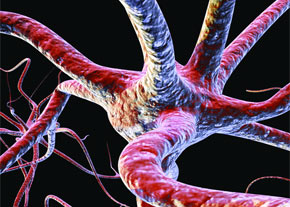
|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |

|  |
| --- |
| **[سیستم های مبتنی بر شبکه عصبی]** |
| Artificial Neural Network Systems |

**پروژه دات کام**

**www.Prozhe.com**

****

**فهرست**

**مقدمه ای بر شبکه‌های عصبی مصنوعی ----------------------------------------------- 4**

**تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی-------------------------------------------------- 5**

**شبکه عصبی چیست؟----------------------------------------------------------- 6**

**شبکه عصبی چه قابلیتهائی دارد؟--------------------------------------------------- 6**

**الهام از طبیعت---------------------------------------------------------------- 7**

**شبکه های عصبی در مقایسه با کامپیوترهای سنتی :--------------------------------------- 7**

**مسائل مناسب برای یادگیری شبکه های عصبی------------------------------------------ 8**

**پرسپترون -------------------------------------------------------------------9**

**الگوریتم یادگیری پرسپترون -------------------------------------------------9**

**الگوریتم gradient descent--------------------------------------------------------- 10**

**مشکلات روش gradient descent----------------------------------------------- 10**

**تقریب افزایشی gradient descent---------------------------------------------- 10**

**الگوریتم Back propagation-------------------------------------------------------- 11**

**قدرت نمایش توابع------------------------------------------------------------- 12**

**انواع آموزش شبکه------------------------------------------------------------ 12**

**برخي زمينه هاي شبكه هاي عصبي------------------------------------------------- 13**

**سبكهاي معماري شبكه‌هاي عصبي -------------------------------------------------- 14**

**قواعد يادگيري در شبكه‌هاي عصبي ------------------------------------------------- 14**

**آموزش شبكه‌هاي عصبي -------------------------------------------------------- 15**

**آموزش unsupervised يا تطبيقي (Adaptive) -------------------------------------------- 16**

**تفاوت‌هاي شبكه‌هاي عصبي با روش‌هاي محاسباتي متداول و سيستم‌هاي خبره ------------------- 16**

**انواع يادگيري براي شبكه هاي عصبي----------------------------------------------- 18**

**يادگيري با ناظر--------------------------------------------------------- 18**

**يادگيري تشديدي------------------------------------------------------ 18**

**يادگيري بدون ناظر------------------------------------------------------ 19**

**معایب شبکه های عصبی ------------------------------------------------------- 19**

**مزیتهای شبکه های عصبی------------------------------------------------------ 19**

**سیستم خبره --------------------------------------------------------------- 21**

**سيستم خبره چيست؟--------------------------------------------------- 21**

**ساختار يك سيستم خبره‌-------------------------------------------------- 22**

**استفاده از منطق فازي --------------------------------------------------- 23**

**مزايا و محدوديت‌هاي سيستم‌هاي خبره --------------------------------------- 24**

**كاربرد سيستم‌هاي خبره‌-------------------------------------------------- 24**

**چند سيستم خبره مشهور------------------------------------------------- 25**

**مروري بر کاربردهاي تجاري ------------------------------------------------------ 26**

**بازاريابي------------------------------------------------------------- 26**

**بانکداري و حوزه هاي مالي------------------------------------------------- 28**

**پيش بيني ----------------------------------------------------------- 29**

**ساير حوزه هاي تجاري --------------------------------------------------- 29**

**کاربرد مدلهاي شبکه عصبي در پيش‌بيني ورشکستگي اقتصادي شرکتهاي بازار بورس--------------- 30**

**کاربرد مدل‌ شبکه عصبي در پيش‌بيني ورشکستگي شرکتهاي بازار بورس---------------------- 31**

**تبيين مفهوم ورشكستگي------------------------------------------------------ 31**

**متغيرهاي مدل تحقيق-------------------------------------------------------- 32**

**اطلاعات شركتهاي نمونه تحقيق-------------------------------------------------- 32**

**تعيين ‌مدل شبكه عصبي سه لايه براي پيش‌بيني ورشكستگي شركتها------------------------ 33**

**sتعيين مدل بهينه شبكه عصبي چهار لايه براي پيش‌بيني ورشكستگي شركتها------------------- 38**

**مقايسه مدلهاي شبكه عصبي سه و چهار لايه براي پيش‌بيني ورشكستگي اقتصادي--------------- - 41**

**پيش‌بيني ورشكستگي اقتصادي شركتها در سالهاي 1385 و 1386--------------------------- 41**

**روند ورشكستگي اقتصادي شركتهاي بازار بورس در دوره 1369ـ 1386------------------------ 41**

**جمع‌بندي و نتيجه‌گيري-------------------------------------------------------- 44**

**منابع----------------------------------------------------------------------45**

**\*\*\*\*\***

**مقدمه ای بر شبکه‌های عصبی مصنوعی**

شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network - ANN) یا به زبان ساده‌تر شبکه‌های عصبی سیستم‌ها و روش‌های محاسباتی نوینی هستند برای [یادگیری ماشینی](http://fa.wikipedia.org/wiki/%DB%8C%D8%A7%D8%AF%DA%AF%DB%8C%D8%B1%DB%8C_%D9%85%D8%A7%D8%B4%DB%8C%D9%86%DB%8C)، [نمایش دانش](http://fa.wikipedia.org/wiki/%D9%86%D9%85%D8%A7%DB%8C%D8%B4_%D8%AF%D8%A7%D9%86%D8%B4)، و در انتها اعمال دانش به دست آمده در جهت بیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از [سامانه‌های پیچیده](http://fa.wikipedia.org/wiki/%D8%B3%D8%A7%D9%85%D8%A7%D9%86%D9%87%E2%80%8C%D9%87%D8%A7%DB%8C_%D9%BE%DB%8C%DA%86%DB%8C%D8%AF%D9%87). ایده اصلی این گونه شبکه‌ها (تا حدودی) الهام‌گرفته از شیوه کارکرد [سیستم عصبی زیستی](http://fa.wikipedia.org/w/index.php?title=%D8%B3%D8%A7%D9%85%D8%A7%D9%86%D9%87_%D8%B9%D8%B5%D8%A8%DB%8C&action=edit&redlink=1&preload=%D8%A7%D9%84%DA%AF%D9%88:%D8%A7%DB%8C%D8%AC%D8%A7%D8%AF+%D9%85%D9%82%D8%A7%D9%84%D9%87/%D8%A7%D8%B3%D8%AA%D8%AE%D9%88%D8%A7%D9%86%E2%80%8C%D8%A8%D9%86%D8%AF%DB%8C&editintro=%D8%A7%D9%84%DA%AF%D9%88:%D8%A7%DB%8C%D8%AC%D8%A7%D8%AF+%D9%85%D9%82%D8%A7%D9%84%D9%87/%D8%A7%D8%AF%DB%8C%D8%AA%E2%80%8C%D9%86%D9%88%D8%AA%DB%8C%D8%B3&summary=%D8%A7%DB%8C%D8%AC%D8%A7%D8%AF+%DB%8C%DA%A9+%D9%85%D9%82%D8%A7%D9%84%D9%87+%D9%86%D9%88+%D8%A7%D8%B2+%D8%B7%D8%B1%DB%8C%D9%82+%D8%A7%DB%8C%D8%AC%D8%A7%D8%AF%DA%AF%D8%B1&nosummary=&prefix=&minor=&create=%D8%AF%D8%B1%D8%B3%D8%AA+%DA%A9%D8%B1%D8%AF%D9%86+%D9%85%D9%82%D8%A7%D9%84%D9%87+%D8%AC%D8%AF%DB%8C%D8%AF)، برای [پردازش داده‌ها](http://fa.wikipedia.org/wiki/%D9%BE%D8%B1%D8%AF%D8%A7%D8%B2%D8%B4_%D8%AF%D8%A7%D8%AF%D9%87%E2%80%8C%D9%87%D8%A7)، و [اطلاعات](http://fa.wikipedia.org/wiki/%D8%A7%D8%B7%D9%84%D8%A7%D8%B9%D8%A7%D8%AA) به منظور یادگیری و ایجاد [دانش](http://fa.wikipedia.org/wiki/%D8%AF%D8%A7%D9%86%D8%B4) قرار دارد. عنصر کلیدی این ایده، ایجاد ساختارهایی جدید برای سامانه پردازش اطلاعات است. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق العاده بهم‌پیوسته با نام [نورون](http://fa.wikipedia.org/wiki/%D9%86%D9%88%D8%B1%D9%88%D9%86) تشکیل شده که برای حل یک مسأله با هم هماهنگ عمل می‌کنند و توسط [سیناپس‎ها](http://fa.wikipedia.org/wiki/%D8%B3%DB%8C%D9%86%D8%A7%D9%BE%D8%B3_(%D8%B2%DB%8C%D8%B3%D8%AA%E2%80%8C%D8%B4%D9%86%D8%A7%D8%B3%DB%8C))(ارتباطات الکترومغناطیسی) اطلاعات را منتقل می‎کنند. در این شبکه‌ها اگر یک سلول آسیب ببیند بقیه سلول‎ها می‌توانند نبود آنرا جبران کرده، و نیز در بازسازی آن سهیم باشند. این شبکه‌ها قادر به یادگیری‎اند. مثلا با اعمال سوزش به سلول‎های عصبی لامسه، سلول‎ها یاد می‌گیرند که به طرف جسم داغ نروند و با این الگوریتم سیستم می‌آموزد که خطای خود را اصلاح کند. یادگیری در این سیستم‎ها به صورت تطبیقی صورت می‌گیرد، یعنی با استفاده ازمثال‎ها وزن سیناپس‎ها به گونه‌ای تغییر می‌کند که در صورت دادن ورودی‎های جدید، سیستم پاسخ درستی تولید کند.

توافق دقیقی بر تعریف شبکه عصبی در میان محققان وجود ندارد؛ اما اغلب آنها موافقند که شبکه عصبی شامل شبکه‎ای از عناصر پردازش ساده (نورونها) است، که می‌تواند رفتار پیچیده کلی تعیین شده‎ای از ارتباط بین عناصر پردازش و پارامترهای عنصر را نمایش دهد. منبع اصلی و الهام بخش برای این تکنیک، از آزمایش سیستم مرکزی عصبی و نورونها ([آکسون‎ها](http://fa.wikipedia.org/wiki/%D8%A2%D8%B3%D9%87)، شاخه‌های متعدد سلولهای عصبی و محلهای تماس دو عصب)نشأت گرفته‌است، که یکی از قابل توجه‎ترین عناصر پردازش اطلاعات سیستم عصبی را تشکیل می‎دهد. در یک مدل شبکه عصبی، گره‎های ساده (بطور گسترده [نورون](http://fa.wikipedia.org/wiki/%D8%B3%D9%84%D9%88%D9%84_%D8%B9%D8%B5%D8%A8%DB%8C)، نئورونها، "PE" ها (عناصر پردازش) یا واحدها) برای تشکیل شبکه‎ای از گره‎ها، به هم متصل شده اند،به همین دلیل به آن، اصطلاح"شبکه‎های عصبی" اطلاق می‎شود. در حالی که یک شبکه عصبی نباید به خودی خود سازگارپذیر باشد، استفاده عملی از آن بواسطه الگوریتمهایی امکان پذیر است، که جهت تغییر وزن ارتباطات در شبکه (به منظور تولید سیگنال موردنظر) طراحی شده باشد.

با استفاده از دانش برنامه‌نویسی رایانه می‌توان [ساختار داده‌ای](http://fa.wikipedia.org/wiki/%D8%B3%D8%A7%D8%AE%D8%AA%D8%A7%D8%B1_%D8%AF%D8%A7%D8%AF%D9%87) طراحی کرد که همانند یک نرون عمل نماید. سپس با ایجاد شبکه‌ای از این نورون‌های مصنوعی به هم پیوسته، ایجاد یک [الگوریتم آموزشی](http://fa.wikipedia.org/w/index.php?title=%D8%A7%D9%84%DA%AF%D9%88%D8%B1%DB%8C%D8%AA%D9%85_%D8%A2%D9%85%D9%88%D8%B2%D8%B4%DB%8C_%D8%B4%D8%A8%DA%A9%D9%87_%D8%B9%D8%B5%D8%A8%DB%8C&action=edit&redlink=1&preload=%D8%A7%D9%84%DA%AF%D9%88:%D8%A7%DB%8C%D8%AC%D8%A7%D8%AF+%D9%85%D9%82%D8%A7%D9%84%D9%87/%D8%A7%D8%B3%D8%AA%D8%AE%D9%88%D8%A7%D9%86%E2%80%8C%D8%A8%D9%86%D8%AF%DB%8C&editintro=%D8%A7%D9%84%DA%AF%D9%88:%D8%A7%DB%8C%D8%AC%D8%A7%D8%AF+%D9%85%D9%82%D8%A7%D9%84%D9%87/%D8%A7%D8%AF%DB%8C%D8%AA%E2%80%8C%D9%86%D9%88%D8%AA%DB%8C%D8%B3&summary=%D8%A7%DB%8C%D8%AC%D8%A7%D8%AF+%DB%8C%DA%A9+%D9%85%D9%82%D8%A7%D9%84%D9%87+%D9%86%D9%88+%D8%A7%D8%B2+%D8%B7%D8%B1%DB%8C%D9%82+%D8%A7%DB%8C%D8%AC%D8%A7%D8%AF%DA%AF%D8%B1&nosummary=&prefix=&minor=&create=%D8%AF%D8%B1%D8%B3%D8%AA+%DA%A9%D8%B1%D8%AF%D9%86+%D9%85%D9%82%D8%A7%D9%84%D9%87+%D8%AC%D8%AF%DB%8C%D8%AF) برای شبکه و اعمال این [الگوریتم](http://fa.wikipedia.org/wiki/%D8%A7%D9%84%DA%AF%D9%88%D8%B1%DB%8C%D8%AA%D9%85) به شبکه آن را آموزش داد.

این شبکه‌ها برای تخمین (Estimation) و تقریب (Approximation)کارایی بسیار بالایی از خود نشان داده‌اند. گستره کاربرد این مدل‌های ریاضی بر گرفته از عملکرد مغز انسان، بسیار وسیع می‌باشد که به عنوان چند نمونه کوچک می‌توان استفاده از این ابزار ریاضی در پردازش سیگنال‌های بیولوییکی، مخابراتی و الکترونیکی تا کمک در نجوم و فضا نوردی را نام برد.  
اگر یک شبکه را هم‌ارز با یک [گراف](http://fa.wikipedia.org/wiki/%DA%AF%D8%B1%D8%A7%D9%81) بدانیم، فرآیند آموزش شبکه تعیین نمودن وزن هر یال و bias اولیه خواهد بود.

**تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی**

از قرن نوزدهم به طور همزمان اما جداگانه از سویی نروفیزیولوزیست‎ها سعی کردند سیستم یادگیری و تجزیه و تحلیل مغز را کشف کنند، و از سوی دیگر ریاضیدانان تلاش کردند تا مدل ریاضی بسازند، که قابلیت فراگیری و تجزیه و تحلیل عمومی مسائل را دارا باشد. اولین کوشش‎ها در شبیه‎سازی با استفاده از یک مدل منطقی توسط مک کلوک و والتر پیتز انجام شد که امروزه بلوک اصلی سازنده اکثر شبکه‌های عصبی مصنوعی است. این مدل فرضیه‌هایی در مورد عملکرد نورون‎ها ارائه می‌کند. عملکرد این مدل مبتنی بر جمع ورودی‎ها و ایجاد خروجی است. چنانچه حاصل جمع ورودی‎ها از مقدار آستانه بیشتر باشد اصطلاحا نورون برانگیخته می‌شود. نتیجه این مدل اجرای توابع ساده مثل AND و OR بود.

نه تنها نروفیزیولوژیست‎ها بلکه روان‎شناسان و مهندسان نیز در پیشرفت شبیه‎سازی شبکه‌های عصبی تاثیر داشتند. در سال ۱۹۵۸ شبکه [پرسپترون](http://fa.wikipedia.org/wiki/%D9%BE%D8%B1%D8%B3%D9%BE%D8%AA%D8%B1%D9%88%D9%86) توسط روزنبلات معرفی گردید. این شبکه نظیر واحدهای مدل شده قبلی بود. پرسپترون دارای سه لایه می‌باشد، به همراه یک لایه وسط که به عنوان لایه پیوند شناخته شده‌است. این سیستم می‌تواند یاد بگیرد که به ورودی داده شده خروجی تصادفی متناظر را اعمال کند. سیستم دیگر مدل خطی تطبیقی نورون می‌باشد که در سال ۱۹۶۰ توسط ویدرو و هاف (دانشگاه استنفورد) به وجود آمد که اولین شبکه‌های عصبی به کار گرفته شده در مسائل واقعی بودند. Adalaline یک دستگاه الکترونیکی بود که از اجزای ساده‌ای تشکیل شده بود، روشی که برای آموزش استفاده می‌شد با پرسپترون فرق داشت.

در سال ۱۹۶۹ میسکی و پاپرت کتابی نوشتند که محدودیت‎های سیستم‎های تک لایه و چند لایه پرسپترون را تشریح کردند. نتیجه این کتاب پیش داوری و قطع سرمایه‎گذاری برای تحقیقات در زمینه شبیه‎سازی شبکه‌های عصبی بود. آنها با طرح اینکه طرح پرسپترون قادر به حل هیچ مساله جالبی نمی‌باشد، تحقیقات در این زمینه را برای مدت چندین سال متوقف کردند.

با وجود اینکه اشتیاق عمومی و سرمایه‎گذاری‎های موجود به حداقل خود رسیده بود، برخی محققان تحقیقات خود را برای ساخت ماشین‎هایی که توانایی حل مسائلی از قبیل تشخیص الگو را داشته باشند، ادامه دادند. از جمله گراسبگ که شبکه‌ای تحت عنوان Avalanch را برای تشخیص صحبت پیوسته و کنترل دست ربات مطرح کرد. همچنین او با همکاری کارپنتر شبکه‌های ART را بنانهادند که با مدل‎های طبیعی تفاوت داشت. اندرسون و کوهونن نیز از اشخاصی بودند که تکنیک‎هایی برای یادگیری ایجاد کردند. ورباس در سال ۱۹۷۴ شیوه آموزش پس انتشار خطا را ایجاد کرد که یک شبکه پرسپترون چندلایه البته با قوانین نیرومندتر آموزشی بود.

پیشرفت‎هایی که در سال ۱۹۷۰ تا ۱۹۸۰ بدست آمد برای جلب توجه به شبکه‌های عصبی بسیار مهم بود. برخی فاکتورها نیز در تشدید این مساله دخالت داشتند، از جمله کتاب‎ها و کنفرانس‎های وسیعی که برای مردم در رشته‌های متنوع ارائه شد. امروز نیز تحولات زیادی در تکنولوژی ANN ایجاد شده‌است.

واحد لايه واحدهاي لايه پنهان واحدهاي لايه ورودي

لايه خروجي لايه پنهان لايه ورودي

لايه‌هاي يك شبكه عصبي مصنوعي

**شبکه عصبی چیست؟**

روشی برای محاسبه است که بر پایه اتصال به هم پیوسته چندین واحد پردازشی ساخته میشود.

شبکه از تعداد دلخواهی سلول یا گره یا واحد یا نرون تشکیل میشود که مجموعه ورودی را به خروجی ربط میدهند.



*گریزی به مقدمه:*

**توافق دقیقی بر تعریف شبکه عصبی در میان محققان وجود ندارد؛ اما اغلب آنها موافقند که شبکه عصبی شامل شبکه‎ای از عناصر پردازش ساده (نورونها) است، که می‌تواند رفتار پیچیده کلی تعیین شده‎ای از ارتباط بین عناصر پردازش و پارامترهای عنصر را نمایش دهد ...**

**شبکه عصبی چه قابلیتهائی دارد؟**

* محاسبه یک تابع معلوم
* تقریب یک تابع ناشناخته
* شناسائی الگو
* پردازش سیگنال
* یادگیری انجام موارد فوق

*گریزی به تاریخچه:*

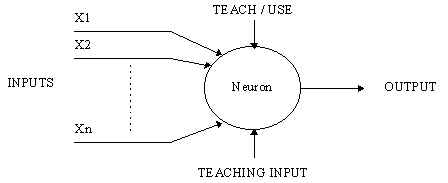
**با وجود اینکه اشتیاق عمومی و سرمایه‎گذاری‎های موجود به حداقل خود رسیده بود، برخی محققان تحقیقات خود را برای ساخت ماشین‎هایی که توانایی حل مسائلی از قبیل تشخیص الگو را داشته باشند، ادامه دادند ...**

**الهام از طبیعت**

مطالعه شبکه های عصبی مصنوعی تا حد زیادی ملهم از سیستم های یادگیر طبیعی است که در آنها یک مجموعه پیچیده از نرونهای به هم متصل در کار یادگیری دخیل هستند.

گمان میرود که مغز انسان از تعداد 10 11 نرون تشکیل شده باشد که هر نرون با تقریبا 104 نرون دیگر در ارتباط است.

سرعت سوئیچنگ نرونها در حدود 10-3 ثانیه است که در مقایسه با کامپیوترها 10 -10 ) ثانیه ( بسیار ناچیز مینماید. با این وجود آدمی قادر است در 0.1 ثانیه تصویر یک انسان را بازشناسائی نماید. این قدرت فوق العاده باید از پردازش موازی توزیع شده در تعدادی زیادی از نرونها حاصل شده باشد.



**شبکه های عصبی در مقایسه با کامپیوترهای سنتی :**

یک شبکه عصبی به طور کلی با یک کامپیوتر سنتی در موارد زیر تفاوت دارد :

1. شبکه‌های عصبی دستورات را به صورت سری اجرا نکرده، شامل حافظه‌ای برای نگهداری داده و دستورالعمل نیستند.

2. به مجموعه‌ای از ورودی‌ها به صورت موازی پاسخ می‌دهند.

3. بیشتر با تبدیلات و نگاشت‌ها سروکار دارند تا الگوریتم‌ها و روش‌ها.

4. شامل ابزار محاسباتی پیچیده نبوده، از تعداد زیادی ابزارساده که اغلب کمی بیشتر از یک جمع وزن دار را انجام می‌دهند تشکیل شده‌اند.

شبکه‌های عصبی شیوه‌ای متفاوت برای حل مسئله دارند. کامپیوترهای سنتی از شیوه الگوریتمی برای حل مسئله استفاده می‌کنند که برای حل مسئله مجموعه‌ای از دستورالعمل‌های بدون ابهام دنبال می‌شود. این دستورات به زبان سطح بالا و سپس به زبان ماشین که سامانه قادر به تشخیص آن می‌باشد تبدیل می‌شوند. اگر مراحلی که کامپیوتر برای حل مسئله باید طی کند از قبل شناخته شده نباشند و الگوریتم مشخصی وجود نداشته باشد، سامانه توانایی حل مسئله را ندارد. کامپیوترها می‌توانند خیلی سودمندتر باشند اگر بتوانند کارهایی را که ما هیچ پیش زمینه‌ای از آنها نداریم انجام دهند. شبکه‌های عصبی و کامپیوترها نه تنها رقیب هم نیستند بلکه می‌توانند مکمل هم باشند. کارهایی وجود دارند که بهتر است از روش الگوریتمی حل شوند و همین طور کارهایی وجود دارند که جز از طریق شبکه عصبی مصنوعی قابل حل نمی‌باشند و البته تعداد زیادی نیز برای بدست آوردن بازده حداکثر، از ترکیبی از روش‌های فوق استفاده می‌کنند. به طور معمول یک کامپیوتر سنتی برای نظارت بر شبکه عصبی استفاده می‌شود. شبکه‌های عصبی معجزه نمی‌کنند، اگر به طور محسوس استفاده شوند کارهای عجیبی انجام می‌دهند.

**مسائل مناسب برای یادگیری شبکه های عصبی**

خطا در داده های آموزشی وجود داشته باشد. مثل مسائلی که داده های آموزشی دارای نویز حاصل از دادهای سنسورها نظیر دوربین و میکروفن ها هستند.

مواردی که نمونه ها توسط مقادیر زیادی زوج ویژگی-مقدار نشان داده شده باشند. نظیر داده های حاصل از یک دوربین ویدئوئی.

تابع هدف دارای مقادیر پیوسته باشد.

زمان کافی برای یادگیری وجود داشته باشد. این روش در مقایسه با روشهای دیگر نظیر درخت تصمیم نیاز به زمان بیشتری برای یادگیری دارد.

نیازی به تعبیر تابع هدف نباشد. زیرا به سختی میتوان اوزان یادگرفته شده توسط شبکه را تعبیر نمود.



**پرسپترون**

نوعی از شبکه عصبی برمبنای یک واحد محاسباتی به نام پرسپترون ساخته میشود. یک پرسپترون برداری از ورودیهای با مقادیر حقیقی را گرفته و یک ترکیب خطی از این ورودیها را محاسبه میکند. اگر حاصل از یک مقدار آستانه بیشتر بود خروجی پرسپترون برابر با 1 و در غیر اینصورت معادل -1 خواهد بود.

آموزش پرسپترون

چگونه وزنهای یک پرسپترون واحد را یاد بگیریم به نحوی که پرسپترون برای مثالهای آموزشی مقادیر صحیح را ایجاد نماید؟

دو راه مختلف :

قانون پرسپترون

قانون دلتا

**الگوریتم یادگیری پرسپترون**

1. مقادیری تصادفی به وزنها نسبت میدهیم
2. پریسپترون را به تک تک مثالهای آموزشی اعمال میکنیم. اگر مثال غلط ارزیابی شود مقادیر وزنهای پرسپترون را تصحیح میکنیم.
3. آیا تمامی مثالهای آموزشی درست ارزیابی میشوند:
   * بله 🡨 پایان الگوریتم
   * خیر🡨به مرحله 2 برمیگردیم

در شكل فوق يك شبكه پرسپترون با يك لايه پنهان نشان داده شده است.

**الگوریتم gradient descent**

با توجه به نحوه تعریف E سطح خطا بصورت یک سهمی خواهد بود. ما بدنبال وزنهائی هستیم که حداقل خطا را داشته باشند . الگوریتم gradient descent در فضای وزنها بدنبال برداری میگردد که خطا را حداقل کند. این الگوریتم از یک مقدار دلبخواه برای بردار وزن شروع کرده و در هر مرحله وزنها را طوری تغییر میدهد که در جهت شیب کاهشی منحنی فوق خطا کاهش داده شود.

ایده اصلی: گرادیان همواره در جهت افزایش شیب E عمل میکند.

گرادیان E نسبت به بردار وزن w بصورت زیر تعریف میشود:

E (W) = [ E’/w0, E’/w1, …, E’/wn]

که در آن E (W) یک بردارو E’مشتق جزئی نسبت به هر وزن میباشد.

**مشکلات روش gradient descent**

1. ممکن است همگرا شدن به یک مقدار مینیمم زمان زیادی لازم داشته باشد.
2. اگر در سطح خطا چندین مینیمم محلی وجود داشته باشد تضمینی وجود ندارد که الگوریتم مینیمم مطلق را پیدا بکند.

در ضمن این روش وقتی قابل استفاده است که:

* فضای فرضیه دارای فرضیه های پارامتریک پیوسته باشد.
* رابطه خطا قابل مشتق گیری باشد

**تقریب افزایشی gradient descent**

میتوان بجای تغییر وزنها پس از مشاهده همه مثالها، آنها را بازا هر مثال مشاهده شده تغییر داد. در این حالت وزنها بصورت افزایشی incremental تغییر میکنند. این روش را stochastic gradient descent نیزمینامند.

wi = η (t-o) xi

در بعضی موارد تغییر افزایشی وزنها میتواند از بروز مینیمم محلی جلوگیری کند. روش استاندارد نیاز به محاسبات بیشتری دارد درعوض میتواند طول step بزرگتری هم داشته باشد.

**الگوریتم Back propagation**

برای یادگیری وزن های یک شبکه چند لایه از روش Back Propagation استفاده میشود. در این روش با استفاده از gradient descent سعی میشود تا مربع خطای بین خروجی های شبکه و تابع هدف مینیمم شود.

خطا بصورت زیر تعریف میشود:

مراد ازoutputs خروجیهای مجموعه واحد های لایه خروجی و tkdو okd مقدار هدف و خروجی متناظر با k امین واحد خروجی و مثال آموزشی d است.

فضای فرضیه مورد جستجو در این روش عبارت است از فضای بزرگی که توسط همه مقادیر ممکن برای وزنها تعریف میشود. روش gradient descent سعی میکند تا با مینیمم کردن خطا به فرضیه مناسبی دست پیدا کند. اما تضمینی برای اینکه این الگوریتم به مینیمم مطلق برسد وجود ندارد.

1. شبکه ای با ninگره ورودی، nhidden گره مخفی، و nout گره خروجی ایجاد کنید.
2. همه وزنها را با یک مقدار تصادفی کوچک عدد دهی کنید.
3. تا رسیدن به شرط پایانی ) کوچک شدن خطا( مراحل زیر را انجام دهید:

برای هر xمتعلق به مثالهای آموزشی:

مثال X را به سمت جلو در شبکه انتشار دهید

خطای E را به سمت عقب در شبکه انتشار دهید.

**براي مدلسازي شبكه هاي عصبي مصنوعي ابزارهاي زيادي وجود دارد از اين جمله :**

SNN(Stuttgart Neural Network Simulator)

Matlab Standard NN Toolbox

Netlab Toolbox For Matlab

**قدرت نمایش توابع**

گرچه قدرت نمایش توابع به توسط یک شبکه feedforward بسته به عمق و گستردگی شبکه دارد، با این وجود موارد زیر را میتوان به صورت قوانین کلی بیان نمود:

توابع بولی: هر تابع بولی را میتوان توسط یک شبکه دو لایه پیاده سازی نمود.

توابع پیوسته: هر تابع پیوسته محدود را میتوان توسط یک شبکه دو لایه تقریب زد. تئوری مربوطه در مورد شبکه هائی که از تابع سیگموئید در لایه پنهان و لایه خطی در شبکه خروجی استفاده میکنند صادق است.

توابع دلخواه: هر تابع دلخواه را میتوان با یک شبکه سه لایه تا حد قابل قبولی تفریب زد.

**انواع آموزش شبکه**

یادگیری تحت نظارت(یا supervised ) : با تمرکز روی یک موضوع خاص و ارائه ی مثالهای مختلفی از آن صورت می گیرد .شبکه اطلاعات ورودی و مثال ها را تجزیه و تحلیل خواهد کرد به طوری که پس از مدتی قادر خواهد بود یک نوع جدید از آن دسته مثال ها را که قبلا هرگز ندیده بود شناسایی کند.

یادگیری بدون نظارت(یا unsupervised ) :یادگیری سطح بالاتری است که کاربرد آن امروزه کمتر است.

یادگیری تقویتی(یا reinforcement):

مدل پنهانی مارکوف(MDP):اجزای اصلی یک مدل مارکوف عبارتند از :مجموعه ی حالتها،مجموعه ی عملها،گذرها،ارزش افزوده ی فوری هر عمل

مسائل مناسب برای یادگیری شبکه های عصبی

* خطا در داده های آموزشی وجود داشته باشد. مثل مسائلی که داده های آموزشی دارای نویز حاصل از دادهای سنسورها نظیر دوربین و میکروفن ها هستند.
* تابع هدف دارای مقادیر پیوسته باشد.
* زمان کافی برای یادگیری وجود داشته باشد. این روش در مقایسه با روشهای دیگر نظیر درخت تصمیم نیاز به زمان بیشتری برای یادگیری دارد.
* نیازی به تغيیر تابع هدف نباشد. زیرا به سختی میتوان اوزان یادگرفته شده توسط شبکه را تغيیر نمود.

**برخي زمينه هاي شبكه هاي عصبي**

1. شناسايي الگوها (Pattern recognition): شامل تشخيص چهره، اثر انگشت، تشخيص نوع صدا و نوع صحبت كردن، دست‌خط و...  
   به‌عنوان مثال از اين سازوكار در بانك‌ها در مقايسه‌ي امضاي شخص مراجعه كننده براي دريافت وجه از يك حساب و امضايي كه در پرونده‌ي حساب ثبت شده‌است استفاده مي‌شود. اين يكي از نخستين كاربردهاي فراگير تراشه‌هاي شبكه‌هاي عصبي است.
2. پزشكي(Medicine): در تجزيه وتحليل وتشخيص علايم دست‌گاه ضربان‌نگار قلب (الكتروكارديوگراف)، ونيز شبكه‌ي آموزش‌ديده‌اي كه مي‌تواند بيماري را تشخيص دهد و حتا دارو نيز تجويز كند.
3. كاربردهاي تجاري: انجام هرگونه تصميم‌گيري كه در دنياي تجارت به ‌سهولت انجام ‌پذير نيست، مثلاً تصميم‌گيري‌هايي كه نياز به اطلاعات وسيعي در محدوده‌ي هدف مورد نظر دارند. مثلاً در تلاش براي پيش‌بيني نوسانات سهام ازروي اطلاعات قبلي در بورس از شبكه‌ها به‌وفور استفاده مي‌شود.
4. هوش مصنوعي: بسياري از كارشناسان هوش مصنوعي معتقدند شبكه‌ها‌ي عصبي مصنوعي بهترين وشايد تنها اميد طراحي يك ماشين هوش‌مند هستند.
5. فشرده‌كردن اطلاعات تصويري براي كاهش حجم اطلاعات
6. حذف (Noise) در خطوط مخابراتي
7. سيستم‌هاي نظامي: شامل رديابي مين‌هاي زيردريايي،  
    حذف صداهاي ناهنجار در سيستم‌هاي رديابي رادارها و...  
    ساخت و بهره‌برداري سازه‌هاي ساختماني: به دليل سرعت زياد شبكه‌هاي عصبي در پردازش و تحليل داده‌ها زمان مورد نياز براي كشف سازه‌ي بهينه كاهش مي‌يابد.
8. بازاريابي: شبكه‌ها براي فروش بيشتر و گزيده‌تر در تبليغات اينترنتي استفاده مي‌شوند.
9. ديده‌باني و بررسي (In Monitoring) : به‌عنوان مثال با بررسي ترازهاي صوتي كه از فضاپيماها مخابره مي‌شود خطر‌هاي پيش روي فضاپيما پيش‌بيني مي‌شود. اين روش در ريل‌ها براي بررسي صداهاي توليد شده از موتورهاي ديزلي نيز آزموده شده است.

از دیگر کاربرد های شبکه های عصبی می توان به سامانه‌های آنالیز ریسک، کنترل هواپیما بدون خلبان، آنالیز کیفیت جوشکاری، آنالیز کیفیت کامپیوتر، آزمایش اتاق اورژانس، اکتشاف روغن و گاز، سامانه‌های تشخیص ترمز کامیون، تخمین ریسک وام، شناسایی طیفی، تشخیص دارو، فرآیندهای کنترل صنعتی، مدیریت خطا، تشخیص صدا، تشخیص هپاتیت، بازیابی اطلاعات راه دور، شناسایی مین‌های زیردریایی، تشخیص اشیاء سه بعدی و دست نوشته‌ها و چهره و ... در کل می‌توان کاربردهای شبکه‌های عصبی را به صورت زیر دسته بندی کرد : تناظر (شبکه الگوهای مغشوش وبه هم ریختهرا بازشناسی می‌کند) ، خوشه یابی، دسته بندی، شناسایی، بازسازی الگو، تعمیم دهی (به دست آوردن یک پاسخ صحیح برای محرک ورودی که قبلا به شبکه آموزش داده نشده) ، بهینه سازی. امروزه شبکه‌های عصبی در کاربردهای مختلفی نظیر مسائل تشخیص الگو که خود شامل مسائلی مانند تشخیص خط ، شناسایی گفتار ، پردازش تصویر و مسائلی از این دست می‌شود و نیز مسائل دسته بندی مانند دسته بندی متون یا تصاویر، به کار می‌روند. در کنترل یا مدل سازی سامانه‌هایی که ساختار داخلی ناشناخته یا بسیار پیچیده‌ای دارند نیز به صورت روز افزون از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده می‌شود. به عنوان مثال می‌توان در کنترل ورودی یک موتور از یک شبکه عصبی استفاده نمود که در این صورت شبکه عصبی خود تابع کنترل را یاد خواهد گرفت.

#### سبكهاي معماري شبكه‌هاي عصبي

طرح اتصالات بين نرونها در يک شبکه عصبي به سبك معماري شبكه عصبي معروف است. از حيث سبك معماري، انواع مختلفي از شبكه‌هاي عصبي وجود دارند كه در يك طبقه‌بندي كلي به مدلهاي ايستا و پويا تقسيم مي‌شوند. در مدلهاي ايستا مسير پردازش اطلاعات از داده‌ها به ستاده‌ها است، بدون اينكه بازگشتي در سيستم ارتباطي واحدها وجود داشته باشد؛ درحالي‌كه در مدلهاي پويا مسيرهاي بازگشتي از بردار ستاده‌ها يا بردار واحدهاي مياني به بردار داده‌ها نيز وجود دارد. اين مسيرهاي بازگشتي را مي‌توان به متغيرهاي تأخيري در مدل رگرسيون تشبيه نمود؛ زيرا در اين صورت ستاده‌ها نه‌تنها تابع داده‌ها، بلكه تابع خود ستاده‌ها كه در مرحله قبل ايجاد شده‌اند نيز مي‌باشند (مشيري، 1380 ، ص 166).

شبكه‌هاي ايستا را شبكه‌هاي «پيشخور» و شبكه‌هاي پويا را شبكه‌هاي «پسخور» يا «برگشتي» نيز مي‌گويند. بنابراين تفاوت شبكه‌هاي پسخور با شبكه‌هاي پيشخور در اين است كه در شبكه‌هاي پسخور حداقل يك سيگنال برگشتي از يك نرون به همان نرون يا نرونهاي همان لايه يا لايه قبل وجود دارد.

«شبكه‌هاي پرسپترون» از معروف‌ترين شبكه‌هاي پيشخور و «شبكه‌هاي هاپفيلد» از جمله شبكه‌هاي پسخور مي‌باشند. «شبكه‌هاي رقابتي همينگ» نيز از حيث لايه ورودي و خروجي از نوع پيشخور و از حيث لايه مياني از نوع پسخور مي‌باشند.

#### قواعد يادگيري در شبكه‌هاي عصبي

آموزش (يادگيري) شبكه‌ عصبي از طريق تغيير وزنهاي ارتباطي بين نرونها صورت مي‌گيرد. به‌طوركلي آموزش شبكه عصبي بر دو نوع «آموزش با سرپرست» و «آموزش بدون سرپرست» مي‌باشد. در آموزش با سرپرست، مقادير داده‌ها (متغيرهاي توضيحي) و ستاده‌ها (متغير وابسته) در مدل معرفي شده و هدف به‌دست آوردن مقادير خروجي حتي‌الامكان نزديك به ستاده‌ها از طريق تغيير وزنهاي ارتباطي است. امّا در آموزش بدون سرپرست تنها مقادير داده‌ها به مدل معرفي مي‌شود و مراحل يادگيري بدون مقادير از قبل معرفي شدة ستاده‌ها (متغير وابسته) صورت مي‌گيرد.

**آموزش شبكه‌هاي عصبي**

تا اينجا از ساختار شبكه‌هاي عصبي صحبت كرديم. گفتيم كه شبكه‌هاي عصبي مي‌توانند بر اساس طراحي خود سيگنال‌هاي ورودي را پردازش كنند و به سيگنال‌هاي خروجي مورد نظر تبديل نمايند. به طور معمول، پس از آنكه يك شبكه عصبي طراحي و پياده‌سازي شد، بايد پارامترهاي w و b (كه قبلاً معرفي كرديم) به ازاي مجموعه‌هايي از سيگنال‌هاي ورودي، به‌گونه‌اي تنظيم شوند كه سيگنال‌هاي خروجي شبكه خروجي مطلوب را تشكيل دهند. چنين فرايندي را آموزش ديدن شبكه عصبي مي‌نامند (در نخستين مرحله آموزش، مقادير w و b به‌طور تصادفي انتخاب مي‌شوند. زيرا تا اين پارامترها مقدار نداشته باشند، شبكه عصبي قابل استفاده نخواهد بود) در حين آموزش ديدن شبكه عصبي (يعني به تدريج همزمان با افزايش دفعاتي كه مقادير پارامترها براي رسيدن به خروجي مطلوب‌تر، تنظيم مي‌شوند) مقدار پارامتر‌‌ها به مقدار حقيقي و نهايي خود نزديك‌تر مي‌شوند. به‌طور كلي دو روش براي آموزش دادن شبكه‌هاي عصبي وجود دارد. روش supervised و روش unsupervised. روش نخست، شامل مراحلي است كه در بخش قبل، به‌طور مختصر تشريح شد. اما در روش unsupervised، شبكه عصبي بايد بدون كمك گرفتن از جهان خارج، بتواند كار آموزش را انجام دهد. واقعيت آن است كه در عمل از روش supervised و يا حداكثر از روش‌هاي تركيبي استفاده مي‌شود و فرايند آموزش unsupervised به شكل خالص تنها وعده‌اي است كه شايد در آينده بتواند تحقق يابد  
در حال حاضر و در كاربردهاي پيشرفته، از روش آموزش unsupervised براي ايجاد تنظيمات اوليه بر روي سيگنال‌هاي ورودي شبكه‌هاي عصبي استفاده مي‌شود و باقي مراحل آموزش شبكه به روش supervised ادامه مي‌يابد. همان‌طور كه قبلاً اشاره كرديم، در روش معمول آموزش شبكه‌هاي عصبي، از مجموعه‌ شناخته‌شده‌اي از داده‌هاي ورودي و خروجي‌هاي متناظر آنها (training set data) براي آموزش دادن شبكه استفاده مي‌شود. در چنين فرايندي، پس از اعمال مجموعه‌هاي داده‌هاي آموزشي، پارامترهاي شبكه به تدريج به سمت مقادير نهايي خود همگرا مي‌شوند.

بسته‌هاي نرم‌افزاري پيشرفته توليد و طراحي شبكه‌هاي عصبي، داراي ابزارهايي هستند كه بر روند آموزش شبكه مديريت مي‌كنند. چنين ابزارهايي مي‌توانند سرعت همگرايي پارامتر‌هاي شبكه را زير نظر بگيرند و به عنوان مثال، اجازه دهند كه پارامترهاي يك شبكه مشخص، در طول چندين روز به دقت كافي و مورد نظر طراحان خود برسد.   
در مواردي ممكن است كه شبكه‌ عصبي اصولاً موفق به فراگيري نشود. بدين معني كه پارامترهاي شبكه پس از زمان‌هاي طولاني به مقدار مشخصي همگرا نشود. چنين مواردي ممكن است بر اثر ناكافي بودن داده‌هاي آموزشي و يا اصولاً نقص طراحي شبكه ايجاد شوند. حتي مواردي در عمل وجود دارند كه شبكه عصبي مشخصي، بر اثر آموزش بيش از حد، اصطلاحا over trained شود. توجه داشته باشيد كه فرايند آموزش شبكه‌هاي عصبي فقط به ازاي زير مجموعه‌اي از داده‌هايي كه قرار شبكه آنها را در كاربرد حقيقي خود پردازش كند، آموزش داده مي‌شوند. درصورتي‌كه تعداد داده‌هاي آموزشي يك شبكه عصبي بيش از اندازه زياد باشد (در واقع از تمامي داده‌هاي مسئله براي آموزش دادن به شبكه استفاده شود)، شبكه عصبي به جاي آنكه آموزش ببيند، به حالتي مي‌رسد كه به آن حفظ كردن اطلاعات مي‌گويند. در واقع به جاي آنكه يك شبكه عصبي براي حل مسئله از هوش خود كمك بگيرد، از محفوظات خود استفاده مي‌كند!  
پس از آنكه يك شبكه عصبي به اندازه كافي آموزش ديد، طراح يا كاربر شبكه مي‌تواند پارامترهاي شبكه را قفل كند (هر چند كه در مواردي پارامترهاي شبكه آزاد گذارده مي‌شوند تا در طول كاربرد واقعي بازهم شبكه آموزش ببيند). در اين مرحله شبكه عصبي براي كاربرد واقعي خود و حل مسائل آماده خواهد بود. در برخي از ابزارهاي توليد و طراحي شبكه‌هاي عصبي، كل شبكه عصبي به همراه پارامترهاي قفل شده آن، تبديل به نرم‌افزار مستقلي (مثلاً يك فايل dll) مي‌شوند كه مي‌توان از آن در پروژه‌هاي مشخصي استفاده كرد. در برخي از موارد ديگر، چنين شبكه‌هايي پس از آموزش ديدن، به شكل سخت‌افزاري در قالب يك مدار مجتمع (IC) به توليد انبوه يا نيمه انبوه مي‌رسند.

**شبكه‌هاي عصبي قادر به يافتن الگوهايي در اطلاعات هستند كه هيچكس، هيچگاه از وجود آنها اطلاع نداشته است.**

**آموزش unsupervised يا تطبيقي (Adaptive)**

در مورد اين روش آموزش گفتيم كه شبكه‌ عصبي بدون در اختيار داشتن داده‌هاي خروجي، در معرض آموزش قرار مي‌گيرد. در واقع سيستم به تنهايي و بدون كمك خارجي بايد با توجه به شكل سيگنال‌هاي خروجي خود، درباره درستي و نادرستي آنها تصميم‌گيري نمايد. در دنياي واقعي شرايط بسيار زيادي وجود دارند كه در آنها مجموعه اطلاعات كافي براي آموزش دادن به سيستم فراهم نيستند. تحقيقات نظامي يكي از گرايش‌هايي است كه به اين موضوع توجه دقيقي دارد. به عنوان مثال گفته مي‌شود كه شرايط جنگي به دليل فراواني پارامترها و تكنيك‌هاي نظامي متغير و پيشرفت‌هاي تكنولوژي نظامي، از نمونه مواردي است كه در آنها به هيچ وجه نمي‌توان مجموعه داده‌هاي آموزشي كافي به دست آورد. در اين زمينه يكي از محققان شبكه‌هاي عصبي، به نام Tuevo Kohonen (از دانشگاه هلسينكي) فعاليتي جدي دارد. كوهنن با تحقيقات در ساختارهاي عصبي غيرمتعارف، به پژوهش در اين زمينه ادامه مي‌دهد. كوهنن، نرون‌هاي شبكه‌عصبي را فيلدهاي مختلفي تقسيم‌بندي مي‌كند. در روش كوهنن، نرون‌هاي هر فيلد <مرتب توپولوژيك> يا Topologically ordered محسوب مي‌شوند (توپولوژي نام شاخه‌اي از رياضيات است كه در آن نگاشت از يك فضا به فضاي ديگر بدون تغيير مشخصه‌هاي هندسي، مورد بررسي قرار مي‌گيرد). گروه‌بندي‌هاي سه‌بعدي كه در ساختار مغز پستانداران يافت شده است، نمونه‌اي از مرتب‌سازي توپولوژيك محسوب مي‌شوند. كوهنن معتقد است كه فقدان ملاحظات توپولوژيك در مدل‌هاي عصبي امروزي، باعث مي‌شود كه شبكه‌هاي عصبي امروزي، مدل‌هاي ساده شده‌اي از شبكه‌هاي عصبي واقعي موجود در مغز محسوب شوند. در هر صورت اين حوزه از مبحث شبكه‌هاي عصبي، هنوز در مرحله تحقيقات آزمايشگاهي قرارداد و كاربرد واقعي نيافته است.

**تفاوت‌هاي شبكه‌هاي عصبي با روش‌هاي محاسباتي متداول و سيستم‌هاي خبره**

گفتيم كه شبكه‌هاي عصبي روش متفاوتي براي پردازش و آناليز اطلاعات ارائه مي‌دهند. اما نبايد اين گونه استنباط شود كه شبكه‌هاي عصبي مي‌توانند براي حل تمام مسائل محاسباتي مورد استفاده واقع شوند. روش‌هاي محاسباتي متداول همچنان براي حل گروه مشخصي از مسائل مانند امور حسابداري، انبارداري و محاسبات عددي مبتني بر فرمول‌هاي مشخص، بهترين گزينه محسوب مي‌شوند.

جدول 1: تفاوت‌هاي بنيادي دو روش محاسباتي را نشان مي‌دهد.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| مشخصه | روش محاسباتي متداول  )شامل سيستم‌هاي خبره( | شبكه‌هاي عصبي مصنوعي |
| روش پردازش | ترتيبي | موازي |
| توابع | منطقي (left brained) | (estault (right brained |
| روش فراگيري | به كمك قواعد (didactically) | با مثال (Socratically) |
| كاربرد | حسابداري، واژه پردازي، رياضيات،  ارتباطات ديجيتال | پردازش حسگرها، تشخيص گفتار، نوشتار، الگو |

سيستم‌هاي خبره، انشعابي از روش محاسباتي متداول محسوب مي‌شود و در مواردي هم به آن نسل پنجم محاسبات نام داده‌اند (نسل اول از كليد و سيم‌بندي استفاده مي‌كرد، نسل دوم با اختراع ترانزيستور ايجاد شد، نسل سوم از فناوري مدارات مجتمع استفاده مي‌كرد، نسل چهارم با به وجود آمدن زبان‌هاي سطح بالا آغاز شد و نسل پنجم شامل هوش مصنوعي مي‌شود). به طور معمول، يك سيستم خبره شامل دو بخش عمده مي‌شود. يك بخش يا موتور استنتاجي و يك پايگاه دانايي (Knowledge base). موتور استنتاجي، بخشي است كه رابط كاربر را مديريت مي‌كند و بر فايل‌ها و دسترسي به برنامه‌ها و برنامه‌ريزي كنترل دارد. پايگاه دانايي شامل اطلاعاتي در ارتباط با يك مسئله مشخص است. اين پايگاه به متخصصان اجازه مي‌دهد كه قواعد فرايند مشخصي را تعريف نمايد. چنين متخصصي نيازي به دانستن روش‌هاي برنامه‌نويسي نخواهد داشت. او تنها بايد كاري كه از كامپيوتر مي‌خواهد را درك كند و شناخت كافي از روش عمل سيستم داشته باشد. درواقع پوسته سيستم بخشي است كه به كامپيوتر مي‌گويد چه‌كار بايد انجام دهد. برنامه‌ لازم براي حل مسئله توسط خود سيستم توليد خواهد شد. تلاش‌هايي كه براي اجرايي كردن سيستم‌هاي خبره به كار گرفته شده‌اند، با مشكلات مشتركي مواجه بوده‌اند. با افزايش سطح پيچيدگي سيستم‌ها، منابع كامپيوتري مورد نياز سيستم به شدت افزايش مي‌يابند و سيستم با كندي بيش از حد روبرو مي‌شود. در حقيقت تجربه نشان داده است كه در وضعيت فعلي، سيستم‌هاي خبره تنها مي‌توانند در مواقعي مفيد واقع شوند كه هدف محدود و مشخصي تعيين شده باشد  
شبكه‌هاي عصبي در مسيري گام برمي‌دارند كه ابزارها توانايي فراگيري و برنامه‌ريزي خود را داشته باشند. ساختارشبكه‌هاي عصبي به گونه‌اي است كه قابليت حل مسئله را بدون كمك فرد متخصص و برنامه‌ريزي خارجي داشته باشند. شبكه‌هاي عصبي قادر به يافتن الگوهايي در اطلاعات هستند كه هيچ‌كس، هيچ‌گاه از وجود آنها اطلاع نداشته است. درحالي‌كه سيستم‌هاي خبره در عمل به موفقيت‌هاي بسياري دست يافته‌اند، شبكه‌هاي عصبي در كاربردهايي همچون ديد مصنوعي، تشخيص و توليد پيوسته گفتار، فراگيري ماشيني و نظاير آن با مشكلاتي روبرو بوده‌اند.  در حال حاضر شبكه‌هاي عصبي كاملاً وابسته به سرعت پردازنده سيستم اجرا كننده هستند.

**انواع يادگيري براي شبكه هاي عصبي**

**يادگيري با ناظر**

در يادگيري با ناظر به قانون ياد گيري مجموعه اي از زوجهاي داده ها به نام داده هاي يادگيري (Pi,Ti)i={1 … l } مي دهند كه در آن Pi ورودي به شبكه و Ti خروجي مطلوب شبكه براي ورودي Pi است. پس از اعمال ورودي Pi به شبكه عصبي در خروجي شبكه ai با Ti مقايسه شده و سپس خطاي يادگيري محاسبه و از آن در جهت تنظيم پارامترهاي شبكه استفاده مي شود به گونه اي كه اگر دفعه بعد به شبكه همان ورودي Pi اعمال شود خروجي شبكه به Ti نزديكتر مي گردد با توجه به اين نكته كه معلم سيستمي است كه بر محيط وقوف دارد ( مثلا مي داند كه براي ورودي Pi خروجي مطلوب Ti است ).توجه داريم كه محيط براي شبكه عصبي مجهول است . در لحظه k بردار ورودي Pi(k) با تابع توضيع احتمال معيني كه براي شبكه عصبي نا معلوماست انتخاب و بطور همزمان به شبكه عصبي و معلم اعمال مي شود . جواب مطلوب Ti(k) نيز توسط معلم به شبكه عصبي داده مي شود . در حقيقت پاسخ مطلوب پاسخ بهينه اي است كه شبكه عصبي براي ورودي مفروض بايد به آن برسد . پارامترهاي شبكه عصبي توسط دو سيگنال ورودي و خطا تنظيم مي شود.به اين صورت كه پس از چند تكرار الگوريتم يادگيري كه عموما توسط معادله تفاضلي بيان مي شودبه پارامترهايي در فضاي پارامترهاي شبكه همگرا مي شوند كه براي آنها خطاي يادگيري بسيار كوچك است و عملا شبكه عصبي شبكه عصبي معادل معلم مي شود . يا به عبارتي ديگر اطلاعات مربوط به محيط (نگاشت بين TiوPi )كه براي معلم روشن است به شبكه عصبي منتقل مي شود و پس از اين مرحله عملا مي توان بجاي معلم از شبكه عصبي استفاده كرد تا يادگيري تكميل شود .

**يادگيري تشديدي**

يك اشكال يادگيري با ناظر اين است كه شبكه عصبي ممكن است بدون معلم نتواند مواضع جديدي را كه توسط مجموعه داده هاي جديد تجربي پوشانده نشده است ياد بگيرد . يادگيري از نوع تشديدي اين محدوديت را برطرف مي كند . اين نوع يادگيري بطور on-line صورت مي گيرد در حالي كه يادگيري با ناظر را به دو صورت on-line & off-line مي توان انجام داد. در حالت off-line مي توان از يك سيستم محاسب با در اختيار داشتن داده هاي يادگيري استفاده كرد و طراحي شبكه عصبي را به پايان رساند . پس از مرحله طراحي و يادگيري شبكه عصبي به عنوان يك سيستم استاتيكي عمل مي كند . اما در يادگيري on-line شبكه عصبي همراه با خود سيستم يادگير در حال انجام كار است و از اين رو مثل يك سيستم ديناميكي عمل مي كند .

يادگيري از نوع تشديدي يك يادگيري on-line از يك نگاشت ورودي-خروجي است . اين كار از طريق يك پروسه سعي و خطا به صورتي انجام مي پذيرد كه يك شاخص اجرايي موسوم به سيگنال تشديد ماكزيمم شود و بنابر اين الگوريتم نوعي از يادگيري با ناظر است كه در آن به جاي فراهم نمودن جواب واقعي ، به شبكه عددي كه نشانگر ميزان عملكرد شبكه است ارايه مي شود. اين بدين معني است كه اگر شبكه عصبي پارامترهايش را به گونه اي تغيير داد كه منجر به يك حالت مساعد شد آنگاه تمايل سيستم يادگير جهت توليد آن عمل خاص تقويت يا تشديد مي شود . در غير اين صورت تمايل شبكه عصبي جهت توليد آن عمل خاص تضعيف مي شود . يادگيري تقويتي مثل يادگيري با ناظر نيست و اين الگوريتم بيشتر براي سيستمهاي كنترلي كاربرد دارد .

**يادگيري بدون ناظر**

در يادگيري بدون ناظر يا يادگيري خود سامانده پارامترهاي شبكه عصبي تنها توسط پاسخ سيستم اصلاح و تنظيم مي شوند . به عبارتي تنها اطلاعات دريافتي از محيط به شبكه را برداغرهاي ورودي تشكيل مي دهند. و در مقايسه با مورد بالا (يادگيري با ناظر) بردار جواب مطلوب به شبكه اعمال نمي شود . به عبارتي به شبكه عصبي هيچ نمونه اي از تابعي كه قرار است بياموزد داده نمي شود . در عمل مي بينيم كه يادگيري با ناظر در مورد شبكه هايي كه از تعداد زيادي لايه هاي نروني تشكيل شده باشند بسيار كند عمل مي كند و در اين گونه موارد تلفيق يادگيري با ناظر و بدون ناظر پيشنهاد مي گردد .

**معایب شبکه های عصبی**

با وجود برتری‌هایی که شبکه‌های عصبی بسبت به سامانه‌های مرسوم دارند، معایبی نیز دارند که پژوهشگران این رشته تلاش دارند که آنها را به حداقل برسانند، از جمله :

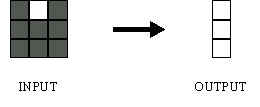
1. قواعد یا دستورات مشخصی برای طراحی شبکه جهت یک کاربرد اختیاری وجود ندارد.
2. در مورد مسائل مدل سازی، صرفاً نمی‌توان با استفاده از شبکه عصبی به فیزیک مساله پی برد. به عبارت دیگر مرتبط ساختن پارامترها یا ساختار شبکه به پارامترهای فرآیند معمولاً غیر ممکن است.
3. دقت نتایج بستگی زیادی به اندازه مجموعه آموزش دارد.
4. آموزش شبکه ممکن است مشکل ویا حتی غیر ممکن باشد.
5. پیش بینی عملکرد آینده شبکه (عمومیت یافتن) آن به سادگی امکان پذیر نیست.

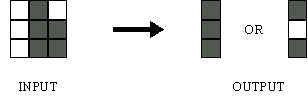
**مزیتهای شبکه های عصبی**

1. **یادگیری انطباق پذیر:**

قابلیت یاد گیری نحوه انجام وظایف بر پایه اطلاعات داده شده برای تمرین و تجربه های مقدماتی.

به عنوان مثال با استفده از ساخطار انطباق پذیری و الگو شناسی، می تواند تشخیص حروف T و H را یادبگیرد.



1. سازماندهی توسط خود

مزیت اصلی استفاده از شبكه عصبی در هریك از مسائل فوق قابلیت فوق‌العاده شبكه عصبی در یادگیری و نیز پایداری شبكه عصبی در مقابل اغتشاشات ناچیز وروداست. به عنوان مثال اگر از روش‌های عادی برای تشخیص دست خط یك انسان استفاده كنیم ممكن است در اثر كمی لرزش دست این روش‌ها به تشخیص غلطی برسند در حالی كه یك شبكه عصبی كه به صورت مناسب آموزش داده شده است حتی در صورت چنین اغتشاشی نیز به پاسخ درست خواهد رسید. یک ANN می تواند سازماندهی یا ارائه اش را ، برای اطلا عاتی که در طول دوره یادگیری در یافت می کند، خودش ایجاد کند.

1. عملکرد بهنگام(Real time ) :

محاسبات شبکه عصبی مصنوعی می تواند بصورت موازی انجام شود، و سخت افزارهای مخصوصی طراحی و ساخته شده است که می تواند از این قابلیت استفاده کند.

1. **تحمل اشتباه بدون ایجاد وقفه در هنگام کد گذاری اطلاعات :**

خرابی جزئی یک شبکه منجر به تنزل کارایی متناظر با آن می شود اگر چه تعدادی از قابلیت های شبکه ممکن است حتی با خسارت بزرگی هم باقی بماند.

**سیستم خبره**

در ميان اهل فن و صاحبان انديشه تعاريف و تفاسير متنوعي دارد. در نگاهي كلي، استفاده از دليل و برهان براي رسيدن به يك نتيجه از فرضياتي منطقي با استفاده از روش‌هاي معين، تعريفي از استدلال تلقي مي‌شود؛ تعريفي كه البته با ديدگاه‌هاي فلسفي و گاه ايده‌آل‌گرايانه از استدلال تفاوت دارد. با اين حال موضوع مهم و اساسي در اينجا بحث در چيستي و چرايي اين ديدگاه‌ها نيست، بلكه در مورد نحوه طراحي سيستم‌هاي با قدرت استدلال، با هر تعريفي، براي رسيدن به مجموعه‌اي از تصميمات منطقي‌ ‌ با استفاده از مفروضات يا به طور دقيق‌تر دانشي است كه در اختيار آن‌ها قرار مي‌گيرد. سيستم‌هايي خبره (expert systems) اساسا براي چنين هدفي طراحي مي‌شوند. در حقيقت به واسطه الگوبرداري اين سيستم‌ها از نظام منطق و استدلال انسان و نيز يكسان بودن منابع دانش مورد استفاده آن‌ها، حاصل كار يك سيستم خبره مي‌تواند تصميماتي باشد كه درحوزه‌ها و عرصه‌هاي مختلف قابل استفاده، مورد اطمينان و تاثيرگذار هستند. بسياري بر اين باورند كه سيستم‌هاي خبره بيشترين پيشرفت را در هوش مصنوعي به وجود آورده‌اند. آن‌چه درادامه مي‌خوانيد نگاهي كوتاه به تعاريف و سازوكار سيستم‌هاي خبره و گذري بر مزايا و محدوديت‌هاي به كارگيري اين سيستم‌ها در علوم و فنون مختلف است. طبيعتاً مباحث كاربردي‌تر و عملي‌تر درباره سيستم‌هاي خبره و بحث درباره نحوه توسعه و پياده‌سازي آن‌ها، نيازمند مقالات جداگانه‌اي است كه در آينده به آن‌ها خواهيم پرداخت.

**سيستم خبره چيست؟**

در يك تعريف كلي مي‌توان گفت سيستم‌هاي خبره، برنامه‌هاي كامپيوتري‌اي هستند كه نحوه تفكر يك متخصص در يك زمينه خاص را شبيه‌سازي مي‌كنند. در واقع اين نرم‌افزارها، الگوهاي منطقي‌اي را كه يك متخصص بر اساس آن‌ها تصميم‌گيري مي‌كند، شناسايي مي‌نمايند و سپس بر اساس آن الگوها، مانند انسان‌ها تصميم‌گيري مي‌كنند.   
يكي از اهداف هوش مصنوعي، فهم هوش انساني با شبيه‌سازي آن توسط برنامه‌هاي كامپيوتري است. البته بديهي است كه "هوش‌"‌ را مي‌توان به بسياري از مهارت‌هاي مبتني بر فهم، از جمله توانايي تصميم‌گيري، يادگيري و فهم زبان تعميم داد و از اين‌رو واژه‌اي كلي محسوب مي‌شود.   
بيشتر دستاوردهاي هوش مصنوعي در زمينه تصميم‌گيري و حل مسئله بوده است كه اصلي‌ترين موضوع سيستم‌هاي خبره را شامل مي‌شوند. به آن نوع از برنامه‌هاي هوش مصنوعي كه به سطحي از خبرگي مي‌رسند كه مي‌توانند به جاي يك متخصص در يك زمينه خاص تصميم‌گيري كنند، expert systems يا سيستم‌هاي خبره گفته مي‌شود. اين سيستم‌ها برنامه‌هايي هستند كه پايگاه دانش آن‌ها انباشته از اطلاعاتي است كه انسان‌ها هنگام تصميم‌گيري درباره يك موضوع خاص، براساس آن‌ها تصميم مي‌گيرند. روي اين موضوع بايد تأكيد كرد كه هيچ‌يك از سيستم‌هاي خبره‌اي كه تا‌كنون طراحي و برنامه‌نويسي شده‌اند، همه‌منظوره نبوده‌اند و تنها در يك زمينه محدود قادر به شبيه‌سازي فرآيند تصميم‌گيري انسان هستند.   
به محدوده اطلاعاتي از الگوهاي خبرگي انسان كه به يك سيستم خبره منتقل مي‌شود، task domain گفته مي‌شود. اين محدوده، سطح خبرگي يك  سيستم خبره را مشخص مي‌كند و نشان مي‌دهد ‌كه آن سيستم خبره براي چه كارهايي طراحي شده است. سيستم خبره با اين task ها يا وظايف مي‌تواند كارهايي چون برنامه‌ريزي، زمانبندي، و طراحي را در يك حيطه تعريف شده انجام دهد.

به روند ساخت يك سيستم خبره، knowledge engineering يا مهندسي دانش گفته مي‌شود. يك مهندس دانش بايد اطمينان حاصل كند كه سيستم خبره طراحي شده، تمام دانش مورد نياز براي حل يك مسئله را دارد. طبيعتاً در غيراين‌صورت، تصميم‌هاي سيستم خبره قابل اطمينان نخواهند بود.

**ساختار يك سيستم خبره‌**  
هر سيستم خبره از دو بخش مجزا ساخته شده است: پايگاه دانش و موتور تصميم‌گيري.   
پايگاه دانش يك سيستم خبره از هر دو نوع دانش مبتني بر حقايق ‌(factual) و نيز دانش غيرقطعي (heuristic)  استفاده مي‌كند. Factual knowledge، دانش حقيقي يا قطعي نوعي از دانش است كه مي‌توان آن را در حيطه‌هاي مختلف به اشتراك گذاشت و تعميم داد؛ چراكه درستي آن قطعي است.   
در سوي ديگر، Heuristic knowledge قرار دارد كه غيرقطعي‌تر و بيشتر مبتني بر برداشت‌هاي شخصي است. هرچه حدس‌ها يا دانش هيورستيك يك سيستم خبره بهتر باشد، سطح خبرگي آن بيشتر خواهد بود و در شرايط ويژه، تصميمات بهتري اتخاذ خواهد كرد.   
دانش مبتني بر ساختار Heuristic در سيستم‌هاي خبره اهميت زيادي دارد اين نوع دانش مي‌تواند به تسريع فرآيند حل يك مسئله كمك كند.   
البته يك مشكل عمده در ارتباط با به كارگيري دانشHeuristic آن است كه نمي‌توان در حل همه مسائل از اين نوع دانش استفاده كرد. به عنوان نمونه، نمودار به خوبي نشان مي‌دهد كه جلوگيري از حمل سموم خطرناك از طريق خطوط هوايي با استفاده از روش Heuristic امكانپذير نيست.

|  |
| --- |
| http://www.shabakeh-mag.com/Data/Gallery/2007/5/s71_robert_10_s.jpg |
|  |

اطلاعات اين بخش از سيستم خبره از طريق مصاحبه با افراد متخصص در اين زمينه تامين مي‌شود. مهندس دانش يا مصاحبه‌كننده، پس از سازمان‌دهي اطلاعات جمع‌آوري‌شده از متخصصان يا مصاحبه شوندگان، آ‌ن‌ها را به قوانين قابل فهم براي كامپيوتر به صورت (if-then) موسوم به قوانين ساخت (production rules) تبديل مي‌كند.  
موتور تصميم‌گيري سيستم خبره را قادر مي‌كند با استفاده از قوانين پايگاه دانش، پروسه تصميم‌گيري را انجام دهد. براي نمونه، اگر پايگاه دانش قوانيني به صورت  زير داشته باشد:

●دفتر ماهنامه شبكه در مازندران قرار دارد.

●مازندران در ايران قرار دارد.  
  
سيستم خبره مي‌تواند به قانون زير برسد:

●‌ دفتر ماهنامه شبكه در ايران قرار دارد.   
  
**استفاده از  منطق فازي**   
موضوع مهم ديگر در ارتباط با سيستم‌هاي خبره، پيوند و ارتباط آن با ديگر شاخه‌هاي هوش مصنوعي است. به بيان روشن‌تر، برخي از سيستم‌هاي خبره از Fuzzy Logic يا منطق فازي استفاده مي‌كنند. در منطق غيرفازي تنها دو ارزش درست (true) يا نادرست (false) وجود دارد. چنين منطقي نمي‌تواند چندان كامل باشد؛ چراكه فهم و پروسه تصميم‌گيري انسان‌ها در بسياري از موارد، كاملا قطعي نيست و بسته به زمان و مكان آن، تا حدودي درست يا تا حدودي نادرست است. در خلال سال‌هاي 1920 و 1930، Jan Lukasiewicz فيلسوف لهستاني منطقي را مطرح كرد كه در آن ارزش يك قانون مي‌تواند بيشتر از دو مقدار 0 و 1 يا درست و نادرست باشد. سپس پروفسور لطفي‌زاده نشان داد كه منطق Lukasiewicz را مي‌توان به صورت "درجه درستي" مطرح كرد. يعني به جاي اين‌كه بگوييم: "اين منطق درست است يا نادرست؟" بگوييم: "اين منطق چقدر درست يا چقدر نادرست است؟"   
از منطق فازي در مواردي استفاده مي‌شود كه با مفاهيم مبهمي چون "سنگيني"، "سرما"، "ارتفاع" و از اين قبيل مواجه شويم. اين پرسش را در نظر بگيريد : "وزن يك شيء 500 كيلوگرم است، آيا اين شيء سنگين است؟" چنين سوالي يك سوال مبهم محسوب مي‌شود؛ چراكه اين سوال مطرح مي‌شود كه "از چه نظر سنگين؟" اگر براي حمل توسط يك انسان بگوييم، بله سنگين است. اگر براي حمل توسط يك اتومبيل مطرح شود، كمي سنگين است، ولي اگر براي حمل توسط يك هواپيما مطرح شود سنگين نيست.   
در اينجاست كه با استفاده از منطق فازي مي‌توان يك درجه درستي براي چنين پرسشي در نظر گرفت و بسته به شرايط گفت كه اين شيء كمي سنگين است. يعني در چنين مواردي گفتن اين‌كه اين شيء سنگين نيست  
(false) يا سنگين است (true) پاسخ دقيقي نيست.

**مزايا و محدوديت‌هاي سيستم‌هاي خبره**   
دستاورد سيستم‌هاي خبره را مي‌توان صرفه‌جويي در هزينه‌ها و نيز تصميم‌گيري‌هاي بهتر و دقيق‌تر و بسياري موارد تخصصي‌تر ديگر عنوان كرد. استفاده از سيستم‌هاي خبره براي شركت‌ها مي‌تواند صرفه‌جويي به همراه داشته باشد.  
در زمينه تصميم‌گيري نيز گاهي مي‌توان در شرايط پيچيده، با بهره‌گيري از چنين سيستم‌هايي تصميم‌هاي بهتري اتخاذ كرد و جنبه‌هاي پيچيده‌اي را در مدت زمان بسيار كمي مورد بررسي قرار داد كه تحليل آنها به روزها زمان نياز دارد.  
از سوي ديگر، به‌كارگيري سيستم‌هاي خبره محدوديت‌هاي خاصي دارد. به عنوان نمونه، اين سيستم‌ها نسبت به آنچه انجام مي‌دهند، هيچ <حسي> ندارند.  چنين سيستم‌هايي نمي‌توانند خبرگي خود را به گستره‌هاي وسيع‌تري تعميم دهند؛ چراكه تنها براي يك منظور خاص طراحي شده‌اند و پايگاه دانش آن‌ها از دانش متخصصان آن حوزه نشات گرفته و از اين‌رو محدود است.   
چنين سيستم‌هايي از آنجا كه توسط دانش متخصصان تغذيه اطلاعاتي شده‌اند، در صورت بروز برخي موارد پيش‌بيني نشده، نمي‌توانند شرايط جديد را به درستي تجزيه و تحليل نمايند.

**كاربرد سيستم‌هاي خبره‌**  
از سيستم‌هاي خبره در بسياري از حيطه‌ها از جمله برنامه‌ريزي‌هاي تجاري، سيستم‌هاي امنيتي، اكتشافات نفت و معادن، مهندسي ژنتيك، طراحي و ساخت اتومبيل، طراحي لنز دوربين و زمانبندي برنامه پروازهاي خطوط هوايي استفاده مي‌شود. دو نمونه از كاربردهاي اين سيستم‌ها در ادامه توضيح داده‌شده‌اند.

●‌ طراحي و زمانبندي‌ سيستم‌هايي كه در اين زمينه مورد استفاده قرار مي‌گيرند، چندين هدف پيچيده و تعاملي را مورد بررسي قرار مي‌دهند تا جوانب كار را روشن كنند و به اهداف مورد نظر دست يابند يا بهترين گزينه را پيشنهاد دهند. بهترين مثال از اين مورد، زمانبندي پروازهاي خطوط هوايي، كارمندان و گيت‌هاي يك شركت حمل و نقل هوايي است.

‌●تصميم‌گيري‌هاي مالي‌  
 صنعت خدمات مالي يكي از بزرگ‌ترين كاربران سيستم‌هاي خبره است. نرم‌افزارهاي پيشنهاددهنده نوعي از سيستم‌هاي خبره هستند كه به عنوان مشاور بانكداران عمل مي‌كنند. براي نمونه، با بررسي شرايط يك شركت متقاضي وام از يك بانك تعيين مي‌كند كه آيا پرداخت اين وام به شركت براي بانك مورد نظر صرفه اقتصادي دارد يا نه. همچنين شركت‌هاي بيمه براي بررسي ميزان خطرپذيري و هزينه‌هاي موارد مختلف، از اين سيستم‌ها استفاده مي‌كنند.

**چند سيستم خبره مشهور**  
از نخستين سيستم‌هاي خبره مي‌توان به Dendral اشاره كرد كه در سال 1965 توسط Edward Feigenbaum وJoshun Lederberg پژوهشگران هوش مصنوعي در دانشگاه استنفورد ساخته شد.   
  
وظيفه اين برنامه كامپيوتري، تحليل‌هاي شيميايي بود. ماده مورد آزمايش مي‌توانست تركيبي پيچيده از كربن، هيدروژن و نيتروژن باشد. Dendarl مي‌توانست با بررسي آرايش و اطلاعات مربوط به يك ماده، ساختار مولكولي آن را شبيه‌سازي كند. كاركرد اين نرم‌افزار چنان خوب بود كه مي‌توانست با يك متخصص رقابت كند.   
  
از ديگر سيستم‌هاي خبره مشهور مي‌توان به MYCIN اشاره كرد كه در سال 1972 در استنفورد طراحي شد. MYCIN برنامه‌اي بود كه كار آن تشخيص عفونت‌هاي خوني با بررسي اطلاعات به دست آمده از شرايط جسمي بيمار و نيز نتيجه آزمايش‌هاي او بود.   
  
برنامه به گونه‌اي طراحي شده بود كه در صورت نياز به اطلاعات بيشتر، با پرسش‌هايي آن‌ها را درخواست مي‌كرد تا تصميم‌گيري بهتري انجام دهد؛ پرسش‌هايي چون "آيا بيمار اخيرا دچار سوختگي شده است؟" (براي تشخيص اين‌كه آيا عفونت خوني از سوختگي نشات گرفته يا نه. MYCIN ( گاه مي‌توانست نتايج آزمايش را نيز از پيش حدس بزند.   
  
سيستم خبره ديگر در اين زمينه Centaur بود كه كار آن بررسي آزمايش‌هاي تنفسي و تشخيص بيماري‌هاي ريوي بود.   
  
يكي از پيشروان توسعه و كاربرد سيستم‌هاي خبره، سازمان‌هاي فضايي هستند كه براي مشاوره و نيز بررسي شرايط پيچيده و صرفه‌جويي در زمان و هزينه چنين تحليل‌هايي به اين سيستم‌ها روي آورده‌اند.  
  
Marshall Space Flight Center) MSFC) يكي از مراكز وابسته به سازمان فضايي ناسا از سال 1994 در زمينه توسعه نرم‌افزارهاي هوشمند كار مي‌كند كه هدف آن تخمين كمّ و كيف تجهيزات و لوازم مورد نياز براي حمل به فضا است.   
  
اين برنامه‌هاي كامپيوتري با پيشنهاد راهكارهايي در اين زمينه از بار كاري كارمندان بخش‌هايي چون ISS (ايستگاه فضايي بين المللي)  مي‌كاهند و به گونه‌اي طراحي شده‌اند كه مديريت‌پذيرند و بسته به شرايط مختلف، قابل تعريف هستند.  
  
مركز فضايي MSFC، توسط فناوري ويژه خود موسوم به 2G به ايجاد برنامه‌هاي ويژه كنترل هوشمندانه و سيستم‌هاي مانيتورينگ خطاياب مي‌پردازد. اين فناوري را مي‌توان هم در سيستم‌هاي لينوكسي و هم در سيستم‌هاي سرور مبتني بر ويندوز مورد استفاده قرار داد.   
  
آنچه در نهايت مي‌توان گفت آن است كه يكي از مزيت‌هاي سيستم‌هاي خبره اين است كه مي‌توانند در كنار متخصصان انساني مورد استفاده قرار بگيرند كه ماحصل آن تصميمي مبتني بر تخصص انساني و دقت ماشيني است. اين فناوري از ديد تجاري نيز براي توسعه‌دهندگان آن سودآور است.  
  
هم‌اكنون شركت‌هاي بسياري به فروش سيستم‌هاي خبره و پشتيباني از مشتريان محصولات خود مي‌پردازند. درآمد يك شركت كوچك فعال در زمينه فروش چنين محصولاتي مي‌تواند سالانه بالغ بر پنج تا بيست ميليون دلار باشد. بازار فروش و پشتيباني سيستم‌هاي خبره در سراسر جهان نيز سالانه به صدها ميليون دلار مي‌رسد.

**مروري بر کاربردهاي تجاري**

بعد از مروري بر پيشينه شبکه هاي عصبي و الگوريتم هاي ژنتيک و پيشرفتهاي آنها ، مي توان حوزه هاي کاربردي آنها را در کسب و کار شناسايي کرد. بنابر اين در اين قسمت به بررسي انواع مسائل تجاري که به شکلي مناسب به‌وسيله شبکه هاي عصبي و الگوريتم هاي ژنتيک قابل حل خواهند بود ، مي پردازيم . اما قبل از آن توضيحي مختصر در ارتباط با موضوعات مرتبط با اين حوزه خواهيم داد .

**بازاريابي**

«انجمن بازاريابي آمريکا» از ديدگاه مديريتي، بازاريابي را بدين گونه تعريف مي کند : بازاريابي يک فرايند اجتماعي و مديريتي است که به‌وسيله آن، افراد و گروهها ، نيازها و خواسته ها ي خود را از طريق توليد ، عرضه و مبادله کالاهاي مفيد و با ارزش با ديگران ، تأمين مي کنند . به طور کلي ، بازاريابي دانشي ناشناخته است که با ويژگيهايي از قبيل عدم اطمينان بالا ، ساختار گمشده علّـي ودانشي ناکامل و گسترده قابل شناسايي است .بسياري از وظايف تصميم گيري و حل مسـئله به صورت بدون ساختار يا نيمه ساختار يافته انجام مي شود . به همين دلايل توسعه کاربرد شبکه هاي عصبي و الگوريتم هاي ژنتيک در بازاريابي نسبت به ساير حوزه هاي علم دشوارتر است .

در سال 1991 ، کاري و ماتين هو به بحث در رابطه با نقش هوش مصنوعي در بازاريابي پرداختند و جايگاه يابي رقابتي را به‌وسيله متدلوژي هدف گرا مورد تجزيه و تحليل قرار دادند . اليس و همکارانش در سال 1991 گزارشي از پيشرفتهاي کاربرد مدل هاي شبکه عصبي در مواجهه با استراتژي قيمت گذاري کششي ارائه کردند در حالي‌که پراکتر در سال 1992 چگونگي کاربرد تکنولوژي شبکه هاي عصبي در يادگيري مدل هاي داده بازاريابي و نقش آنها را در ساختن سيستم هاي پشتيباني از تصميمات بازاريابي به نمايش گذاشت .

در سال 1993 کاري و ماتين هو از تکنولوژي شبکه هاي عصبي در مدل سازي واکنش مصرف کننده به محرک تبليغات استفاده کردند .

راي و همکارانش در سال 1994 شبکه هاي عصبي را در کمّي سازي فاکتورهاي موثر در کيفيت روابط خريدارو فروشنده مورد استفاده قرار دادند . براي اين منظور شبکه اي با دو عنصر خروجي کيفيت روابط (رضايت از روابط و اعتماد ) و پنج ورودي ( گرايش فروش فروشنده ، مشتري گرايي ، تخصص، اخلاقيات ، و دوام روابط ) شکل گرفت . در مقايسه با رگرسيون هاي چند متغيره، تکنيک شبکه هاي عصبي به نتايج آماري قابل قبول تري دست يافت .

از سوي ديگر ، هارلي و همکاران (1994) استفاده از الگوريتم هاي ژنتيک را در حل مسائل بهينه سازي بازاريابي مورد آزمايش قرار دادند .

بر اساس مطالعه آنها ، کاربردهاي بالقوه الگوريتم هاي ژنتيک در بازاريابي مي تواند شامل موارد زير باشد :

1) رفتار مصرف کننده

\_ يادگيري مدل هاي انتخاب مصرف کننده

\_ پردازش اطلاعات مصرف کننده

\_ تاثير گروههاي مرجع

2) بخش بندي،انتخاب بازار هدف، جايگاه يابي

\_ بهينه سازي ساختارهاي محصول – بازار

\_ تجزيه و تحليل فاکتورهاي کليدي خريد

\_ جايگاه يابي محصول

3) مديريت عناصر آميخته بازاريابي

\_ بهينه سازي چرخه حيات محصول

\_ طراحي محصول

\_ استراتژي تبليغات و برنامه ريزي رسانه‌اي

\_ مديريت فروش

گرين و اسميت (1987) يک سيستم ژنتيک را براي يادگيري مدل هاي انتخاب مصرف کننده مطرح ساختند و تنگ و هولاک (1992 ) چارچوبي مفهومي را در پيوند مفاهيم بازاريابي با مکانيزم تکامل تدريجي داروين ارائه کردند . در سال 1992 بالاک ريشمن و جاکوب يک الگوريتم ژنتيک مبتني بر سيستم پشتيباني از تصميم گيري براي طراحي محصول ارائه کردند . از سوي ديگرو در حرکتي نوين وناگوپال و بيتز (1994) ازاشتراک شبکه هاي عصبي و تکنيکهاي آماري در تحقيقات بازاريابي استفاده کردند.

درنهايت ، مي توان گزارشي از پيشرفتهاي موجود در اين زمينه رابه شکل زير ارائه کرد :

\_ STRATEX \_ يک سيستم دانشي با هدف پشتيباني از انتخاب بخشهاي بازار (بورچ و هارتويگسن ، 1991)

\_ ADDUCE \_ سيستمي در توجيه واکنش مصرف کننده به تبليغات (بارک ، 1991)

\_ COMSTRAT \_ سيستمي براي تصميمات استراتژيک بازاريابي با تاکيد ويژه بر جايگـاه يابي رقابتي ( ماتين هو و همکاران 1993‌)

\_ MARSTRA \_ سيستم هوش شبکه اي براي توسعه استراتژي هاي بازاريابي و ارزيابي فاکتورهاي بازاريابي استراتژيک (‌لي، 2000)

\_ GLOSTRA \_ سيستم هوش شبکه اي براي توسعه و بهبود استراتژي هاي بازاريابي جهاني و بازاريابي اينترنتي ( لي و ديويس‌، 2001 )

**بانکداري و حوزه هاي مالي**

از کاربردهاي مهم و مطرح شبکه هاي عصبي و الگوريتم هاي ژنتيک در بانکداري و حوزه مسائل مالي مي توان به اين موارد اشاره کرد : کاربردهاي اعتباري ، تجزيه و تحليل هاي مالي ، سرمايه گذاري مالي ، و تجزيه و تحليل بازار مبادله سهام . محققان بسياري به بررسي کاربردهاي شبکه هاي عصبي و الگوريتم هاي ژنتيک در بانکداري و مالي پرداخته اند . ازآن جمله ، در سال 1993 ، تفتي و نيکبخت به بحث در ارتباط با استفاده از شبکه هاي عصبي توسط سازمانها وشرکتهاي مالي در جهت اهداف متفاوت امتيازبندي اعتباري پرداختند .تان و دي هاردجو (2001) از طريق افزايش زمان و دوره پيش بيني مدل به توسعه يک تحقيق ابتدايي در استفاده از شبکه هاي عصبي براي پيش بيني استرس هاي مالي در اتحاديه هاي اعتباري استراليا پرداختند . دستاورد حاصل شده در مقايسه با نتايج به دست آمده از متوسط انحراف از ميانگين، نتايج قابل قبولي بود . همچنين ديويس و همکاران نيز در 1996 به بررسي نگرشهاي سيستم‌هاي خودپرداز براساس تجزيه و تحليل شبکه‌هاي عصبي پرداختند.

ازسوي ديگر، شناسايي کاربردهاي متنوع الگوريتم هاي ژنتيک از سوي افراد مختلف به صورت زير ارائه شده است : انتخاب استراتژي هاي بازار انحصاري چند جانبه ( مارکز ، 1989 ) ، توسعه استراتژي‌هاي سرمايه گذاري مالي (باور‌‌، 1994 ) ،جستجو براي يافتن قوانين تکنيکي براي اعمال آنها در بازارسرمايه ( کارجالايننن‌، 1994 ) ، تجزيه و تحليل ريسک در بانکداري ( وارتو ،1998 ) . علاوه بر اين، در سال 1999 کارجالايننن و آلن از الگوريتم‌هاي ژنتيک در پيدا کردن قوانين تکنيکي تجاري استفاده کردند. در همين زمان نيز آندرا و همکارانش (1999) از الگوريتم هاي ژنتيک در تجــزيه و تحليل فني در بازار سهام مادريد استفاده کردند .

از ديگر سيستمهاي مالي مبتني بر شبکه‌هاي عصبي و الگوريتم هاي ژنتيک مي توان به موارد زير اشاره کرد :

\_ KABAL \_ سيستم دانشي براي تجزيه و تحليل مالي در بانکداري (هارت ويگسن ، 1990 )

\_ CREDEX \_ سيستمي براي ارزيابي اعتبارات ( پينسون ، 1990 )

\_ FINEVA \_ سيستم دانشي چند معياري پشتيباني از تصميم گيري براي ارزيابي عملکرد و قابليت حيات شرکت ( زوپوني ديس ، 1996)

**پيش بيني**

پيش بيني يکي از قديمي ترين فعاليتها و وظايف مديريت وتجارت بوده است . درروزگاران قديم نمونه هايي از پيشگوييها و پيش بيني ها وجود دارد . به طور کلي ، مديري را مي توان موفق دانست که از قوه تجسم بالايي در تصميم گيري و قضاوت برخوردار باشد . تجربه ، به انسان در پيش بيني آينده وانتخاب تصميم درست و دادن رأي صحيح کمک مي کند. روش هاي هوش مصنوعي توانايي بالايي را درپيش بيني و ارائه عملکرد بهتر در مواجهه بامسائل غيرخطي و ساير مشکلات مدل سازي سري هاي زماني نشان داده اند .رحمان و بهتنگار (1998 ) يک سيستم خبره را براي پيش بيني کوتاه مدت طراحي کردند‌، اين درحالي است که چيو (1997) يک شبکه عصبي را در ترکيب با سيستم خبره قانونمند براي همين منظور در تايوان مورد استفاده قرار داد . همچنين تحقيقات کانلن و جيمز (1998) نشان دادکه مي توان بين خصيصه هاي داراييهاي اقتصادي و ارزش داراييهاي تجاري در يک بازار خاص پيوند برقرار کرد و به مدل ارزش گذاري اي رسيد که به پيش بيني کوتاه مدت نوسانات ارزش گذاري دراستفاده از شبکه‌هاي عصبي مي‌پردازد‌. درنهايت بررسيهاي انجام شده نشان مي‌دهد که در اين حوزه بيشتر بر کاربرد شبکه هاي عصبي کار شده است تا الگوريتم هاي ژنتيک‌.

**ساير حوزه هاي تجاري**

تا اينجا درباره کاربردهاي مختلف شبکه هاي عصبي و الگوريتم هاي ژنتيک در بخشهاي کليدي تجارت صحبت کرديم : بازاريابي ، بانکداري و مالي ، پيش بيني . قطعاً حوزه هاي ديگري از تجارت و کسب و کارنيز وجود دارد که در اندازه هاي متفاوت مي توانند از مزاياي استفاده از شبکه هاي عصبي و الگوريتم هاي ژنتيک منتفع شوند . به عنوان مثال مي توان به کاربرد شبکه هاي عصبي در صنعت هتلداري ( لاو ، 1998) ، ارزيابي داراييها (لنک و همکاران 1997 ) و پيش بيني تورم (آيکن ، 1999) اشاره کرد. علاوه بر اين ، کاملاً مشهود است که بخشهايي ( مانند توليد ، صنايع سنگين ، انرژي ، ساخت و ساز ) وجود دارند که از نظر ما دور مانده اند .

مزاياي استفاده از اين فناوريهاي هوش مصنوعي

با بررسي اجماعي نظريات و تحقيقات موجود مي توان مزاياي استفاده از فناوريهاي هوش مصنوعي و الگوريتم هاي ژنتيک را در قالب گزاره هاي زير خلاصه کرد :

\_ ارائه خدمات بهتر به مشتري

\_ تقليل زمان انجام وتکميل وظايف

\_ افزايش توليد

\_ استفاده اثربخش تر از منابع

\_ سازگاري و ثبات بيشتر در تصميم گيري

**کاربرد مدلهاي شبکه عصبي**

**در پيش‌بيني ورشکستگي اقتصادي شرکتهاي بازار بورس**

بيشتر تحقيقات در زمينه كاربرد مدلهاي شبكه عصبي مصنوعي در پيش‌بيني ورشكستگي از جمله مدلهاي «آدام و شاردا» (1990)، «كستر، سنداك و بوربيا» (1990)، «كدن» (1991)، «كوتس و فنت» (1993)، «لي، هن و كوان» (1996) به مقايسه كاربرد اين مدلها با مدلهاي تحليل مميزي پرداخته‌اند. امّا «سالچنبرگر، سينار و لش» (1992)، «فلچر و گاس» (1993)، و «آدو» (1993) اين مدلها را با مدل «لاجيت» و «تن» (1996) نيز مدلهاي مزبور را با مدل «پروبيت» مقايسه نموده است. همه مطالعات، مدلهاي شبكه عصبي را در طبقه‌بندي نسبت به مدلهاي رقيب تواناتر يافته و نشان داده‌اند كه اين مدلها از قوت و انعطاف بيشتري نسبت به ساير مدلها برخوردارند (سي‌بينسکي، 2001 ، ص 32).

«پرز» (1998) 24 مورد از كاربردهاي تجربي شبكه عصبي مصنوعي در پيش‌بيني ورشكستگي شركتها را بررسي و نتايج زير را ارئه نموده است: الف) در 17 مورد از 24 تحقيقي كه در اين مطالعه بررسي شده است، از شبكه عصبي «پرسپترون چند لايه» استفاده شده است و در پنج تحقيق ديگر سعي شده است كه مقايسه‌اي ميان پرسپترون چند لايه با ساير انواع شبكه عصبي انجام شود. در دو مطالعه هم كه يكي توسط «دل بريو و سينكا» (1993) و ديگري توسط «كيويلوتو و برجيوس» (1997) انجام شده است، از «شبكه كوهنن» كه نوعي «مدل خودسازمانده» است، استفاده شده است. مدل پرسپترون چند لايه به‌عنوان مرجعي براي حل مسئله طبقه‌بندي محسوب مي‌گردد و مدلهاي خودسازمانده نيز که در آنها روش آموزش بدون سرپرست اجرا مي‌شود، مسير نويدبخشي براي پيشرفت در اختيار دارند؛

ب) از نقطه‌نظر ساختار داخلي شبكه‌، تعداد لايه‌هاي پنهان در شبكه‌هاي عصبي مورد استفاده در همه تحقيقات يكي است، به‌جز در سه تحقيق «رگيوپسي، اسكيد و راجو» (1991)، «دي‌آلميدا و دومنتير» ( 1993) و «آلتمن، ماركو و ورتو» ( 1994) که از دو لايه پنهان استفاده نموده‌اند. همچنين در اين مطالعات لايه خروجي مركب از يك يا دو نرون است كه نتايج اين دو يكسان است؛

ج) از حيث متغيرهاي استفاده شده در مدلها، همه مطالعات از اطلاعات صورتهاي مالي سالانه شركتها استفاده نموده‌اند. نوع نسبتهاي به‌كار رفته در اين مدلها نيز از مدلهاي سنتي ناشي شده‌اند؛ امّا هيچ‌كدام از آنها به‌جز تحقيق «كاستا و پرات» (1994) سعي نكر‌ده‌اند تا سري جديدي از نسبتها را كه به‌طور مشخص به توانايي مدلهاي شبکه عصبي مربوط مي‌شود استفاده نمايند. نويسندگان بين 5 تا 34 متغير را در تحقيقات استفاده نموده‌اند و اكثر آنها همان نسبتهاي آلتمن را برگزيده‌اند؛

د) در برخي از مطالعات تنها از اطلاعات يک‌سال شرکتها و در برخي ديگر اطلاعات 19 سال آنها استفاده شده است؛ ولي اغلب تحقيقات از يك دوره سه تا نه ساله براي مطالعه استفاده نموده‌اند؛

هه) در انتخاب شركتهاي نمونه از ميان 24 مطالعه، 16 تحقيق يعني بيش از 65 درصد از آنها توجهي به صنعت خاصي نداشته‌اند؛ با اين وجود شركتهاي ورشكسته و غير ورشكسته از صنايع مشابه انتخاب شده‌اند؛

و) به‌جز در يک مطالعه، در ساير مطالعات اندازه شرکتهاي نمونه يکسان نيست؛

ز) نسبت شركتهاي ورشكسته و غير ورشكسته به حجم كل نمونه در مطالعات مختلف، متفاوت است. در برخي از مطالعات اين دو نسبت يكسان است، يعني نيمي از شركتهاي نمونه را شركتهاي ورشكسته و نيمي ديگر را شركتهاي غير ورشكسته تشكيل مي‌دهد؛ ولي در تعداد ديگري از مطالعات اين دو نسبت يكسان نيست؛

ح) از 24 تحقيق مورد بررسي، 14 مورد به مقايسه كارآيي شبكه‌هاي عصبي و مدلهاي سنتي پيش‌بيني ورشكستگي پرداخته‌اند و 12 مورد شبكه‌هاي عصبي را كارآتر يافته‌اند.

### کاربرد مدل‌ شبکه عصبي در پيش‌بيني ورشکستگي شرکتهاي بازار بورس

در اين بخش پس از تبيين مفهوم ورشکستگي در اين تحقيق، متغيرهاي مورد استفاده در مدلهاي تحقيق معرفي مي‌شود. آنگاه ضمن اشاره به نحوه سازمان‌دهي اطلاعات شرکتهاي نمونه تحقيق، مدل‌ بهينه شبکه عصبي سه و چهار لايه در پيش‌بيني ورشکستگي شرکتهاي بازار بورس تعيين خواهد شد. سپس وضعيت شرکتهاي مزبور از حيث ورشکستگي يا عدم آن در سالهاي 1385 و 1386 پيش‌بيني مي‌شود. در پايان روند ورشکستگي اقتصادي شرکتهاي بازار بورس در سالهاي 1369 تا 1386 ترسيم خواهد شد.

#### تبيين مفهوم ورشكستگي

مقصود از ورشكستگي در اين تحقيق، ورشکستگي اقتصادي است و زماني رخ مي‌دهد كه بر اثر زيانهاي وارده، حداقل نيمي از سرماية شركت از ميان برود. يعني شركت مشمول مادة 141 قانون اصلاحي تجارت ‌شود. در اين ماده مي‌خوانيم: «اگر بر اثر زيانهاي وارده، حداقل نصف سرمايه شركت از ميان برود، هيئت مديره مكلّف است بلافاصله مجمع عمومي فوق‌العاده صاحبان سهام را دعوت نمايد تا موضوع انحلال يا بقاي شركت، مورد شور و رأي واقع شود. هرگاه مجمع مزبور رأي به انحلال شركت ندهد، بايد در همان جلسه و با رعايت مقررات مادة 6 اين قانون، سرمايه شركت را به مبلغ سرمايه موجود كاهش دهد» (ناصرزاده ، 1374 ، ص59).

در صورتي كه شركتي مشمول مادة 141 قانون اصلاحي تجارت شود، كليه معاملات سهام آن مسدود مي‌شود.

**متغيرهاي مدل تحقيق**

متغيرهاي مدل‌ تحقيق، همگي نسبتهاي مالي شركتها هستند. نكات زير در تفسير نوع اين متغيرها در مدل اهميت دارد:

الف) نسبت جاري(دارايي جاري به بدهي جاري): اين متغير يك متغير نقدينگي است كه با افزايش آن احتمال ورشكستگي شركت افزايش مي‌يابد. زيرا با افزايش نقدينگي هرچند ريسك بازپرداخت بدهي‌هاي جاري كاهش مي‌يابد، ولي از طرف ديگر ريسك بازدهي شركت نيز افزايش و به‌عبارت ديگر نرخ بازده سرمايه‌گذاري شركت كاهش خواهد يافت. زيرا به‌طورمعمول نرخ بازده دارايي‌هاي جاري كمتر از بازده حاصل از دارايي‌هاي ثابت توليدي است (مدرس و...، 1378 ، ص29). بنابراين با افزايش نسبت نقدينگي، قدرت سودآوري شركت كاهش و احتمال ورشكستگي اقتصادي شركت افزايش مي‌يابد؛

ب) حاشيه سود ناخالص (نسبت سود ناخالص به فروش): اين متغير يك نسبت سودآوري است كه با افزايش آن، احتمال ورشكستگي اقتصادي شركت كاهش مي‌يابد. سود ناخالص در صورت نسبت، از مابه‌التفاوت قيمت فروش كالاها و بهاي تمام شدة كالاهاي فروش‌رفته به‌دست مي‌آيد. پايين بودن اين نسبت حاكي از آن است كه احتمالاً بهاي تمام شدة كالاهاي توليدي شركت بالا است و به‌عبارت ديگر «هزينة توليد» زياد است و اين امر منجر به ورشكستگي اقتصادي شركت مي‌شود؛

ج) نسبت سود خالص به بدهي جاري: اين متغير يك متغير اهرمي است كه پوشش‌دهي سود شركت را نسبت به بدهي‌هاي جاري آن نشان مي‌دهد. هرچه اين نسبت بزرگتر باشد، احتمال ورشكستگي شركت كاهش مي‌يابد.

#### اطلاعات شركتهاي نمونه تحقيق

اطلاعات اين تحقيق، نسبتهاي مالي شركتهاي بورس اوراق بهادار تهران در فاصلة سالهاي 1368- 1384 مي‌باشد. پس از تهيه نسبتهاي مالي شركتهاي نمونه تحقيق، اطلاعات مزبور به سه دسته تقسيم شد:

الف) نسبتهاي مالي دو سال قبل از ورشكستگي (عدم ورشكستگي) 106 شركت (53 شركت ورشكسته و 53 شركت غيرورشكسته) كه سال وقوع ورشكستگي آنها در دوره 1370-1381 بوده است، براي آموزش شبكه عصبي به‌كار گرفته شد؛

ب) نسبتهاي مالي دو سال قبل از ورشكستگي (عدم ورشكستگي) 50 شركت (25 شركت ورشكسته و 25 شركت غير ورشكسته) كه سال وقوع ورشكستگي آنها در سالهاي 1382-1384 بوده است، براي آزمون شبكه عصبي به‌كار رفت؛

ج. نسبتهاي مالي 362 شرکت از شرکتهاي بازار بورس در سال 1383 براي پيش‌بيني وضعيت آنان در سال 1385 و نسبتهاي مالي 170 شرکت از شرکتهاي مزبور در سال 1384 براي پيش‌بيني وضعيت آنان در سال 1386 به‌کار گرفته شد.

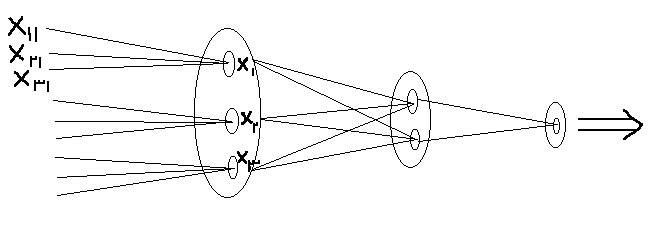
در همه اين موارد، اطلاعات در محدوده  نرمال شدند. اگر X متغير فرضي و xi يکي از داده‌‌هاي آن باشد، xn با فرمول زير نرمال مي‌شود:



نرمال نمودن داده‌ها از اين جهت لازم است که اگر داده‌هاي دو نرون در محدوده متفاوت قرار داشته باشند، در آن صورت نروني كه مشتمل بر مقادير مطلق بزرگتر است، در طي يادگيري ترجيح داده مي‌شود. همچنين در صورتي که اطلاعات استفاده شده در شبكه عصبي به يك حدود مناسب مقياس‌بندي نگردد، شبكه هنگام يادگيري به يك نقطه همگرا نخواهد شد يا نتايج معني‌داري نخواهد داد. اکنون مدل بهينه شبکه عصبي سه و چهار لايه براي پيش‌بيني ورشكستگي شركتها در ايران تعيين مي‌شود.

### تعيين ‌مدل شبكه عصبي سه لايه براي پيش‌بيني ورشكستگي شركتها

نکات زير درباره خصوصيات مدل شبکه عصبي به‌کار رفته در تحقيق، اهميت دارد: نرم افزار اين تحقيق براي مدل‌سازيِ شبكه عصبي،Data Engine V.4 است. نوع مدل منتخب نيز پرسپترون چند لايه مي‌باشد. شبكه‌هاي عصبي پرسپترون كه به نام كلاسيك نيز معروف مي‌باشند، اولين نوع ساختار شبكه عصبي بودند كه در سال 1958 توسط «فرانك روزنبلات» معرفي شدند (منهاج، 1381، ص33). در اين ساختار ورودي‌ها به شبكه وارد و پس از عبور از لايه‌هاي مخفي و خروجي، نتايج در خروجي مشاهده مي‌شود (مهربخش و...، 1380 ، ص 18). شكل زير نمايشي از يك شبكه عصبي پرسپترون را با يك لايه پنهان و به‌ترتيب سه نرون در لايه ورودي، دو نرون در لايه پنهان و يك نرون در لايه خروجي نشان مي‌دهد.

 **نمايش يك شبكه عصبي پرسپترون**

F

خروجي لايه خروجي لايه پنهان لايه ورودي ورودي‌ها

الف)همان‌طورکه ملاحظه مي‌شود در اين شبكه، خروجي به‌طورمستقيم از روي ورودي بدون هيچ فيدبكي محاسبه ‌شود اگر فرض شود xi بيانگر متغيرهاي ورودي به لايه ورودي و  وزن ارتباطي متغير ورودي i به j امين نرون در لايه پنهان باشد، در آن صورت مقدار ورودي به نرون jام برابر خواهد بود با:



انديس h معرف شماره لايه و n تعداد متغيرهاي ورودي يا مستقل مي‌باشد. خروجي اين عصب پنهان نيز براساس‌ اين تعريف‌ عبارت  خواهد شد. حال اگر وزن عصب پنهان j به عصب خروجي k ام در لايه خروجي o را با vkj نشان دهيم، در آن صورت مقدار ورودي به نرون k ام از لايه خروجي o برابر است با:



q تعداد نرونهاي لايه خروجي و از اين رو خروجي نرون k ام برابر با:  است. بنابراين پس از دريافت متغيرهاي ورودي X توسط شبكه‌‌ عصبي پرسپترون چند لايه، خروجي (خروجي‌هاي) آن به‌صورت o محاسبه مي‌‌شود (احمدي،1381 ، ص 186).

ب) الگوريتم يادگيريِ شبكه پرسپترون منتخب در ساختار سه لايه، پس انتشار خطا است. الگوريتم پس انتشار خطا از معروف‌ترين روشهاي آموزش با سرپرست است كه در شبكه‌هاي عصبي پرسپترون كاربرد بسياري دارد. اين الگوريتم در سال 1986 توسط «راملهارت و مكلند» مطرح شد. نحوة عملكرد الگوريتم به‌شرح زير است:

پس از اينكه مقادير داده‌ها و ستاده‌ها به مدل معرفي شدند، ضرايب ارتباطي (وزنهاي) بين واحدهاي لايه‌هاي ورودي، مياني و خروجي، به‌طور تصادفي تعيين مي‌شوند. سپس مدل با پردازش داده‌هاي هر واحد و ارسال آنها به واحدهاي جلوتر، مقادير ستاده‌ها را محاسبه مي‌كند. در اين مرحله مقادير محاسبه‌شدة ستاده‌ها با مقادير واقعي آنها مقايسه و مقدار خطا محاسبه مي‌شود. اگر ميزان خطا با مقدار مطلوب آن كه از قبل در نظر گرفته ‌شده است متفاوت بود، به‌عقب برگشته و با تغيير ضرايب ارتباطي و با تكرار مراحل قبلي دوباره ستاده‌هاي جديدي محاسبه مي‌شود. ضرايب ارتباطي طبق سازوکارهايي كه به قاعده يادگيري موسومند، در جهتي تغيير مي‌كنند كه خطا يعني تفاوت بين ستادة محاسبه‌شده و ستادة واقعي كمتر و كمتر شود. اين جريان يادگيري آن قدر ادامه مي‌يابد تا خطا به ميزان مورد نظر برسد (مشيري،1380 ، ص167 و آنانداراجان و... ، 2001 ، ص 7 ).

دليل انتخاب پرسپترون چند لايه با روش يادگيري پس انتشار خطا، اثبات اين است كه يك شبكه عصبي پرسپترون چند لايه با الگوريتم يادگيري مزبور، يك تابع تقريب‌زننده عمومي است. يعني هر مقدار از دقت كه مورد نياز باشد، يك پيكربندي از شبكه مزبور وجود دارد كه قادر است دقت مزبور را تحصيل نمايد (هرنيک، 1991). در عين حال اين مطلب هيچ‌گونه كمكي به تعيين خصوصيات پارامترهاي شبكه نمي‌كند؛ بلكه پيكربندي شبكه از طريق قواعد اكتشافي تعيين مي‌شود؛

ج) در Data Engine دو روش يادگيري تك‌گام (تك مرحله‌اي) و يادگيري تجمعيوجود دارد. در روش يادگيري تك‌گام، خطاي شبكه پس از انجام هر مورد يادگيري محاسبه و وزنهاي ارتباطي شبكه تعديل مي‌شود؛ ولي در روش تجمعي، خطاي شبكه در طي يك دوره يادگيري انباشته شده و تعديل وزنها تا پايان يك دوره از يادگيري انجام نمي‌شود. به اين روش، «يادگيري برحسب دوره» نيز اطلاق مي‌شود. بنابراين در روش يادگيري تجمعي، تابع خطاي كلي شبكه حداقل مي‌شود؛ ولي در روش يادگيري انفرادي، خطاي يك نرون واحد حداقل مي‌گردد. اگر موارد يادگيري زياد باشد (حجم نمونه بيشتر از 1000 باشد)، روش يادگيري تجمعي توصيه نمي‌شود؛ در غير اين صورت مي‌توان از روش مزبور استفاده نمود. بررسي‌هاي اين تحقيق نشان مي‌دهد که روش يادگيري تك‌گام، قدرت پيش‌بيني چشمگيري از خود بروز نداد. بنابراين با توجه به اينكه حجم نمونه نيز كمتر از 1000 مورد است، روش يادگيري تجمعي انتخاب شد؛

د) اگر تعداد نرونهاي استفاده شده در ساختار شبكه براي حل يك مسئله، اندك باشد (که ناگزير تعداد ارتباطات بين نرونها نيز اندک خواهد بود)؛ همة جنبه‌هاي يك مسئله نمي‌توانند حل شوند يا مسئله اصلاً حل نخواهد شد و اگر تعداد نرونها بيش از اندازه باشد (که ناگزير تعداد ارتباطات بين نرونها نيز بسيار خواهد بود)، توانايي شبكه براي تعميم به‌طورقابل ملاحظه‌اي كاهش خواهد يافت. به‌منظور تعيين شبكه عصبي سه لايه مناسب براي پيش‌بيني ورشكستگي شركتها، ساختارهاي مختلف پرسپترون سه لايه مورد بررسي قرار گرفت كه از آن ميان شبكه عصبي با 9 نرون در لايه پنهان بيشترين قدرت پيش‌بيني را از خود نشان داد. از طرفي چون تعداد متغيرهاي ورودي سه و متغير خروجي نيز يکي است، بنابراين ساختار شبکه پرسپترون منتخب «1-9-3» خواهد بود.

گزينه «ميان‌بر» موجب ايجاد اتصال از هر نرون به همه نرونهاي ديگر در ساختار شبکه مي‌شود؛ بنابراين تعداد اتصالات در ساختار شبکه را افزايش داده و بر پيچيدگي آن مي‌افزايد. ولي استفاده از اين گزينه قدرت پيش‌بيني شبكه عصبي را كاهش داد؛ از اين‌رو گزينه مزبور فعال نشد. به‌منظور يافتن تعداد بهينه از ارتباطات در سطوح و لايه‌هاي مختلف شبكه، از گزينه «هرس» استفاده شد. هدف از اين گزينه، حذف اتصالاتي از شبكه عصبي است كه تأثير مهمي بر فعاليت شبكه ندارند؛

هه) هنگامي ‌كه از پرسپترون چند لايه براي تشخيص الگو يا طبقه‌بندي استفاده مي‌شود، تابع فعاليت سيگموئيد يا تانژانت هيپربوليك در بين همه لايه‌هاي شبكه عصبي مورد استفاده قرار مي‌گيرد. در اين تحقيق چون از پرسپترون چند لايه براي طبقه‌بندي استفاده مي‌شود و ستاده نيز مقادير صفر و يك را انتخاب مي‌نمايد؛ بنابراين تابع فعاليت در لايه‌هاي مياني و خروجي سيگموئيد انتخاب شد؛

و) مقادير ابتدايي وزنها در شبكه عصبي، تأثير اساسي بر نرخ همگرايي شبكه دارد؛ بنابراين انتخاب ميزان مناسب براي آن اهميت به‌سزايي دارد. حدود مناسب وزن ابتدايي 1/0 تا 9/0 است. امّا هنگامي كه اطلاعات دودويي پردازش مي‌شود (همانند تحقيق حاضر که متغير خروجي، مقدار يک را براي شرکتهاي ورشکسته و مقدار صفر را براي شرکتهاي غير ورشکسته اختيار مي‌نمايد)، انتخاب مقدار بالاي وزن ممكن است بسيار مناسب باشد. در بررسي مقادير وزنهاي ابتدايي، شبكه عصبي نكته اخير تأييد و ملاحظه شد كه با افزايش وزنهاي ابتدايي قدرت پيش‌بيني شبكه عصبي در ساختارهاي مختلف، به‌طورچشمگيري افزايش مي‌يابد و بهترين وضعيت وزنهاي ابتدايي در مقادير 9/0– و 9/0 است؛

ز) نرخ يادگيري، اندازه تغيير وزن را در يك مرحله يادگيري تعيين مي‌نمايد. حدود مجاز نرخ يادگيري بين صفر و دو است و به‌طورمعمول بين صفر و يك انتخاب مي‌شود. به‌طوركلي نرخ يادگيري بايد كوچك باشد؛ در عين حال نرخ يادگيري اندك موجب طولاني ‌شدن قدرت زمان يادگيري مي‌شود و همچنين مي‌تواند خطر وقوع در مينيمم خطاي محلي (نقطه زيني) را موجب شود. در ضمن نرخ يادگيري در لايه يا لايه‌هاي پنهان بايد بزرگتر از لايه خروجي باشد. با توجه به اين مطالب، بهترين مقادير نرخ يادگيري در لايه پنهان و خروجي به‌ترتيب 3/0 و 1/0 تعيين شد.

ح. شرايط توقف يادگيري براساس اينكه ريشه ميانگين مربع خطايآزمون كمتر از 1/0 باشد، تعيين شد و فاصله زماني هر آزمون نيز پس از صد دوره يادگيري تعيين شد. نگهداري بهترين وضعيت يادگيري نيز براساس حداقل معيار مزبور (RMS آزمون) مشخص شد. با توجه به اين مطالب از ميان همه ساختارهاي شبکه عصبي سه لايه مورد بررسي‌ براي پيش‌بيني ورشکستگي شرکتها، مدل پرسپترون با ساختار سه نرون در لايه ورودي، نُه نرون در لايه مياني و يک نرون در لايه خروجي با الگوريتم يادگيري پس انتشار خطا و روش يادگيري تجمعي و تابع فعاليت سيگموئيد در لايه‌هاي پنهان و خروجي و مقادير وزن ابتدايي 9/0- و 9/ 0 و نرخ يادگيري به‌ترتيب 3/0 و 1/0 در لايه پنهان و خروجي بيشترين قدرت پيش‌بيني را از خود نشان داد، به‌گونه‌اي‌که RMS آزمون پس از 200000 دوره يادگيري کمترين مقدار خود (1589/0) را اختيار نمود.

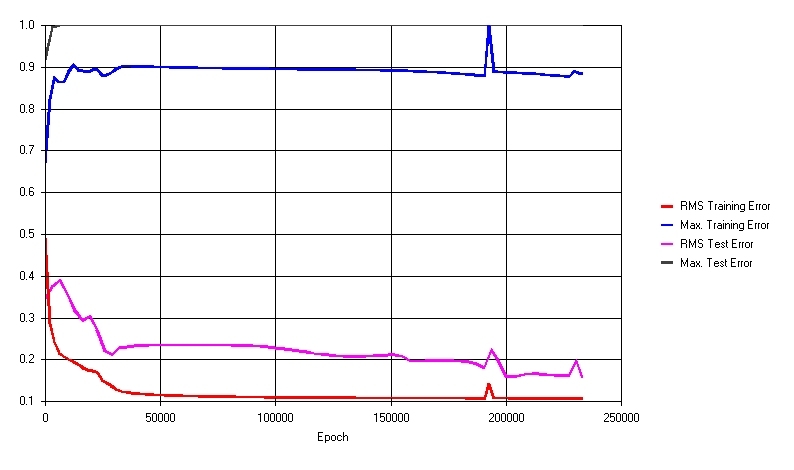
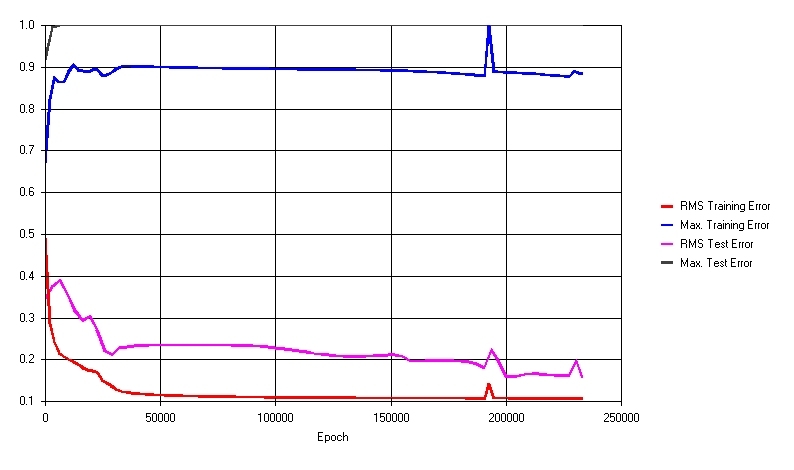
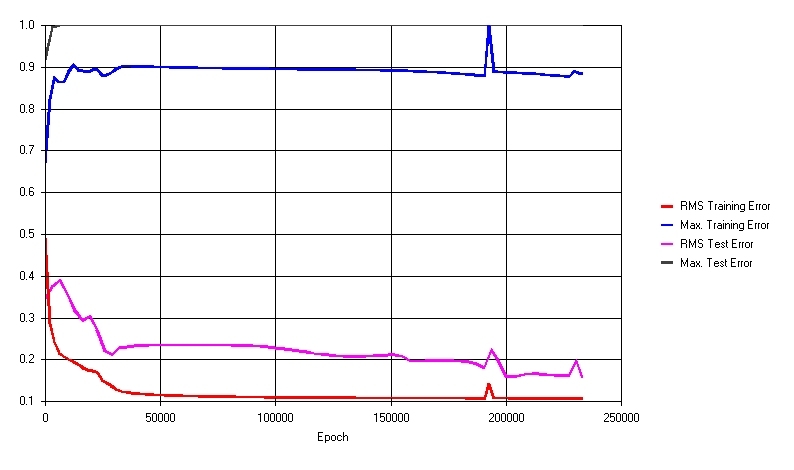
در ستون اول و سوم جدول 1 شماره دوره آزمون ذکر شده است. چون آزمون مدل براي هر 100 دوره يادگيري تنظيم شده است؛ از اين‌رو شماره دوره‌ها ناگزير مضربي از صد مي‌باشد. در ستونهاي دوم و چهارم نيز مقدار خطاي آزمون در دوره مربوط ثبت شده است. همان‌طورکه ملاحظه مي‌شود مقدار خطاي مزبور در دوره 200000 کمترين مقدار خود را داراست.

**جدول 1 :خطاي آزمون در دوره‌هاي مختلف يادگيري در پرسپترون سه لايه**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Epoch** | **RMS Test Error** | **Epoch** | **RMS Test Error** |
| 100 | 0.346524839 | 110400 | 0.221210545 |
| 3300 | 0.375114346 | 113600 | 0.218387961 |
| 6500 | 0.390568176 | 116800 | 0.215672464 |
| 9700 | 0.357448968 | 120000 | 0.213224954 |
| 13000 | 0.31766292 | 123200 | 0.211162915 |
| 16200 | 0.294135441 | 126400 | 0.209555864 |
| 19400 | 0.304535558 | 129600 | 0.208431674 |
| 22600 | 0.27131191 | 132800 | 0.20779371 |
| 26000 | 0.222309795 | 136000 | 0.20763536 |
| 29200 | 0.212177363 | 139200 | 0.207949993 |
| 32400 | 0.229068222 | 142400 | 0.208731753 |
| 35600 | 0.231660657 | 145600 | 0.209953574 |
| 38800 | 0.233126016 | 148800 | 0.211455075 |
| 42000 | 0.233985857 | 152000 | 0.212368415 |
| 45200 | 0.234401089 | 155200 | 0.208579241 |
| 48400 | 0.234605694 | 158400 | 0.197034879 |
| 52000 | 0.234722465 | 161600 | 0.196576135 |
| 55200 | 0.234778338 | 164800 | 0.197682463 |
| 58400 | 0.234810278 | 168000 | 0.197759803 |
| 61600 | 0.234826276 | 171200 | 0.197683856 |
| 64800 | 0.234828131 | 174400 | 0.197532046 |
| 68000 | 0.234813512 | 177600 | 0.197219947 |
| 71200 | 0.234776248 | 180800 | 0.196460439 |
| 74400 | 0.234705693 | 184000 | 0.194490713 |
| 77600 | 0.234585488 | 187200 | 0.189805221 |
| 80800 | 0.234391713 | 190400 | 0.181735753 |
| 84000 | 0.234090928 | 193600 | 0.223774164 |
| 87200 | 0.233638513 | 196800 | 0.19507761 |
| 90400 | 0.232978409 | 200000 | 0.158902668 |
| 93600 | 0.232045955 | 203200 | 0.159380031 |
| 96800 | 0.230775883 | 208000 | 0.165583325 |
| 100000 | 0.229116904 | 211200 | 0.167760108 |
| 104000 | 0.226474851 | 214400 | 0.166620524 |
| 107200 | 0.223960729 | 217600 | 0.164309427 |

در نمودار 1 نيز RMS و ماكزيمم خطاي يادگيري و آزمون نشان داده شده است. منحني بالايي در قسمت پايين نمودار، RMSآزمون را نشان مي‌دهد که در دوره 200000 کمترين مقدار خود را داراست.

**نمودار 1: منحني‌هاي RMS و ماکزيمم خطاي يادگيري و آزمون در پرسپترون سه‌لايه منتخب**



جدول 1 پيوست مقادير خطاي آزمون در هريك از افراد نمونه را نشان مي‌دهد. همان‌طوركه بيان شد نمونه آزمون مركب از 50 شركت است كه نيمي از آنها در سالهاي 1382-1384 ورشكسته بودند و نيمي ديگر ورشكسته نبودند. در ستون دوم اين جدول، سال ورشکستگي (عدم ورشکستگي شرکت) ذکر شده است. مقدار 1=Z در ستون سوم، نشانه ورشكسته بودن و مقدار 0= Z نشانه ورشكسته نبودن است. در ستون چهارم مقادير Z تخميني توسط شبكه پرسپترون (MLP) ذكر شده است. ستون پنجم كه از مابه‌التفاوت مقادير ستون سوم و چهارم به‌دست آمده است، مشتمل بر خطاي برآورد مدل در هريك از افراد نمونه آزمون است. و ستون ششم مقدار RMS در هريك از افراد نمونه آزمون - كه در اينجا در حقيقت با قدر مطلق خطا يکي است - ذكر شده است. همان‌طوركه ملاحظه مي‌شود مقدار مزبور در اكثر افراد نمونه آزمون صفر يا بسيار اندك است. تنها در 7 شركت (رديفهاي 13 ، 28 ، 30 ، 39 ، 44 ، 47 و 49) كه همگي به‌جز شرکت سيزدهم از شركتهاي غير‌ورشکسته هستند، شبكه نتوانسته‌ است وضعيت شركت را به‌درستي پيش‌بيني نمايد و اين امر احتمالاً به‌دليل تنوع زياد شركتهاي غيرورشكسته است كه به‌دليل حجم اندك داده‌ها - در مقايسه با تنوع آنها – مدل توانايي بالايي در يادگيري و تميز آنها از شركتهاي ورشكسته از خود نشان نداده است.

### تعيين مدل بهينه شبكه عصبي چهار لايه براي پيش‌بيني ورشكستگي شركتها

شبکه چهار لايه منتخب براي پيش‌بيني ورشکستگي شرکتها همانند شبکه سه لايه پرسپترون است. به‌منظور تعيين خصوصيات پرسپترون چهار لايه مناسب براي پيش‌بيني ورشكستگي شركتها، ساختارهاي بسيار زيادي از مدل مزبور بررسي و از ميان آنها 68 مدل که از حيث قدرت پيش‌بيني شرايط بهتري را از خود نشان دادند، در جدولي ثبت و ملاحظه شد که از ميان اين ساختارهاي چهار لايه، پرسپترون چهار لايه با سه نرون در لايه پنهان اول و نُه نرون در لايه پنهان دوم بيشترين قدرت پيش‌بيني را از خود نشان داده است. همچنين در اکثر موارد الگوريتم اصلاح‌شده پس انتشار خطا به‌نام superSAB عملکرد بهتري را ثبت نمود. در اين روش که توسط «زل» (1994) ارائه شد، براي هر وزن از يك نرخ يادگيري به‌خصوص استفاده مي‌شود و در طي يادگيري، نرخهاي مزبور به‌طوردائم با سطح خطاي شبكه سازگار مي‌شود. اگر علامت مشتق جزيي (E خطاي كلي شبكه و w وزنهاي فردي شبكه است) در طي چند مرحله تغيير نكند، نرخ يادگيري فردي افزايش خواهد يافت. اگر علامت مزبور تغيير يابد، نرخ يادگيري كاهش مي‌يابد.

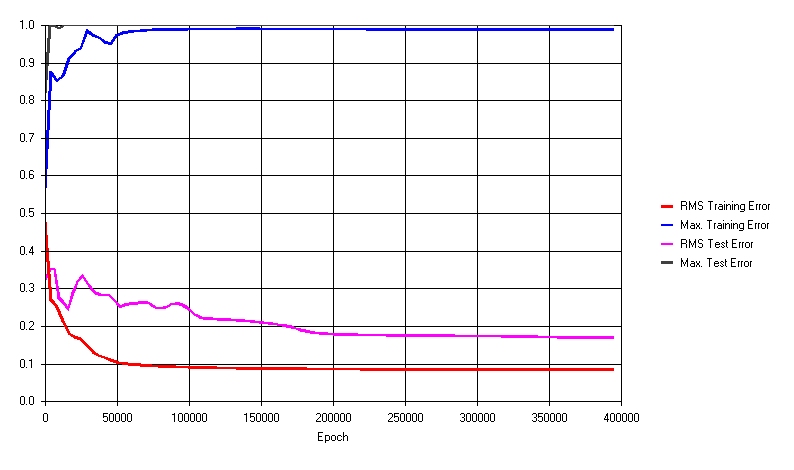
افزون بر اين خصوصيات، در بيشتر موارد وزن ابتدايي 9/0 همراه با نرخ يادگيري 3/0 در لايه پنهان اول، 2/0 در لايه پنهان دوم و 1/0 در لايه خروجي، بيشترين قدرت پيش‌بيني را از خود نشان داد. همچنين در عين استفاده از «ميان‌بر»، از گزينه «هرس» استفاده شد تا اتصالات زائد شبكه حذف شوند. با توجه به اين خصوصيات، RMS آزمون پس از 393600 دوره يادگيري کمترين مقدار (16883/0) را اختيار نمود. در جدول 2 مقادير خطاي آزمون در دوره‌هاي مختلف يادگيري ذكر شده است. چنانکه ملاحظه مي‌شود مقدار خطاي مزبور در دوره 393600 کمترين مقدار خود را داراست.

**جدول 2 : خطاي آزمون در دوره‌هاي مختلف يادگيري در پرسپترون چهار لايه**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| ***Epoch*** | ***RMS Test Error*** | ***Epoch*** | ***RMS Test Error*** |
| 100 | 0.321502749 | 220800 | 0.176313786 |
| 6500 | 0.351562511 | 227200 | 0.176039944 |
| 13000 | 0.263857519 | 233600 | 0.175752112 |
| 19400 | 0.28943794 | 240000 | 0.175559186 |
| 26000 | 0.335383244 | 246400 | 0.175398958 |
| 32400 | 0.30053954 | 252800 | 0.175186958 |
| 38800 | 0.283692771 | 259200 | 0.174926321 |
| 45200 | 0.281956075 | 265600 | 0.174686772 |
| 52000 | 0.252247275 | 272000 | 0.174386831 |
| 58400 | 0.259852317 | 278400 | 0.174158147 |
| 64800 | 0.262019509 | 284800 | 0.173969872 |
| 71200 | 0.263075428 | 291200 | 0.173728299 |
| 77600 | 0.247810441 | 297600 | 0.173559283 |
| 84000 | 0.251345877 | 304000 | 0.17339904 |
| 90400 | 0.260737165 | 310400 | 0.173197365 |
| 96800 | 0.254524829 | 316800 | 0.17300093 |
| 104000 | 0.232500446 | 323200 | 0.172659104 |
| 110400 | 0.221136114 | 329600 | 0.17224354 |
| 116800 | 0.219309011 | 336000 | 0.171779205 |
| 123200 | 0.217971915 | 342400 | 0.171258501 |
| 129600 | 0.216881311 | 348800 | 0.170756198 |
| 136000 | 0.215327822 | 355200 | 0.17033197 |
| 142400 | 0.213282014 | 361600 | 0.169903512 |
| 148800 | 0.210748869 | 368000 | 0.169558292 |
| 155200 | 0.208386776 | 374400 | 0.169241472 |
| 161600 | 0.204876369 | 380800 | 0.169011231 |
| 168000 | 0.201110281 | 387200 | 0.168881199 |
| 174400 | 0.194780003 | 393600 | 0.168826846 |
| 180800 | 0.188149292 | 400000 | 0.168940248 |
| 187200 | 0.183415095 | 406400 | 0.16928958 |
| 193600 | 0.180433432 | 416000 | 0.170405333 |
| 200000 | 0.178540969 | 422400 | 0.172023918 |
| 208000 | 0.177301533 | 428800 | 0.174453102 |
| 214400 | 0.176755435 | 435200 | 0.177470045 |

در نمودار 2 نيز RMSو ماكزيمم خطاي يادگيري و آزمون نشان داده‌ شده است. منحني بالايي در قسمت پايين نمودار، RMSآزمون را نشان مي‌دهد که در دوره 393600 کمترين مقدار خود را داراست.

**نمودار 2 : منحني‌هاي RMS و ماکزيمم خطاي يادگيري و آزمون در پرسپترون چهار لايه منتخب**



مقادير خطاي آزمون در هريك از افراد نمونه آزمون در جدول 2 پيوست ذكر شده است. همان‌طوركه ملاحظه مي‌شود مقدار مزبور در بيشتر افراد نمونه آزمون صفر يا بسيار اندك است. تنها در 9 شركت (رديفهاي 5 ، 11 ، 27 ، 30 ، 37 ، 38 ، 45 ، 47 و50) كه غالب آنها از شركتهاي غير ‌ورشکسته هستند، شبكه نتوانسته‌ است وضعيت شركت را به‌درستي پيش‌بيني نمايد و اين امر احتمالاً به‌دليل تنوع زياد شركتهاي غير ورشكسته است كه به‌دليل حجم اندك داده‌ها -در مقايسه با تنوع آنها– مدل توانايي بالايي در يادگيري و تمييز آنها از شركتهاي ورشكسته از خود نشان نداده است.

### 

### مقايسه مدلهاي شبكه عصبي سه و چهار لايه براي پيش‌بيني ورشكستگي اقتصادي

ساختار اصلي پرسپترون سه لايه و چهار لايه منتخب براي پيش‌بيني ورشكستگي شرکتها به مدلهايي شبيه يكديگر منتهي شد. در شبكه سه لايه، نُه نرون در لايه پنهان داريم؛ بنابراين ساختار شبكه (1- 9 – 3) خواهد بود و در شبكه چهار لايه، سه نرون در لايه پنهان اول و نُه نرون در لايه پنهان دوم وجود دارد؛ از اين‌رو ساختار شبكه (1 –9 –3 –3) مي‌باشد. از نظر قدرت پيش‌بيني نيز شبكه سه لايه به‌دليل RMS كمتر بر شبكه چهار لايه برتري دارد.

### آزمون فرضيه

اگر متغيرهاي استفاده شده در مدلهاي شبکه عصبي پيش‌بيني ورشکستگي و مدلهاي رقيب يکسان باشد، مي‌توان اين فرضيه را آزمون نمود که: «به‌كارگيري مدلهاي مبتني بر شبكه عصبي مصنوعي مي‌تواند توانايي مديريتهاي مالي را براي مقابله با نوسانات اقتصادي و ورشكستگي افزايش دهد».

چون متغيرهاي به‌کار رفته در مدلهاي شبکه عصبي در اين تحقيق، همان متغيرهايي است که در مطالعات ديگر نگارندگان براي برآورد مدلهاي رگرسيوني پروبيت و لاجيت استفاده شده است، بنابراين با مقايسه قدرت پيش‌بيني مدلهاي مزبور مي‌توان اين فرضيه را آزمون نمود. چون معيار RMS در هر دو مدل شبکه عصبي کمتر از مقدار مزبور براي دو مدل احتمال شرطي است؛ بنابراين اين فرضيه مبني بر افزايش توانايي مديريتهاي مالي در بهره‌مندي از مدلهاي شبكه عصبي براي پيش‌بيني ورشكستگي و نوسانات اقتصادي رد نمي‌شود.

### پيش‌بيني ورشكستگي اقتصادي شركتها در سالهاي 1385 و 1386

همان‌طورکه بيان شد متغيرهاي مدل نسبت دارايي جاري به بدهي جاري، سود ناخالص به فروش و سود خالص به بدهي جاري است. از سويي شبكه عصبي پرسپترون سه لايه از قدرت پيش‌بيني بالاتري نسبت به ساختار چهار لايه برخوردار است. به‌منظور پيش‌بيني ورشكستگي اقتصادي شركتها در سالهاي 1385 و 1386 ، با استفاده از صورتهاي مالي سالهاي 1383 و 1384 شركتهاي بازار بورس، اين سه نسبت مالي محاسبه و با استفاده از مدل شبكه عصبي سه لايه، مقادير متغير ورشكستگي (Z) آنها محاسبه شد. براساس نزديكي اين مقادير به صفر يا يك مي‌توان ورشكستگي (عدم ورشكستگي) اقتصادي شركتها در سالهاي 1385 و 1386 را پيش‌بيني نمود. نتايج پيش‌بيني نشان مي‌دهد از 362 شرکتي که صورتهاي مالي آنها در سال 1383 در اختيار است، 116 شرکت در سال 1385 از نظر اقتصادي ورشکسته خواهند بود. همچنين از 170 شرکتي که صورتهاي مالي آنها در سال 1384 در اختيار است، 41 شرکت در سال 1386 از نظر اقتصادي ورشکسته مي‌شوند.

### روند ورشكستگي اقتصادي شركتهاي بازار بورس در دوره 1369ـ 1386

براي تعيين روند ورشكستگي اقتصادي شركتهاي بازار بورس در دورة 1369ـ1386 ابتدا تعداد كل شركتهاي بازار بورس و نيز تعداد شركتهاي ورشكسته در هريك از سالهاي مزبور تعيين شدند، آنگاه نسبت شركتهاي ورشكسته به كل شركتها در اين سالها محاسبه شد. در مورد سالهاي 1385 و1386 تعداد شركتهاي ورشكسته و نيز نسبت شركتهاي مزبور به كل شركتها، براساس مقادير پيش‌بيني Z=1 تعيين شد.

**جدول3 : نسبت ورشکستگي شرکتهاي بازار بورس در سالهاي 1369-1386**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| سال | تعداد کل شرکتها | تعداد شرکتهاي ورشکسته | نسبت شرکتهاي ورشکسته به کل شرکتها |
| 1369 | 82 | 4 | 04878/0 |
| 1370 | 98 | 7 | 07143/0 |
| 1371 | 121 | 9 | 07438/0 |
| 1372 | 154 | 10 | 06494/0 |
| 1373 | 191 | 11 | 05759 |
| 1374 | 240 | 11 | 04583/0 |
| 1375 | 297 | 8 | 02694/0 |
| 1376 | 299 | 11 | 03679/0 |
| 1377 | 304 | 17 | 05592/0 |
| 1378 | 301 | 26 | 08638/0 |
| 1379 | 304 | 35 | 11513/0 |
| 1380 | 304 | 35 | 11513/0 |
| 1381 | 327 | 41 | 12538/0 |
| 1382 | 369 | 42 | 11382/0 |
| 1383 | 362 | 46 | 12707/0 |
| 1384 | 170 | 19 | 11176/0 |
| 1385 | 362 | 116 | 320/0 |
| 1386 | 170 | 41 | 241/0 |

در نمودار 3 روند ورشكستگي اقتصادي شركتها در دوره 1369ـ1386 ترسيم شده است. همان‌طوركه در نمودار ملاحظه مي‌شود، در سال 1385 روند ورشكستگي اقتصادي به‌طور چشمگيري افزايش داشته است و در سال 1386 تا حدي تعديل خواهد شد.

**نمودار 3 : روند ورشكستگي اقتصادي شركتهاي بازار بورس در دوره 1386ـ1369 (نسبت شرکتهاي ورشکسته به کل شرکتها)**



از جمله عوامل مهم اقتصادي كه در تفسير روند چشمگير ورشكستگي شركتها در سال 1385 مي‌توان مطرح نمود: تأثير سياستهاي شفاف‌سازي اقتصادي بر ورشكستگي شركتهاست كه از آن جمله مي‌توان موارد زير را برشمرد:

الف) كاهش تدريجي يارانه‌هاي دولتي، افزايش حقوق و دستمزد كاركنان همراه با عدم بهبود در كارآيي عوامل توليد، موجب افزايش هزينه‌هاي توليد مي‌شود و بالا بودن هزينه‌هاي توليد، هزينه بهره پرداختي و بوروكراسي توليد از مهمترين دلايل ورشكستگي اقتصادي شركتها در ايران است.

ب) آزادسازي ورود كالاها از طريق كاهش تعرفه همراه با عدم بهبود در كيفيت محصولات داخلي، قدرت رقابت بنگاه‌هاي توليدي را كاهش و روند ورشكستگي اقتصادي شركتها را افزايش داده است؛

ج) گذر از نرخهاي چندگانه ارزِ همراه با سوبسيد به نرخ ارز واحد متمايل به بازار آزاد، موجب كاهش ميزان يارانه‌هاي مختلف نرخ ارز و در نهايت موجب شفاف‌تر شدن هزينه‌هاي توليد شده است.

در نتيجة اين عوامل همراه با تداوم نااطميناني و عدم انجام سرمايه‌گذاري در کشور، روند ورشكستگي اقتصادي شركتها در سال 1385 به‌شدت رو به افزايش مي‌گذارد كه با سازگار شدن شركتها با شرايط جديد، تا حدي اين روند در سال 1386 تعديل خواهد شد.

**جمع‌بندي و نتيجه‌گيري**

هدف اين تحقيق به‌کار‌گيري مدلهاي شبکه عصبي در پيش‌بيني ورشکستگي اقتصادي شرکتهاي بازار بورس و آزمون قدرت پيش‌بيني اين مدلها است. متغيرهاي به‌کار رفته در تحقيق نسبت دارايي جاري به بدهي جاري، نسبت سود ناخالص به فروش، نسبت سود خالص به بدهي جاري مي‌باشد.

از ميان همه ساختارهاي شبکه عصبي سه لايه بررسي شده، مدل پرسپترون با ساختار سه نرون در لايه ورودي، نُه نرون در لايه مياني و يک نرون در لايه خروجي با الگوريتم يادگيري پس انتشار خطا بيشترين قدرت پيش‌بيني را از خود نشان داد. همچنين به‌منظور تعيين خصوصيات پرسپترون چهار لايه مناسب براي پيش‌بيني ورشكستگي شركتها، ساختارهاي بسيار زيادي از اين مدل بررسي شد که از ميان آنها، پرسپترون چهار لايه با سه نرون در لايه پنهان اول و نُه نرون در لايه پنهان دوم همراه با الگوريتم اصلاح‌شده پس انتشار خطا به‌نام superSAB عملکرد بهتري را ثبت نمود.

بنابراين ساختار اصلي پرسپترون سه لايه و چهار لايه منتخب براي پيش‌بيني ورشكستگي شرکتها به مدلهايي شبيه يكديگر منتهي شد که در اين ميان شبكه سه لايه از نظر قدرت پيش‌بيني بر شبكه چهار لايه برتري دارد.

نتايج نشان مي‌دهد که: «به‌كارگيري مدلهاي شبكه عصبي مصنوعي توانايي مديريتهاي مالي را براي مقابله با نوسانات اقتصادي و ورشكستگي افزايش مي‌دهد».

با استفاده از صورتهاي مالي سالهاي 1383 و 1384 شركتهاي بازار بورس، وضعيت شرکتهاي مزبور در سالهاي 1385 و 1386 پيش‌بيني شد. نتايج پيش‌بيني نشان مي‌دهد از 362 شرکتي که صورتهاي مالي آنها در سال 1383 در دسترس است، 116 شرکت در سال 1385 از نظر اقتصادي ورشکسته مي‌شوند. همچنين از 170 شرکتي که صورتهاي مالي آنها در سال 1384 در دسترس است، 41 شرکت در سال 1386 از نظر اقتصادي ورشکسته خواهند ‌شد.

از جمله عوامل اقتصادي عمده‌اي كه در تفسير روند چشمگير ورشكستگي شركتها در سال 1385 مي‌توان مطرح نمود، تأثير سياستهاي شفاف‌سازي اقتصادي بر ورشكستگي شركتهاست كه از آن جمله موارد زير را مي‌توان برشمرد:

الف) كاهش تدريجي يارانه‌هاي دولتي و افزايش روند اخذ سود تسهيلات و ماليات از شركتها، افزايش دستمزد و حقوق كاركنان همراه با عدم بهبود در كارآيي عوامل توليد، موجب افزايش هزينه‌هاي توليد شده و بالا بودن هزينه‌هاي توليد، بهره پرداختي و بوروكراسي، از مهمترين دلايل ورشكستگي شركتها در ايران است؛

ب) آزادسازي ورود كالاها از طريق كاهش تعرفه، همراه با عدم بهبود در كيفيت محصولات داخلي، قدرت رقابت شركتها در مقابل كالاهاي خارجي را كاهش داده و روند ورشكستگي شركتها را افزايش داده است؛

ج) گذر از نرخهاي چندگانه ارزِ همراه با سوبسيد به نرخ ارز واحد متمايل به بازار آزاد، موجب كاهش ميزان يارانه‌هاي مختلف نرخ ارز و در نهايت موجب شفاف‌ترشدن هزينه‌هاي توليد شده است.

در نتيجة اين عوامل همراه با ناتواني شركتها جهت مقابله با افزايش اين هزينه‌ها، روند ورشكستگي اقتصادي شركتها در سال 1385 به‌شدت رو به افزايش مي‌گذارد كه با سازگارشدن شركتها با شرايط جديد تا حدي اين روند در سال 1386 تعديل خواهد شد.

**منابع**

1. دو‌فصلنامه علمي ـ پژوهشي - سال سوم ـ شماره ششم ـ پاييز و زمستان 1385 - صاحب امتياز‌: پژوهشگاه حوزه و دانشگاه - مدير مسؤل: عليرضا اعرافي- سردبير: سيد ‌هادي عربي
2. آذر،عادل و منصور مومنی.(1380).آمار و کاربرد آن در مدیریت.جلد دوم،انتشارات‌ سمت،چاپ ششم.
3. آر.بی‌و تی.جکسون.(1383).آشنایی با شبکه‌های عصبی،ترجمه دکتر محمود البرزی،تهران:انتشارات علمی دانشگاه صنعتی شریف،چاپ دوم.
4. البرزی،محمود،حسین عبده تبریزی.(1375).مدلهای شبکه عصبی و کاربرد آن در مدیریت مالی،دانشگاه شهید بهشتی،اولین سمینار مدیریت مالی.
5. 4-پناهیان،حسین.(1379).استفاده از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی روند شاخص قیمت‌ سهام در بورس اوراق بهادار تهران،رساله دکتری مدیریت،دانشگاه آزاد اسلامی‌ واحد علوم و تحقیقات.
6. چاوشی،کاظم.(1380).بررسی رفتار قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران،پایان‌ نامه کارشناسی ارشد،دانشگاه امام صادق(ع).
7. خاکی صدیق،علی.(1383).ارزیابی روشهای پیش‌بینی قیمت سهام و ارائه مدل بهینه، پژوهشکده پولی و بانکی.بانک مرکزی ج.ا.ا،چاپ اول.
8. رایلی،فرانک‌کی،کیت‌سی براون.(1384).تجزیه و تحلیل سرمایه‌گذاری و مدیریت‌ سبد اوراق بهادار،ترجمه غلامرضا اسلامی بیدگلی،فرشاد هیبتی،فریدون رهنمای‌ رودپشتی،پژوهشکده امور اقتصادی،چاپ اول.
9. راعی،رضا،احمد تلنگی.(1383).مدیریت سرمایه‌گذاری پیشرفته،انتشارات سمت، چاپ اول.
10. سلامی،امیر بهداد.(1381).آزمون روند آشوبی در بازده سهام بازار اوراق بهادار، پژوهشنامه اقتصادی،شماره 5.
11. طلوعی اشلقی،عباس،شادی حق‌دوست.(1386).مدل‌سازی پیش‌بینی قیمت سهام‌ با استفاده از شبکه عصبی و مقایسه آن با روش‌های پیش‌بینی ریاضی،پژوهشنامه‌ اقتصادی.
12. گجراتی،دامودار.(1383).مبانی اقتصادسنجی،ترجمه حمید ابریشمی،انتشارات‌ دانشگاه تهران،جلد اول و دوم،چاپ چهارم.
13. http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise\_96/journal/vol4/cs11/report.html
14. http://www.ecg-pnum.ir/thesis/index.php
15. http://en.wikipedia.org/wiki/Artificial\_neural\_network
16. http://artificial.ir/intelligence/thread3940.html
17. Altman, Marco and Varetto (1994), “Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience)”, *Journal of Banking and Finance,* Vol: 18, PP: 505-529.
18. Anandarajan, Murugan; Phicheng Lee; Anandarajan, Asokan (Jun 2001), “Bankruptcy Prediction of Financially Stressed Firms: An Examination of the Predictive Accuracy of Artificial Neural Networks”, *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Managment*, Vol: 10, No: 2, , PP: 69-81.
19. Cadden, D. (1991), “Neural networks and the mathematics of chaos - an investigation of these methodologies as accurate predictions of corporate bankruptcy”, *The First International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall Street*, New York, IEEE Computer Society Press.
20. Casta and Prat (1994), “Approche Connexionniste de la Classification des Entreprises: Contribution au Traitement, d’informations Incomplètes”, *Association Française de Comptabilité*, Congrès de Paris IX Dauphine.
21. Coats and Fant (autumn 1993), “Recognizing financial distress patterns using a neural network tool”, *Financial Management*.
22. Cybinski, Patti (20010, “Discription, Explanation, Prediction, the Evolution of Bankruptcy Studies”, *Faculty of International Business and Politics*, Griffin University, Brisbane, Vol:27, No:4, PP:29-44.
23. De Almeida and Dumontier (Mai1993), *Neural networks, Accounting Numbers and Bankruptcy Prediction*, Association Française de Comptabilité, Comptabilité et Nouvelles Technologies, PP: 269-286.
24. Eidleman, Gregory (Feb1995), “Z–Score: A Guide to Failure Prediction”, *the CPA Journal online*.
25. Kiviluoto and Bergius (1997), “Exploring corporate bankruptcy with two-level self organizing map, Decision technologies for financial engineering”, *Proceedings of the 3th International Congress on Neural Networks in the Capital Markets*, NNCM'97.
26. Martin-del Brio and Serrano-Cinca (1993), *Self-organizing neural networks : the financial state of Spanish companies, in Neural Networks in the Capital Markets*, Edited by Apostolos-Paul Refenes.
27. Udo, G. (September 1993), *Neural network performance on the bankruptcy classification problem,Computers and Industrial Engineering*, 25, , PP: 377-380.