‌بندی الگو، خوشه‌یابی، تخمین تابع، پیش‌بینی، بهینه‌سازی، حافظه انجمنی و کنترل در مدیریت به کار می‌رود.

این مقاله برای دانشجویان و متخصصان در حوزه مدیریت، تهیه شده و سعی دارد معرفی مختصری از کاربرد شبکه‌های عصبی در مدیریت را ارائه نماید.

کلیدواژه‌ها: شبکه‌های عصبی مصنوعی، تصمیم‌گیری، مدیریت، هوش مصنوعی، روشهای کیفی و کمی، یادگیری.

۱. مقدمه

تصمیم‌گیری در سازمان، نیازمند پردازش اطلاعات کمی و دانش کیفی است. از آغاز تاریخ بشر اصطلاحات عددی نیز منشاء کیفی داشته‌اند؛ اما از جنگ جهانی دوم، روشهای مقداری و کمی، مهمترین ابزار برای فرموله کردن، تحلیل و حل مسایل سازمانی و اقتصادی شده‌اند.

روشهای مختلف پیش‌بینی و بهینه‌سازی کمی، تاکنون در مدیریت، استفاده بسیار زیادی داشته است.

یک سیستم از جمله یک سازمان، دارای جنبه‌های کمی و کیفی است که در هر زمان تنها جنبه‌های کمی نمی‌تواند بیانگر وضعیت کلی سیستم باشد؛ بنابراین، روشهای کمی همیشه موفقیت کامل را در حل مسایل سازمانی به همراه ندارند. یکی از مهمترین روشهای کیفی که می‌تواند در تحلیل مسایل کیفی سیستمها به یاری بشر بیاید، سیستمهای هوشمند (هوش مصنوعی)^۱ است.

کار، بر روی هوش مصنوعی در دهه ۱۹۵۰ توسط پیشگامان در رشته‌های آمار، عصب‌شناسی، روانشناسی و... آغاز گردید. در اینگونه روشها بشر در پی تسخیر عالم هستی است و سعی دارد تا از بهترین و مؤثرترین روشهای طبیعی استفاده نماید. یکی از مهمترین حوزه‌های هوش مصنوعی، شبکه‌های عصبی مصنوعی است که به دنبال شبیه‌سازی عملکرد مغز کوچک انسان در تسلط بر جهان هستی است [۱].

الف) شبکه عصبی چیست؟

کار بر روی شبکه‌های عصبی مصنوعی یا به طور کلی «شبکه‌های عصبی» از سال ۱۹۴۳ توسط مک کلو^۲ و پیتز^۳ آغاز گردید [۱]. از آنجا که هدف هوش مصنوعی، توسعه پارادایمها یا الگوریتمهای مورد استفاده انسان جهت کاربرد در ماشین است، شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز به عنوان یکی از مهمترین روشهای هوش مصنوعی به دنبال تقلید از عملکرد مغز انسان است [۲].

مغز یک کامپیوتر بسیار پیچیده، غیرخطی با سیستم پردازش موازی است که واحدهای پردازش آن ۱۰^{۱۱} نرون است. نحوه عملکرد مغز انسان با آن شبکه گسترده در سطح بدن، موضوع شبکه‌های عصبی است. برای روشن شدن موضوع، شناخت نرون طبیعی مناسب خواهد بود.

ب) نرون طبیعی^۴

یک نرون (سلول عصبی) یک سلول بیولوژیکی خاص است که اطلاعات را پردازش می‌نماید (شکل ۱). این سلول از جسم سلول^۱ و دو نوع شاخه به نامهای آکسون^۲ و دندریتها^۳ تشکیل

1. Intelligent Systems (Artificial Intelligence)
2. Mc Culloch
3. Pitts
4. Biological

شده است. جسم سلول یک هسته دارد که محتوی اطلاعات در مورد رفتار موروثی و یک پلازما می‌باشد. نرون، علایم (محركها) را توسط دندریتها (گیرنده‌ها) از سایر نرونها دریافت می‌کند و علایم ایجاد شده توسط جسم سلول را به وسیله آکسون (فرستنده) منتقل می‌نماید. در پایانه این شاخه‌ها، سیناپسها^۴ هستند. یک سیناپس یک ساختار اساسی و یک واحد تابعی بین دو نرون (مجرای آکسون و یک نرون و دندریت نرون دیگر) است. وقتی که محرک به پایانه سیناپس می‌رسد، فعل و انفعال شیمیایی خاصی، باعث می‌شود تا فرستنده نرون تحریک شود؛ تحریکات نرون در عرض شکاف سیناپسی منتشر می‌شود و بسته به نوع سیناپس، گیرنده نرون را در انتشار علایم الکتریکی تحریک نموده یا باز می‌دارد. اتصالات سیناپسی با عبور علایم از آن قابل اصلاح می‌باشد، به گونه‌ای که سیناپسها بتوانند از فعالیتهایی که خود در آن سهیم هستند، فراگیری و یادگیری داشته باشند. این وابستگی تاریخی در اتصالات سیناپسی به عنوان حافظه عمل می‌کند و امکان پاسخگویی را برای حافظه انسان فراهم می‌نماید.

نرونها به صورت انبوه به یکدیگر مرتبط هستند به طوری که پیچیده‌تر و فشرده‌تر از شبکه‌های تلفن است و هر نرون به ۱۰^۳ الی ۱۰^۴ نرون دیگر مرتبط است. در کل مغز انسان، تقریباً ۱۰^{۱۴} الی ۱۰^{۱۵} ارتباط داخلی وجود دارد [۳].

تصمیمات مفهومی پیچیده، مانند تشخیص چهره در مغز انسان کمتر از یکصد هزارم ثانیه صورت می‌گیرد. این تصمیمات توسط شبکه‌ای از نرونها صورت می‌گیرد که سرعت عملیات آنها تنها چند هزارم ثانیه است. این امر دلالت می‌کند که محاسبات نمی‌تواند بیشتر از حدود ۱۰۰ مرحله سریال داشته باشد. به عبارت دیگر، مغز یک سری برنامه‌های موازی اجرا می‌کند، که دارای حدود ۱۰۰ گام برای چنین وظیفه مفهومی هستند. این موضوع به قاعده صدمرحله‌ای^۵ معروف است [۲].

ج) انواع شبکه‌های عصبی

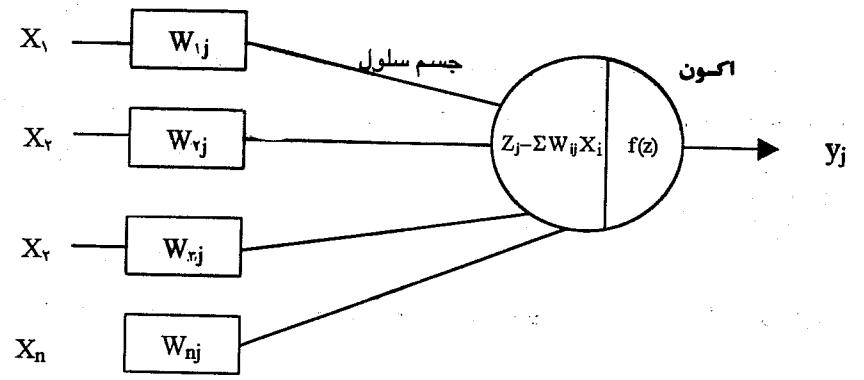
ملاکهای تمیز شبکه‌های عصبی از یکدیگر عبارتند از:
 ۱. مدل‌های محاسباتی نرون (توابع فعالیت نرون)؛

1. Soma
2. Axon
3. Dendrits
4. Synapses
5. Hunderd Step Rule

۱. مدل‌های محاسباتی نرون

اولین نرون مصنوعی توسط مک کلو و پیترز، ارائه شد (شکل ۲). نرون مک کلو و پیترز، یک واحد آستانه‌ای^۱ را به عنوان مدل محاسباتی ارائه می‌نماید. نرونها مصنوعی، علایم دریافتی از نرونها دیگر را پس از ضرب در نرونهای ارتباطی (سیناپسی) جمع می‌نمایند. حاصل این جمع از تابع فعالیت عبور می‌نماید؛ خروجی تابع فعالیت منجر به برانگیختگی یا بازدارندگی نرون می‌شود.

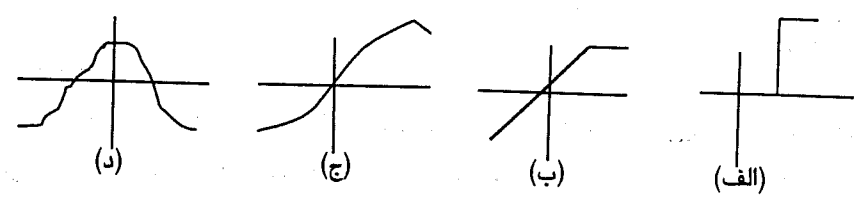
نرون مصنوعی شباهت زیادی به نرون بیولوژیکی دارد. سیمها و ارتباطات داخلی یا به عبارتی، ورودی و خروجیها، دندریتها و آکسونها را مدلسازی می‌نماید، و زندهای ارتباطی، بیانگر سیناپسهاست و تابع فعالیت، عملکرد جسم سلول را تخمین می‌زند.



دندریتها سیناپسها آکسونها

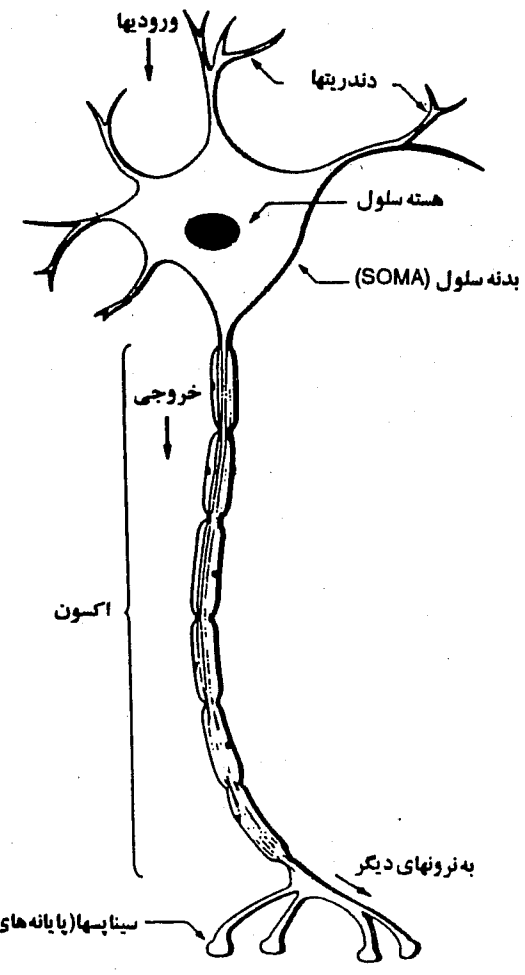
شکل ۲ نرون مک کلو و پیترز

مهمترین توابع فعالیت شکل ۳ عبارتند از [۲]:



شکل ۳ انواع توابع فعالیت: (الف) آستانه‌ای، (ب) خطی مقطع، (ج) هلالی و (د) نرمال

1. Threshold



شکل ۱ نرون طبیعی (بیولوژیکی)

۲. قواعد یادگیری؛
۳. معماری شبکه؛

۱-۱- تابع آستانه‌ای

در تابع آستانه‌ای اگر جمع علایم دریافتی مورد نظر (u) بیشتر باشد نرون آتش می‌کند و خروجی ۱ را ایجاد می‌نماید. در این صورت خروجی صفر است (شکل ۳-الف). رابطه ریاضی این تابع اینگونه است:

$$y = \theta(\sum_{j=1}^n w_j x_j - u)$$

۲-۱- تابع خطی مقطع^۱

تابع خطی مقطع پس از پردازش جمع علایم دریافتی، خروجی بین صفر و یک را ایجاد می‌کند که مقدار آن به مجموع علایم دریافتی بستگی دارد (شکل ۳-ب).

۳-۱- تابع هلالی^۲

تابع فعالیت هلالی بیشترین فراوانی استفاده را در شبکه‌های عصبی مصنوعی داشته است. تابع هلالی صرفاً یک تابع فزاینده است و خواص جانبی مطلوب را داراست. تابع استاندارد هلالی، تابع لجستیک زیر است (شکل ۳-ج).

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}}$$

که β پارامتر شیب است [۲].

یک تابع دیگر هلالی که ممکن است مورد استفاده قرار گیرد، تابع تانژانت هایپربولیک^۳ زیر است [۱۹].

$$g(x) = \tanh\left(\frac{x}{2}\right) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}$$

۴-۱- تابع نرمال^۴

خروجی این تابع دارای توزیع نرمال است و به صورت عبارت زیر، بیان می‌شود (شکل ۳-د):

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

۲. یادگیری

یکی از مهمترین ویژگیهای شبکه‌های عصبی مصنوعی که عملکرد آن را به انسان نزدیکتر می‌نماید، قدرت یادگیری است؛ یادگیری ممکن است شامل دو نوع پردازش اطلاعات شود:

1. Piecewise Linear
2. Sigmoid
3. Hyperbolic
4. Gaussian

استقرایی و قیاسی؛ در پردازش استقرایی الگوهای عمومی و قواعد از داده‌های خام و با استفاده از تجربه تعیین می‌شوند و در پردازش قیاسی از قواعد عمومی برای تعیین حقایق خاص استفاده می‌شود. یادگیری مبتنی بر شباهت، از استقرا استفاده می‌کند، در حالی که اثبات یک فرضیه، قیاسی از قضیه‌های شناخته شده و سایر مفروضات موجود است. یادگیری بر مبنای تفسیر، از هر دو روش استقرا و قیاس استفاده می‌کند [۳].

اگر چه ارائه تعریف دقیقی از یادگیری برای فرموله کردن، مشکل است، اما فرایند یادگیری در زمینه شبکه‌های عصبی مصنوعی، موضوع بهنگام‌سازی معماری شبکه و وزنهای ارتباطی آن، به نحوی است که یک شبکه بتواند یک وظیفه خاص را به صورت کارآ انجام دهد.

مجموعه داده‌هایی که به هر شبکه داده می‌شود به دو دسته تقسیم می‌شوند: مجموعه آموزشی^۱ و مجموعه آزمایشی^۲؛ مجموعه آموزشی برای بالا بردن توان یادگیری، وارد شبکه می‌شود و شبکه باید وزنهای ارتباطی را از الگوهای آموزشی موجود یاد بگیرد. عملکرد شبکه با بهنگام‌سازی وزنهای و در طی زمان بهبود می‌یابد.

شبکه‌های عصبی برای یادگیری به جای دنبال کردن مجموعه‌ای از قواعد تعریف شده توسط انسان متخصص، از قواعد مبنایی (مانند روابط ورودی - خروجی) از مجموعه نمونه‌های بازنمایی استفاده می‌کند که یکی از مهمترین مزایای شبکه‌های عصبی نسبت به سیستم‌های خبره سنتی است.

برای درک یا طراحی یک فرایند یادگیری، باید اولاً مدلی از محیطی را که شبکه در آن عمل می‌کند در اختیار داشت؛ یعنی باید دانست که چه اطلاعاتی برای شبکه در دسترس است. به این مدل، الگوریتم یادگیری گفته می‌شود. ثانیاً، باید نحوه بهنگام‌سازی وزنهای شبکه را درک کرد، یعنی قواعد حاکم بر بهنگام‌سازی فرآیند را دانست. یک الگوریتم یادگیری دستورالعملی است که در آن از قواعد یادگیری، برای تعدیل وزنهای استفاده می‌شود [۳].

۱-۲: پارادایمهای یادگیری [۱۹]

پارادایمهای یادگیری عبارتند از (جدول ۱):

1. Training Set
2. Test Set

جدول ۱ الگوریتمهای معروف یادگیری و وظایف مربوطه (ضمناً یادگیری تقویتی، با قرابت بیشتر به یادگیری با سرپرستی بین دو پارادایم اصلی با سرپرستی و بدون سرپرستی قرار دارد).

الگوریتمهای یادگیری معروف			
پارادایم (الگو)	قاعده یادگیری	معماری الگوریتم یادگیری	وظیفه
با سرپرستی	خطا - تصحیح	پرسپترون یک یا چند لایه	دسته بندی الگو تخمین تابع پیش بینی، کنترل
آدالین و مادالین ^۱			
بولتزمن		بازگشتی	دسته بندی الگو
هین		پیش خوران چند لایه	تجزیه و تحلیل تفکیک خطی داده دسته بندی الگو
رقابتی		رقابتی	دسته بندی درون گروه فشرده سازی داده
بدون سرپرستی	خطا - تصحیح	پیش خوران چند لایه	تحلیل داده
هین		پیش خوران یا رقابتی	تحلیل داده فشرده سازی داده
رقابتی		شبکه هاپفیلد	یادگیری حافظه انجمنی حافظه انجمنی
رقابتی		رقابتی	کمی کردن بردار طبقه بندی فشرده سازی داده
		اس. ا. ام ^۲ کهنن	طبقه بندی تحلیل
		اس. ا. ام ^۳ آرت ^۴	آرت ۱ و آرت ۲ ^۵
زوجی	خطا - تصحیح	شبکه آر. بی. اف ^۶	دسته بندی الگو تخمین تابع پیش بینی، کنترل

1. Adaline & Madaline
2. Sammon
3. SOM
4. ART
5. ART 1 & ART 2
6. RBF

۱-۱-۲- یادگیری با سرپرستی^۱
در یادگیری با سرپرستی یا یادگیری با «معلم»، پاسخ (خروجی) صحیح برای هر الگوی ورودی به شبکه داده می شود. وزنها به گونه ای تعیین می شوند که شبکه، جوابهایی نزدیک به جوابهای صحیح شناخته شده را ایجاد نماید. یادگیری تقویتی، دارای یک معلم قاطع نیست. در یادگیری تقویتی، تنها پاسخهای تقریبی برای شبکه ارائه می شود، نه دقیقاً خود پاسخ صحیح.

۲-۱-۲- یادگیری بدون سرپرستی^۲
در یادگیری بدون سرپرستی یا بدون معلم، برای هر الگوی ورودی موجود در مجموعه آموزشی نیازی به پاسخ صحیح نیست؛ این یادگیری، ساختار اساسی داده ها و همبستگی بین الگوها در داده ها را کشف می کند و الگوها را در طبقاتی مناسب سازماندهی می کند.

۳-۱-۲- یادگیری زوجی^۳
یادگیری زوجی، یادگیری با سرپرستی و بدون سرپرستی را ترکیب می کند. معمولاً قسمتی از وزنها از طریق یادگیری با سرپرستی تعیین می شوند و بقیه از طریق یادگیری بدون سرپرستی، به دست می آیند.

۲-۲- قواعد یادگیری

چهار نوع قاعده یادگیری اساسی در شبکه های عصبی وجود دارد:

۱-۲-۲- قواعد خطا - تصحیح^۴

در یادگیری با سرپرستی ممکن است خروجی واقعی (y) توسط شبکه با خروجی مطلوب (d) یکسان نباشد. برای کاهش تدریجی خطا با استفاده از علامت خطا (d-y)، وزنها ارتباطی اصلاح می شوند.

1. Supervised Learning
2. Unsupervised Learning
3. Hybried Learning
4. Error- Correction



قاعده یادگیری پرسپترون^۱ براساس اصل خطا - تصحیح است. الگوریتم یادگیری پرسپترون در جدول ۲ توسط روزنبلات^۲ ارائه شده است. الگوی پس انتشار خطا^۳ (جدول ۳) نیز براساس اصل خطا - تصحیح است [۳].

۲-۲-۲ یادگیری بولتزمن^۴

ماشین‌های بولتزمن، شبکه‌های بازگشتی متقارن با واحدهای دو جمله‌ای یا باینری (+۱) برای حالت «روشن» و -۱ برای حالت «خاموش» هستند. با توجه به تقارن، وزن ارتباطی از نرون i به نرون j با وزن ارتباطی از نرون j به نرون i برابر است ($W_{ij} = W_{ji}$).

جدول ۲ الگوریتم یادگیری پرسپترون

<p>۱. وزنها و آستانه برای اعداد کوچک را تعیین کنید.</p> <p>۲. یک بردار نمونه (X_1, X_2, \dots, X_n) را بیان نموده و خروجی نرون را ارزیابی کنید.</p> <p>۳. وزنها را مطابق رابطه زیر بهنگام سازید:</p> $w_j(t+1) = w_j(t) + \eta(d - y)x_j$ <p>که d، خروجی مطلوب، t مقدار تکرار، و η ($0 < \eta < 1$) نرخ (طول گام) است.</p>
--

جدول ۳ الگوریتم پس انتشار خطا

<p>۱. وزنها را با مقادیر کوچک تعیین کنید.</p> <p>۲. یک نمونه ورودی $X^{(l)}$ را به صورت تصادفی انتخاب کنید.</p> <p>۳. علامت را به داخل شبکه به سمت جلو منتشر کنید.</p> <p>۴. δ_i^L را در لایه خروجی ($o_j = y_j^L$) محاسبه کنید.</p> $\delta_i^L = g'(h_i^L) d_i^L - y_i^L$ <p>که h_j^L ورودی خالص به ژامین واحد در لایه j است، و g مشتق تابع فعالیت g است.</p> <p>۵. بلتاهای را برای لایه‌های قبلی با استفاده از انتشار خطا به سمت عقب محاسبه کنید.</p> $\delta_i^L = g'(h_i^L) \sum_j w_{ij}^L \delta_j^{L+1}$ <p>برای $i = 1, \dots, (L-1)$.</p> <p>۶. وزنها را با استفاده از رابطه زیر بهنگام نمایید:</p> $\Delta W_{ij}^L = \eta \delta_i^L y_j^{L-1}$ <p>۷. به مرحله ۲ بازگردید و برای نمونه بعدی آن را تکرار کنید تا خطا در لایه خروجی در حد یک آستانه تعیین شده کاهش یابد یا اینکه به حداکثر به مقدار تکرار برسید.</p>

1. Perceptron
2. Rosenblatt
3. Back Propagation
4. Boltzman Learning

یادگیری بولتزمن یک قاعده یادگیری تصادفی منتج از اصل ترمودینامیک و اطلاعات تئوریک است [۲]. هدف یادگیری بولتزمن تعدیل وزنها و ارتباطی به گونه‌ای است که حالت‌های واحدهای مشهود (واحدهای متعامل با محیط) یک توزیع احتمال مطلوب خاص را نتیجه دهد. ماشین‌های بولتزمن به دو گونه مقید و آزاد عمل می‌کنند؛ در حالت مقید نرونهای مشهود به حالت تعیین شده توسط محیط، محدود می‌شوند و در حالت آزاد، به صورت آزادانه عمل می‌نمایند. طبق قاعده یادگیری بولتزمن، تغییر در وزن ارتباطی W_{ij} به قرار زیر است:

$$\Delta W_{ij} = \eta (\rho_{ji} - \rho_{ij})$$

که در آن η نرخ یادگیری و ρ_{ij} و ρ_{ji} به ترتیب همبستگی بین حالت‌های واحد i و j در زمانی است که شبکه به شکل مقید و آزاد عمل می‌کند.

۲-۲-۳ یادگیری هبین^۱

قدیمیترین قاعده یادگیری، یادگیری منطقی (قیاسی) هبین است [۲]. هنگامی که یک آکسون سلول A به اندازه کافی برای تحریک سلول B آماده است و مکرراً و مداوماً و همزمان نقشی در آتش کردن آن داشته باشد، برخی از فرایندهای رشد یا تغییرات متابولیک در یک یا هر دو سلول رخ می‌دهد به گونه‌ای که کارایی A به عنوان سلولی که B را تهییج می‌کند، افزایش می‌یابد [۴].

قاعده هبین به صورت زیر است:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta y_j(t) x_i(t)$$

که در آن X_i و y_j مقادیر خروجی نرون i و j هستند که به وسیله سیناپس W_{ij} مرتبط می‌شوند، و η نرخ یادگیری است. دقت شود که X_i ورودی به سیناپس است. خاصیت مهم قاعده یادگیری هبین، یادگیری محلی است؛ یعنی تغییر در وزن سیناپس تنها به فعالیت‌های نرونهای مرتبط به آن بستگی دارد.

۲-۲-۴ قواعد یادگیری رقابتی

برعکس یادگیری هبین (که در آن واحدهای خروجی چندگانه می‌توانند به صورت همزمان آتش بکنند) در یادگیری رقابتی، واحدهای خروجی برای فعالیت با یکدیگر به رقابت

می‌پردازند. در نتیجه، در هر لحظه‌ای از زمان تنها یک نرون آتش می‌کند. یادگیری رقابتی در شبکه‌های عصبی بیولوژیکی زیاد یافت می‌شود [۲].

غالباً یادگیری رقابتی برای خوشه‌یابی یا طبقه‌بندی به کار می‌رود. الگوهای مشابه توسط شبکه گروه‌بندی می‌شوند و به عنوان یک واحد مشخص بیان می‌شوند. این گروه‌بندی به صورت خودکار براساس همبستگی داده‌ها صورت می‌گیرد.

مشهورترین نمونه یادگیری رقابتی تعیین کمیت بردار برای ارائه داده‌هاست. این روش به صورت گسترده‌ای در پردازش صحبت و تصویر، برای ذخیره‌سازی، انتقال، و مدلسازی کار، مورد استفاده قرار گرفته است.

۲-۲-۵- یادگیری تقویتی^۱

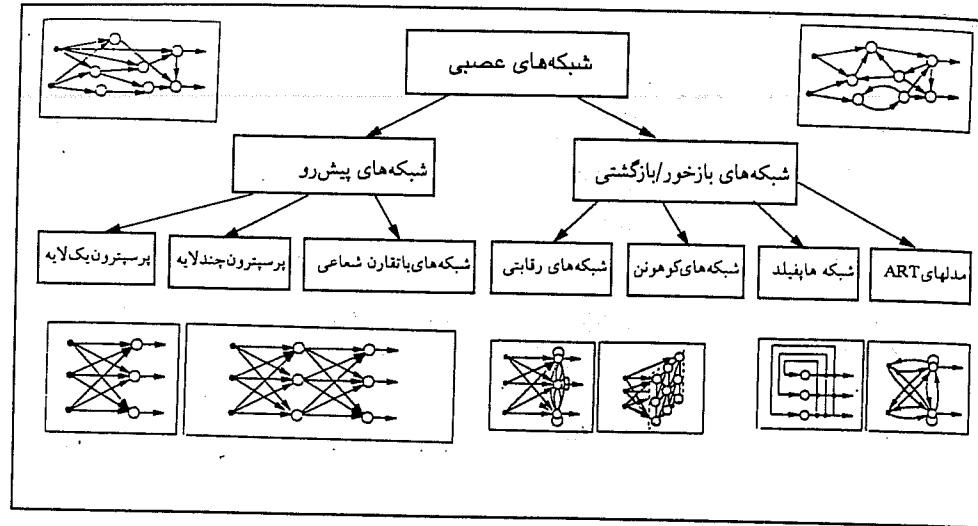
یادگیری تقویتی، یادگیری لحظه‌ای^۲ یک نقشه ورودی - خروجی از طریق فرایند آزمون و خطای اختصاص یافته به حداکثر یک شاخص عملکرد مدرج است که آن شاخص، علامت تقویتی نامیده می‌شود. اصطلاح «یادگیری تقویتی» در سال ۱۹۶۱ در مطالعات هوش مصنوعی توسط مینسکی^۳ [۴] عنوان شد و سپس در تئوری کنترل توسط والتز^۴ و فو^۵ در سال ۱۹۶۵ استفاده شد. ایده اولیه «تقویتی» ریشه در مطالعات تجربی یادگیری حیوانات در روانشناسی دارد. «قانون تأثیر» کلاسیک تورندیک^۶ [۴] در سال ۱۹۱۱ اینگونه بیان می‌کند:

«از بین چندین پاسخ به یک موقعیت، پاسخی که ارضای حیوان را به همراه داشته باشد است یا به آن نزدیک باشد تقویت می‌شود و بقیه یکسان هستند. رضایت خاطر یا عدم رضایت بیشتر، تقویت و تضعیف ارتباط را به همراه دارد.»

۳. معماریهای شبکه

معماری شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت گرافهای جهت‌دار موزنی است که نرونهای مصنوعی گره‌ها هستند و پیکانهای جهت‌دار (به همراه وزنها) ارتباط بین خروجیها و ورودیهای نرون را نشان می‌دهند.

1. Reinforcement Learning
2. On - Line
3. Minsky
4. Waltz
5. Fu
6. Thorndike



شکل ۳ معماریهای شبکه‌های پیش‌خوران و بازگشتی

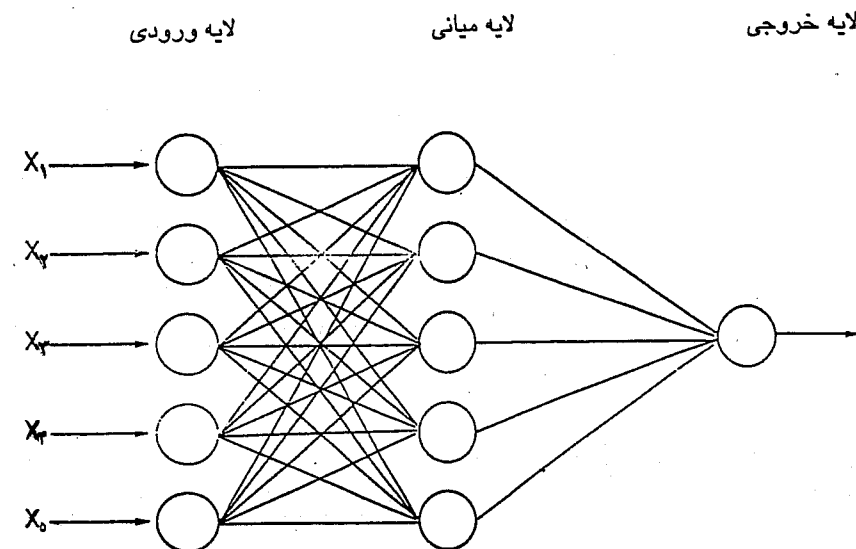
شبکه‌های عصبی مصنوعی، براساس معماری (توپولوژی) به دو گروه تقسیم می‌شوند که در شکل شماره ۴ نشان داده شده است [۳]:

- الف) شبکه‌های پیش‌خوران^۱ که در آنها حلقه بازخور وجود ندارد. معروفترین شبکه‌های پیش‌خوران پرسپترون یک لایه و چند لایه (شکل ۵) است.
- ب) شبکه‌های بازگشتی^۲، یا بازخوران شبکه‌هایی هستند که در آنها حلقه‌های بازخور وجود دارد. معروفترین شبکه بازگشتی، شبکه هاپیلند است.

د) مزایای شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی به دلیل مزایای فوق‌العاده‌ای که دارند مورد توجه قرار گرفته‌اند، برخی از این مزایا عبارتند از:

1. Feedforward
2. Recurrent



شکل ۵ شبکه پس انتشار خطا

۳. قدرت یادگیری و انطباق [۴،۳]: شبکه‌های عصبی با توجه به پاسخهای موجود در محیط مربوط به موضوع، می‌توانند یاد بگیرند که چگونه به ورودیها پاسخ دهند و این یادگیری را در حافظه خود نگهداری می‌نمایند.
۴. قدرت تعمیم [۳]: شبکه‌های عصبی می‌توانند پس از یادگیری و انطباق، نتایج حاصله را به موارد مشابه تعمیم دهند.
۵. پردازش زمینه‌ای اطلاعات [۳]: دانش هر موضوع، توسط حالت فوق‌العاده ساختارمند و فعال یک شبکه عصبی بیان می‌شود. هر نرون موجود در شبکه، مستعد تأثیرپذیری فعالیت کلی نرونهای دیگر است؛ در نتیجه اطلاعات زمینه‌ای طبیعتاً به وسیله یک شبکه عصبی توزیع می‌شود.
۶. تحمل خطا [۴]: عملکرد یک شبکه عصبی در صورت بروز شرایط نامساعد، به طور مطلوبی تنزل می‌یابد. اصولاً یک شبکه عصبی در صورت بروز مشکل، دچار یک نقصان نسبتاً مطلوب در عملکرد می‌شود، نه یک شکست مصیبت‌بار.
۷. مصرف انرژی کم [۳]: شبکه عصبی با توجه به پردازش موازی اطلاعات و حفظ اطلاعات فرا گرفته شده، انرژی کمی مصرف می‌نماید.

۸. شباهت با نرون بیولوژیکی [۴]: طرح یک شبکه عصبی، ملهم از مغز است که یک شاهد زنده می‌باشد. در شبکه عصبی نه تنها پردازش موازی اطلاعات و تحمل خطا بصورت فیزیکی امکان‌پذیر است، بلکه در آن سرعت و قدرت نیز نهفته است که مناسب یک واحد بیولوژیکی است.

۹. یکنواختی تحلیل و طراحی [۴]: اصولاً، شبکه‌های عصبی برای پردازش اطلاعات از یکنواختی برخوردار هستند که ناشی از ماهیت نرونها، الگوریتمهای یادگیری و سلولی بودن شبکه است.

ه) کاربردهای شبکه‌های عصبی در مدیریت

جدول ۱ وظایف متناسب برای هر مدل شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتمهای یادگیری آنها را نشان می‌دهد. به منظور موفقیت در انطباق با مسایل دنیای واقعی، باید ابعاد زیادی از جمله مدل شبکه، اندازه شبکه، تابع فعالیت، پارامترهای یادگیری، و تعداد نمونه‌های آموزشی را مد نظر قرار داد. شکل ۶ خلاصه‌ای از این کاربردها را بیان می‌کند.

الف) دسته‌بندی الگو

وظیفه دسته‌بندی الگو برای تخصیص یک الگو از داده‌ها به یکی از دسته‌های از پیش تعیین شده به وسیله بردار ویژگی است (شکل ۶-الف). یکی از موارد کاربرد این وظیفه در رتبه‌بندی اوراق قرضه^۲ است. در یک بررسی انجام شده برای شرکت جی. آر. باخ از کرانفورد، ان. جی^۳ شبکه طراحی شده، ۱۰۰٪ از اوراق را در طبقه خود قرار داد و در ۹۵٪ موارد در دسته‌بندی در گروههای فرعی نیز دقیق بود [۵].

شبکه‌های عصبی در تصویب کارت اعتباری نیز، مشتریان را در گروههای تعیین شده خوب، متوسط و ضعیف دسته‌بندی می‌نمایند [۶]؛ شبکه‌های عصبی همچنین در دسته‌بندی اوراق ۱۸ شرکت عملیاتی تلفن بل [۷] موفق بوده و برتری خود را نسبت به رگرسیون در رتبه‌بندی اوراق شرکتهای موجود در شاخص خط ارزش و قرضه اس، اند، پی [۸] نشان داده است.

1. Pattern Classification
2. Bond Rating
3. G. R. Pugh & Co. of Cranford, N, J
4. Bell
5. The Valueline Index and The S&P Bond



(ب) خوشه‌یابی / طبقه‌بندی^۱

در خوشه‌یابی که به طبقه‌بندی الگوی بدون سرپرستی معروف است، دسته‌های شناخته شده برای داده‌های آموزشی وجود ندارد. یک الگوریتم خوشه‌یابی، تشابه بین الگوها را کشف می‌کند و الگوهای مشابه را در یک خوشه قرار می‌دهد (شکل ۶-ب). این وظیفه، کاربردهای زیادی در استخراج داده‌ها، فشرده‌سازی داده‌ها، تحلیل داده‌های استخراجی و داده‌کاوی دارد.

شرکت و راتکس^۲ با استفاده از داده‌های آماری و جمعیت‌شناسی دان و براد استریت^۳ و سایر منابع اطلاعاتی، مشتریان خود را به وسیله شبکه عصبی IBM'S NNU ۴۰۰ رتبه‌بندی نموده است [۹].

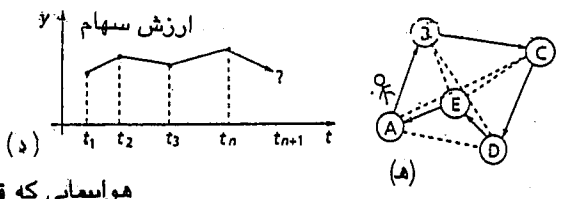
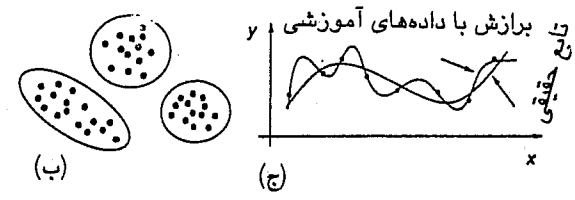
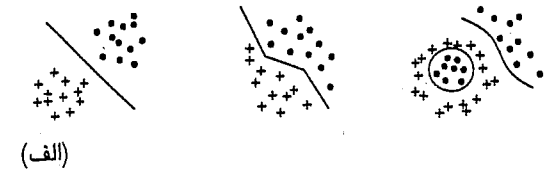
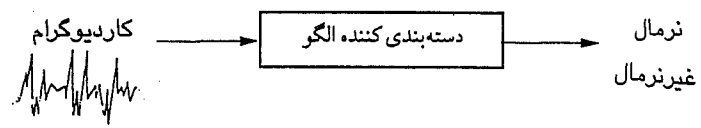
سهام موجود در بورس لندن (LSE) بر اساس متغیرهای حسابداری مبتنی بر گزارشهای حسابداری توسط شبکه‌های عصبی به ۱۴ گروه صنعتی طبقه‌بندی شدند [۱۰]. خوشه‌یابی برای سهام مشابه می‌تواند در انتخاب سهام برای یک سبد سهام مؤثر باشد.

(ج) تخمین تابع^۴

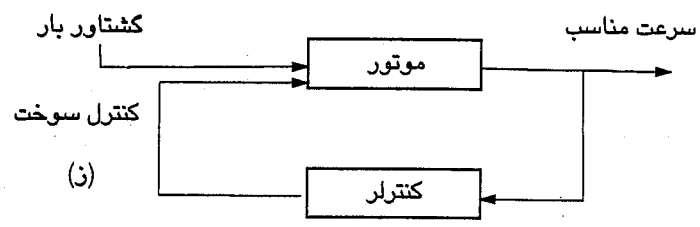
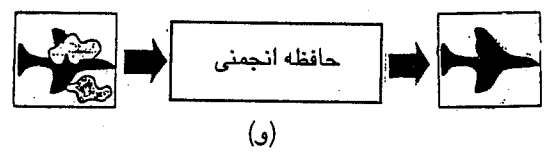
فرض کنید مجموعه‌ای دارای n الگوی آموزشی از زوجهای مرتب (ورودی - خروجی) $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ از یک تابع ناشناخته $\mu(x)$ (همراه با پارازیت) وجود دارد. وظیفه تخمین تابع، یافتن یک تخمین μ از تابع ناشناخته است (شکل ۶-ج) [۲]. مسایل متنوع مدلسازی و مهندسی و مدیریت می‌تواند در این حوزه بیان شود. رابطه بین تأخیر کارکنان به عنوان یک ورودی و حجم ضایعات به عنوان یک خروجی، ممکن است یک تابع غیرخطی ناشناخته باشد که می‌تواند با استفاده از شبکه‌های عصب تخمین زده شود.

(د) پیش‌بینی

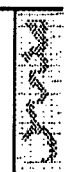
با وجود یک مجموعه n عنصری نمونه $y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_n)$ در یک توالی زمانی t_1, t_2, \dots, t_n و t_{n+1} وظیفه شبکه پیش‌بینی نمونه $y(t_{n+1})$ در برخی از شرایط است (شکل ۶-د). پیش‌بینی اثر



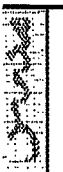
هواییابی بازخوانی شده
آن با ابر پوشیده شده است
هواییابی که قسمتهایی از



شکل ۶ کاربردهای شبکه‌های عصبی: (الف) دسته‌بندی الگو؛ (ب) خوشه‌یابی / طبقه‌بندی؛ (ج) تخمین تابع؛ (د) پیش‌بینی؛ (ه) بهینه‌سازی؛ (و) آدرس‌دهی محتوایی و (ز) کنترل [۲].



1. Clustering / Categorization
2. Veratex
3. Dun & Bradstreet
4. London Stock Exchange
5. Profolio
6. Function Approximation





بسیار مهمی در تصمیم‌گیریهای مدیریت دارد. پیش‌بینی در بازار سهام، ورشکستگی شرکتها و... می‌تواند در برنامه‌ریزیها مؤثر واقع شود.

شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی ورشکستگی ۱۰۲ شرکت موجود در شاخص مجله وال استریت^۱ و شاخص مودی^۲ با ۸۶ درصد تخمین صحیح [۱۱]، ۱۰۰۰ بانک آمریکایی [۱۲]، بانکهای تکزاس [۱۳] و شرکتهای موجود در بازار سهام کره^۳ و ۳۶ شرکت آمریکایی [۱۴] با استفاده از نسبتهای مالی در سطح گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته است.

مطالعه هالبرت وایت^۴ در پیش‌بینی نرخ بازده روزانه شرکت IBM [۱۵]، بررسی یونگه یون و جورج اسوالز^۵، در پیش‌بینی قیمت سهام [۱۶]، تحقیق کن ایچی کامیجو و تتسوجی تانی گاوا^۶، در پیش‌بینی الگوی قیمت سهام [۱۷]، و مطالعه دبیلو. ای. بوسارج، جی. آر^۷ برای کشف ساختار غیرخطی بازارهای مالی در پیش‌بینی S&P ۵۰۰ نفت خام، پن ژاپن، دلار اروپایی بیانگر اهمیت و جایگاه شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی و تصمیم‌گیری است. شبکه‌های عصبی به عنوان رقیب سرسخت رگرسیون و سریهای زمانی در امر پیش‌بینی مطرح است.

ه) بهینه سازی

دامنه وسیعی از مسایل سازمان، مدیریت، مهندسی، اقتصاد، ریاضی، آمار و پزشکی می‌تواند به عنوان مسایل بهینه‌سازی در نظر گرفته شوند. هدف یک مسأله بهینه‌سازی، یافتن راه‌حلی است که ضمن صدق در یک مجموعه از محدودیتها، تابع هدف را نیز حداکثر یا حداقل نماید. مسأله فروشنده درون گرد (TSP) در پژوهش عملیاتی، یک مسأله برنامه‌ریزی غیرخطی است که توسط شبکه‌های عصبی هاپفیلد^۸ حل می‌شود (شکل ۶-۵).

شبکه‌های عصبی می‌توانند با مدل‌های بهینه‌سازی پاسخهای مناسبی برای مدیریت فراهم نمایند، وجوکیم و جاک‌لی^۹ [۱۸] مدل بهینه انطباقی کنترل در پالایشگاه را ارائه نمودند.

1. Wall Street Journal Index
2. Moody
3. Korea Stock Exchange
4. Halbert white
5. Youngog, Yoon & George Swales
6. Ken - ichi kamijo & Testuji Tanigawa
7. W. E, Bosarge, Jr.
8. Hopfield
9. Wooju & Jaek.Lee

و) حافظه انجمنی^۱

در مدل‌های محاسباتی کامپیوتری ون - نیومن^۲، یک داده موجود در حافظه، تنها از طریق آدرس آن قابل دسترسی است و از محتوای موجود در آن مستقل می‌باشد. اگر در محاسبه آدرس یک اشتباه کوچک رخ دهد، ممکن است یک مورد کاملاً متفاوت بازخوانی شود. در حافظه انجمنی یا حافظه آدرس دهی - محتوایی^۳ می‌توان به وسیله محتوای داده‌ها به آنها دسترسی پیدا نمود. محتوای موجود در حافظه می‌تواند، حتی با یک ورودی ناقص یا محتوای به هم ریخته، بازخوانی شود (شکل ۷) تشخیص هواپیما که قسمتهایی از آن پشت ابر است). مدیر نیز می‌تواند با استفاده از این کاربرد، اطلاعات مربوط به امور مورد نظر را با در دست داشتن اطلاعات مختصری در مورد آن موضوع، در اختیار گیرد.

ز) کنترل

یک سیستم پویای تعریف شده به وسیله زوج $y(t)$ و $u(t)$ را در نظر بگیرید که $u(t)$ داده کنترل است و $u(t)$ خروجی سیستم در زمان t است. هدف در یک مدل کنترل، ایجاد ورودی کنترل $u(t)$ به نحوی است که سیستم، مسیر مطلوبی را دنبال کند که توسط مدل مرجع تعیین شده است (شکل ۶-۶).

زمانبندی مشاغل، ماشین‌ها و سایر منابع در سیستم‌های ساخت منعطف FMS^۴، اهمیت بالایی داشته و در نیل به اهداف تولید بسیار مؤثر می‌باشد. یک سیستم طراحی شده به وسیله شبکه عصبی در ۹۲٪ از موارد، بهترین قاعده را برای انجام بهینه فعالیت و در بقیه موارد، دومین قاعده بهتر را انتخاب می‌نمود [۱۹].

- در یک سیستم طراحی شده توسط ویلیام وردوین^۵ که شامل ترکیبی از شبکه‌های عصبی و سیستم‌های خبره بود، کاربردهای زیر معمول بود [۲۰]:
۱. کنترل کیفیت: پیش‌بینی رخداد نقصها در سیستم؛
 ۲. تنظیم ماشین: تنظیم شرایط ماشین و کیفیت محصول؛
 ۳. کنترل فرآیند: کنترل در طول فرآیند.

1. Associative Memory
2. Von - Neuman
3. Content - Adressable Memory
4. Flexible Manufacturing systems
5. William Verduin



شرکت لاک هید^۱ از شبکه‌های عصبی در امر کنترل استفاده‌های زیادی نموده است. این شرکت سه قرارداد مهم در آژانس پروژه‌های تحقیقاتی پیشرفته دفاعی^۲ در زمینه‌های زیر دارد [۴]:

۱. تشخیص خودکار هدف؛
۲. طبقه‌بندی علامت زلزله؛
۳. تشخیص صدای پیوسته.

در یک گزارش منتشر شده توسط وزارت صنایع و بازرگانی بین‌الملل ژاپن در سال ۱۹۸۸، محاسبات عصبی به عنوان یکی از حوزه‌های کلیدی تحقیقاتی اولیه ژاپن اعلام شد. شرکت فوجی تسو^۳، هیتاچی^۴، و شرکت الکترونیکی میتسوبیشی^۵ استفاده‌های وسیعی از شبکه‌های عصبی داشته‌اند [۲۰].

۴. نتیجه‌گیری

شبکه‌های عصبی موفقیت خود را در زمینه‌های مختلف مدیریت نشان داده است. پیش‌بینی یکی از مهمترین حوزه‌هایی است که می‌تواند آینده را برای مدیریت روشن نماید؛ شبکه‌های عصبی در این شاخه، موفقیت بسیار بالایی را از خود نشان داده است و با مدل‌های کلاسیک رقابت جدی می‌نماید.

پیش‌بینی در امر فروش، بازاریابی، مدیریت مالی، سرمایه‌گذاری و... تا کنون نتایج مثبتی به همراه داشته است و در بازار ایران نیز می‌تواند نقش بسزایی را ایفا نماید. دسته‌بندی محصولات، شرکتها، صنایع و تصمیم به سرمایه‌گذاری در حوزه‌های مختلف بازار از زمینه‌های کاربرد شبکه‌های عصبی است. کنترل تولید، موجودی و... و همچنین بهینه‌سازی در مدیریت تولید و پژوهش عملیاتی از طریق شبکه‌های عصبی امکان‌پذیر است. زمینه‌های بسیار زیادی از کاربردهای شبکه‌های عصبی در مدیریت در ایران نیز فراهم است که انجام تحقیقات متعدد در این فرضیه، ضروری است.

1. Lockheed
2. Defense Advanced Research Projects Agency
3. Fujitsu
4. Hitachi
5. Mitsubishi

۵. منابع

- [1] Fatemeh Zahedi, "Intelligent systems for Business: Expert Systems with Neural networks", Wordsworth inc., 1993.
- [2] Shohei kurita, "Expanding Neural Marketplace Challenges - Japanese Engineers", *Electronic*, September 1989.
- [3] Anil K. Jain, Jianchang Mao, and K. M. Mohiuddin, "Artificial Neural Networks: A Tutorial", *Computer*, March. 1996.
- [4] Simon Haykin, "Neural Networks: A Comprehensive Foundation", prentice - Hall, Inc. 1994.
- [5] Justin Kestelyn, "Application watch", *AI Expert*, May 1993.
- [6] Casimirc. "Casey" Klimasauskas, "Applying Neural Networks", PCAI, 1997.
- [7] Alvin J. surkan and J. Clay Singleton, "Neural Networks For Bond Rating Improved By Mutiple Hidden Layers", *Proceedings of the IEEE International Conference of Neural Netwoks* 1990.
- [8] Soumitra Dutta and shashi shaker, "Bond Rating: Non - Conservative Application of Neural Networks", *proceedings of the IEEE International Conference of Neural Networks*, 1988.
- [9] Justin Kestelyn, "Application watch", *AI Expert*, May 1992.
- [10] Rovert R. Trippi and Efraim Turban, "Neural Network in Finance Investing", Probus Publishing Co.; 1993.
- [11] Wullianallur Raghuputhi, Lawrence L. Schkade, and Bapi S. Raju, "A Neural Network Approach to Bankruptcy Prediction", *proceedings of the IEEE 24th Annual Hawaii Internatioanl Conference on systems Sciences*, 1991.
- [12] Kevin G. Coleman, Timothy J. Graettinger, and William F. Lawrence, "Neural Networks For Bankruptcy Prediction: The Power to Solve Financial Problems", *AI Review*, July/August 1992.
- [13] Kar Yan Tam and Melody Y. Kiang, "Managerial Applications of Neural Networks: the Case of Bank Failure predictions", *Management Science*, Vol. 38, 1992, No. 7, July.
- [14] Desmond Fletcher and Ernic Goss, "Forecasting with Neural networks Application Using Bankruptcy Data", *Information Management*, 1993.
- [15] Halbert White, "Economic Prediction Using Neural Networks: The Case of IBM Daily Stock eturn", *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 1988.



- [16] Youngohc. Yoon and George Swales, "Predicting Stock Price Performance: A Neural Network Approach", *Proceedings of the IEEE 24th Annual International Conference of Systems Sciences* 1991.
- [17] Ken - ichi Kamijo and Tetsuji Tanigawa, "Stock price pattern Recognition: A Recurrent Neurl Network Approach, '*proceedings of the IEEE international Joint Conference on Neural Networks*, 1990.
- [18] Wooju Kim and Jae K. Lee, "UNIK - OPT/NN, Neural Network Based Adaptive Optimal Controller on Optimization Models", *Decision support systems*, 1996.
- [19] Luis Carlos Rabelo, Sema Alptekin, and Ali S. shiran, "Synergy of Artificial Neural Networks and Knowledge - Besed Expert systems for Intelligent FMA Scheduling,"*Proceedings of International Joint Conference of Neural Networks*, 1990.
- [20] William Verduin, "Solving Manufacturing Problems With Neural Netsz: Neural Nets + Expert systems = Manufacturing Solutions", *Automation*, July 1990.

