پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

کاربرد شبکه‌های عصبی در اظهارنظر فنی حسابرسی

ترجمه: دکتر محمد عرب مازاریزدی
محمود مصطفی زاده
m_mostafazadeh@yahoo.com

محاسبات عصبی چیست؟

طی دو دهه گذشته، **سیستمهای خبره**[1] به عنوان اولین ابزار عملی در زمینه **هوش مصنوعی**[2] مورد استفاده قرار گرفتند. با این حال، بسیاری از این سیستمها، سیستمهای خبره مبتنی بر قاعده بوده‌اند، که مستلزم اجرای فرایند بسیار وقتگیر کسب دانش از متخصصان است.

منظور از **محاسبه عصبی**[3]، کاربرد شبکه های عصبی مصنوعی در قلمرو حل مشکلات عملی است. یک **شبکه عصبی مصنوعی**[4] از عناصر پردازشگری (شبیه به نرونهای سیستم عصبی زیستی)، در یک شبکه به هم پیوسته، تشکیل شده است. هر یک از عناصر پردازشگر، **درونِدادها**[5] را می پذیرد، آنها را پردازش می کند، و سپس به صورت یک **بروندِاد**[6] در می‌آورد و برای استفاده در اختیار سایر عناصر پردازشگر قرار می‌دهد. ایجاد شبکه های عصبی با به کارگیری مثالهایی از حل مسئله ای خاص در دنیای واقعی، ممکن می شود. این مثالهای واقعی مربوط به یک زمینه کاربردی خاص است و نقش آموزش دهنده به شبکه عصبی را بازی می کند.

هریک از موارد آموزشی شامل داده های درونداد و تصمیمها یا خروجی حاصل از آن است. برای مثال، در حوزه وام بانکی، برای تایید یک وام، اطلاعات شخصی فرد متقاضی و اطلاعات اقتصاد کلان، درونداد، و تصمیمهای مربوط به تایید وام، خروجی مربوط است. در فرایند ایجاد شبکه، هدف اصلی کاهش اندازه اشتباههای میان برونداد واقعی و برونداد مورد انتظار است. در صورت طراحی صحیح و مثالهای آموزشی کافی، یک سیستم شبکه عصبی مصنوعی عملیاتی می تواند برونداد صحیحی را ایجاد کند و برای حل مسائل عملی مفید واقع شود. محاسبات عصبی در زمینه حل طیف گسترده‌ای از مشکلات جهان واقعی همانند تامین مالی، مهندسی، املاک و مستغلات، و دیگر حوزه های کار و کسب به کار رفته است. قلمرو اطلاعات درون و میان شرکتی نیز از جمله سایر حوزه‌هایی است که از محاسبات عصبی در آنها استفاده شده است. در سال ۱۹۸۸، در گزارشی به دولت بریتانیا سایر حوزه های کاربرد هوش مصنوعی توضیح داده شد و نیاز به یک رویکرد راهبردی مورد تاکید قرار گرفت: سازمانها باید بیشترین منافع ممکن را از سیستمهای خبره ببرند زیرا با کمک این سیستمها می‌توانند راهبردهای اصلی کار و کسب خود را در جهت ارتقای عملکرد سازمان، پیگیری کنند. در زمینه کاربردهای هوش مصنوعی در قلمرو کنترل داخلی نیز فکرهایی شده است.

اظهارنظر حسابرسی[7]

منظور از واژه حسابرس در این مقاله، حسابرس بخش دولتی است، مانند ممیزان مالیاتی وزارت دارایی. ممیز یا حسابرس ارشد مالیاتی، با توجه به مجموعه مدارک و شواهد شرکتها که شامل صورت سودزیان، ترازنامه، و سایر مدارک و شواهد ضمیمه آن است، بررسیهایی را انجام می دهد و احتمال فرار از مالیات و به تبع آن ضرورت بررسیهای بیشتر را مشخص می کند. بررسیهای بیشتر شامل حسابرسی دفاتر و حسابهای مرتبط، شواهد مستند، حسابهای بانکی، گردش وجوه نقد و نقل و انتقال وجوه می شود. این بررسی نیاز به صرف وقت و تلاش بسیار زیادی دارد. با این حال تشخیص درست ممیزان و حسابرسان مالیاتی برای شناخت شرکتهایی که مستلزم رسیدگی بیشترند، و بررسی مدارک و شواهد بیشتری از آنها، همواره منجر به کسب درامدهای مالیاتی بالاتر شده است.

درحال حاضر، تعداد کمی از ممیزان هستند که می‌توانند به سرعت شرکتهای مناسب برای بررسی بیشتر را شناسایی کنند، در حالی که این کار همیشه سبب جذب منابع مالیاتی بیشتر می‌شود. این افراد ماهر بسیار کم شمارند. اداره مالیات بردرامد مدتی است که درصدد استفاده از سیستمهای خبره برای چنین تشخیصهای مهمی برآمده است. در عمل ثابت شده که در این زمینه خاص نمی توان به شیوه مستقیم کسب دانش روی آورد چون حسابرسان خبره آن قدر گرفتار و پرمشغله‌اند که امکان مشارکت در جلسات مورد نظر را ندارند. در اینجاست که شبکه های عصبی مصنوعی می تواند راه حلی برای رفع این مشکل باشد. تعداد زیادی پرونده مالیاتی در مورد مشاغل مختلف موجود است که به عنوان یک تجربه مربوط به گذشته در دسترس است. با استفاده از این پرونده‌ها می توان از ویژگیهای شرکتها و اطلاعات حسابداری آنها به عنوان ارزشهای درونداد شبکه و از قضاوت و تصمیم حسابرسان ارشد، به عنوان ارزش برونداد برای آموزش به شبکه عصبی استفاده کرد.

تئوری شبکه عصبی[8]

یک مدل شبکه عصبی از تعداد زیادی واحدهای پردازشگر مرتبط به هم در یک شبکه تشکیل شده است. یک واحد پردازش (PE) نشانه‌های درونِدادی را با وزنی مشخص از دیگر واحدهای پردازشگر دریافت می کند. این نشانه‌ها براساس یک تابع ورودی، جمع شده و سیگنال خروجی خود را براساس تابع انتقال خروجی،

ایجاد می کنند. سپس این سیگنال خروجی برپایه توپولوژی شبکه به سایر واحدهای پردازش هدایت می شود. شبکه‌های عصبی با وزن‌دهی به درونداد‌ها، عملکرد خود را بهبود می‌بخشند. این توانایی تعدیل و تطبیق، یا در واقع یادگیری، برای بسیاری از انواع فعالیتهای هوشمندانه از قبیل تصمیمگیری، حل مسائل ترکیبی، و غیره ضروری است.

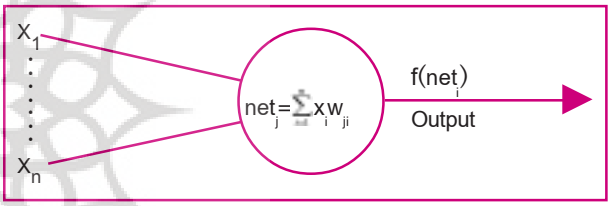
شبکه عصبی یک لایه[9]

شکل ۱ عناصر اصلی یک شبکه عصبی مصنوعی معمولی را نشان داده است. فعالیت آن با برداری از درونداد‌ها که با $X_1, X_2, ..., X_n$ نشان داده شده آغاز می شود. هرکدام از درونداد‌ها در یک وزن خاص خود یعنی $W_1, W_2, ..., W_n$ ضرب می شود. حاصل این مجموعه در گره برونداد جمع می شود و آن را ارزش شبکه‌ای گره j می نامند:

$$net_i = \sum x_i w_{ji} \quad (1)$$

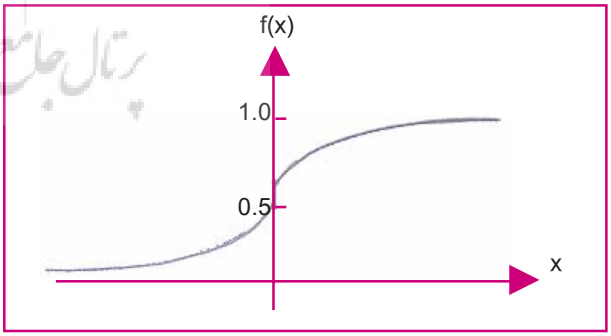
$$F(net_i)=1/(1+e^{-net})=o_j=j \quad (2)$$ برونداد واقعی گره

تابع سیگموئید[10]، $1/1+e_j^{-netj}$، به عنوان تابع انتقال مورد استفاده



شکل ۱- عنصر پردازش در یک شبکه عصبی تک لایه

قرار می گیرد، زیرا ارزش انتقالی باید در محدوده صفر و یک، صرف‌نظر از عدد یا ارزش برونداد به دست آمده قرار گیرد. **شکل ۲** تابع سیگموئید را نشان می دهد.



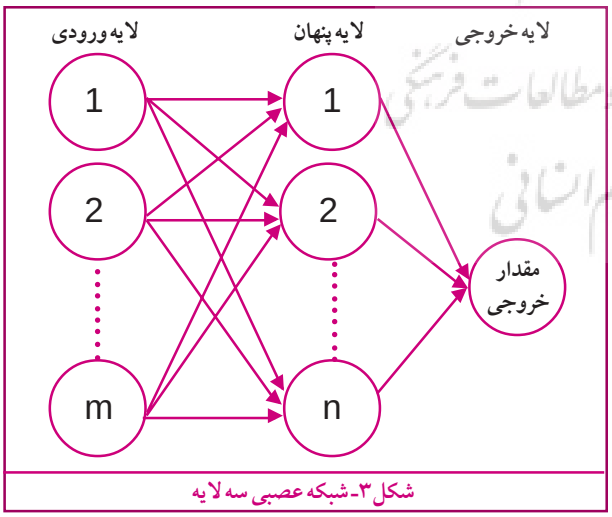
شکل ۲- تابع انتقالی سیگموئیدی

شبکه عصبی چندلایه[11]

مثالی از یک شبکه عصبی سه لایه در **شکل ۳** ارائه شده است. افزون بر لایه درونداد و لایه برونداد، چند لایه از **گره‌های پنهانی**[12] نیز در آنجا وجود دارد. **لایه‌های پنهانی**[13] می توانند طول زمان محاسبه شبکه عصبی را زیاد و سرعت آن را کند کنند، اما به دلیل مسائلی چند، حضور آنها مهم و دارای مزایایی متقابل است. شبکه چندلایه می تواند مشکل طبقه بندی را در جایی که قلمرو تصمیمگیری، پیچیده و غیرخطی است، حل کند.

پارادایم یادگیری شبکه عصبی[14]

مشکل بنیادی در طرح نقشه و چگونگی انجام وظیفه طبقه بندی برای یک مدل شبکه عصبی، استخراج وزن متغیرها در نقاط ارتباطی شبکه است. یکی از راه حل‌های ممکن برای این مشکل، این است که به شبکه عصبی امکان دهیم تا با استفاده از مثالهای متعدد بیاموزد. در این نوشتار، این کار در حوزه حسابرسی مورد تمرین و بررسی قرار گرفته است. با توجه به اینکه انجام این کار نیازمند نوعی آموزش هدایت شده و مستلزم دسترسی به یک جریان مستمر از داده‌های ورودی است، الگوی **انتشار به عقب**[15] در این بررسی مورد استفاده واقع شده است. به خاطر وجود امکان مدیریت تعداد زیادی از گره های شبکه‌ای و همچنین دسترسی به ابزار و نرم افزارهای متعددی که براساس الگوی انتشار به عقب شکل گرفته، کاربرد این الگو برای منظور ما امکانپذیرتر بوده است. انتشار به عقب از دو مرحله تشکیل شده است: **انتشار پیش رو**[16] و **انتشار پس رو**[17].



شکل ۳- شبکه عصبی سه لایه

انتشار پیش رو

در انتشار پیش رو، Xi به درون واحدهای ورودی تزریق می شود. آنگاه پیامها متناسب با ماتریس **وزنهای جاری**[18] (W) در شبکه انتشار

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

می‌یابد و برونداد (Oi) توسط واحدهای خروجی ایجاد می‌شود. سپس ارزش برونداد حاصل شده (O) با برونداد مورد انتظار (d)، در هر واحد خروجی، مورد مقایسه قرار می‌گیرد. این مقدار، جهت و میزان تعدیل لازم در اوزان ارتباطی اولیه را تعیین می‌کند. یعنی:

$ej=(d_{ij}-o_{ij})+(f'(net))$ (۳)

اگر بخواهیم این موضوع را در قالب کلمات بیان کنیم، می‌شود: خطای حاصله به میزان $d_{ij}-O_{ij}$ ضرب در شیب نزولی f(net). با یادآوری آنچه در معادله شماره ۲ آمده، به خاطر دارید که:

$f(net)=1+(1+e^{-net})=j$ برونداد واقعی گره $=oj$

که همان تابع سیگموئید است. اگرچه توابع دیگر را نیز می‌توان مورد استفاده قرارداد، اما خاصیت تابع سیگموئیدی این است که همه ارزشهای f(net) را به مقادیر کمتر از ۱ تبدیل می‌کند، و بدینسان تفاوتها، هم‌مقیاس می‌شوند. افزون‌برآن، مشتق تابع سیگموئید تابع زیر است:

$Fj(net)=dj(1-aj)$ (۴)

انتشار پس‌رو (رو به عقب)

الگوریتم انتشار به عقب، نام خود را، از سازوکار تعبیه شده در آن، یعنی برگشت خطاها به عقب، به صورت لایه به لایه، از واحدهای خروجی به واحدهای ورودی، گرفته است.

این الگو یک فرایند بازگشتی را مورد استفاده قرار می‌دهد که از گره‌های خروجی آغاز شده و به عقب یعنی اولین لایه پنهانی باز می‌گردد. این نوع انتشار، وزنها را با استفاده از فرمول زیر تعدیل می‌کند:

$wj(t+1)=n(ej-oi)$ (۵)

که درآن:

Wij: وزن گره پنهانی i، یا از یک ورودی به گره j در زمان t+۱،

Oi: یا برونداد گره i، یا ورودی لایه اول،

n: ثابت یادگیری،

e_j: عامل خطا برای گره برونداد، و

اگر گره j یک **گره خروجی**[19] باشد، آنگاه:

$e_j=(d_j-oj)[o_j(1-o_j)]$ (۶)

لازم به یاداوری است که d ارزش برونداد مورد انتظار، O ارزش واقعی برونداد، و O(۱-O) همان f(net) است در حالی که f(net) همان تابع سیگموئید است.

در صورتی که گره j یک گره خروجی باشد، در این صورت:

$(\sum e_j w_{kj})[o_i(1-o_j)]$ (۷)

دامنه تغییر k برای همه گره‌های لایه‌های بالاتر از گره j است. این فرایند برای هر دوره از محاسبات تکرار می‌شود.

طراحی شبکه عصبی کاربردی حسابرسی

برخی از پژوهشگران، استفاده از **فنون یادگیری ماشینی**[20] را برای الگوسازی دانش تخصصی پیشنهاد کرده‌اند. شبکه‌های عصبی را می‌توان به همین منظور مورد استفاده قرار داد. برخلاف **سیستمهای خبره سنتی**[21] که در آنها دانش کاربردی به صورت قواعد صریح در درون سیستم جای می‌گرفتند، شبکه‌های عصبی خودشان قواعد لازم را با استفاده از مثالهای آموزشی ایجاد می‌کنند. در این سیستمها، یادگیری از طریق قواعد یادگیری انجام می‌شود که وزنهای شبکه را، در پاسخ به مثالهای درونداد و برونداد‌های میانی تعدیل می‌کند.

در جریان این بررسی، سیستم شبکه عصبی در طبقه‌بندی پرونده‌های مالیاتی، براساس برخی علامتهای موجود به کار برده شد. برونداد سیستم، تصمیم حسابرسی است (یعنی اینکه آیا حسابرسی بیشتری مورد نیاز هست یانه؟). پرونده‌ها یا موارد انتخابی برای این منظور با دقت زیادی انتخاب می‌شوند. مثالهای مورد استفاده از میان پرونده‌های حسابرسان خبره و برجسته مالیاتی گزینش می‌شود. در نتیجه، ۱۸۰ پرونده انتخاب شد که ۹۰ مورد از آنها نیاز به حسابرسی بیشتر داشتند و ۹۰ مورد دیگر، نیاز به حسابرسی بیشتر نداشتند. این نمونه از گزارشهای حسابرسی حسابرسان خبره، در پیشبینی تصمیمهای حسابرسی برای فرایند یادگیری سیستم شبکه عصبی مفید است. این گزارشها حاوی اطلاعاتی در زمینه رفتار مالیات بردرامد شرکتهاست. آن دسته از ویژگیهایی که توسط حسابرسان کارکشته برای اظهارنظر در یک پرونده استفاده می‌شد، به عنوان داده‌های ورودی، مشخص شد. این صفات یا ویژگیها که به عنوان درونداد سیستم استفاده شد، عبارت بودند از:

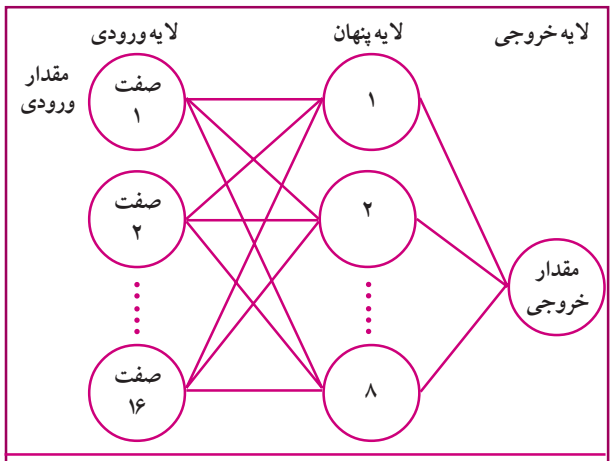
- فروش تشخیصی در مقایسه با فروش گزارش شده،
- هزینه فروش گزارش شده در مقایسه با درامد فروش گزارش شده،
- فراوانی دفعات خرید در مقایسه با فروش گزارش شده،
- موجودی پایان دوره مورد گزارش در قیاس با فروش گزارش شده،

- وامگیری از سهامداران،
- دریافتنیها از سهامداران،
- وامگیری کوتاهمدت،
- نوع کار وکسب،
- نسبت سود ویژه در مقایسه با نسبتهای استاندارد مقرر،
- نسبت سود ویژه در مقایسه با نسبت میانگین صنعت،
- نسبت سود ویژه در مقایسه با نسبت سود ویژه سال قبل،
- نسبت سود ناخالص در مقایسه با نسبت استاندارد تعیین شده،
- نسبت سود ناخالص در مقایسه با نسبت میانگین صنعت،
- نسبت سود ناخالص در مقایسه با نسبت سود ناخالص سال قبل،
- قیمت هر واحد در مقایسه با هزینه هر واحد،
- عوارض گمرکی گزارش شده به عنوان هزینه در مقایسه با عوارض گمرکی استردادی گزارش شده تحت عنوان درامد.

ارزش درونداد برای هر ویژگی تنها یکی از دو مقدار ۰ و ۱است، مقدار ۰ حاکی از وضعیت غیرعادی و عدد ۱ حاکی از وضعیت عادی است. نیمی از ۱۸۰ مورد گزارش نمونه به عنوان مجموعه آموزش دهنده، و نیم دیگر از کل نمونه‌ها به عنوان مجموعه آزمون کننده اعتبار شبکه عصبی حاصل شده، مورد استفاده قرار گرفت.

اجرای شبکه عصبی حسابرسی

محیط اجرای سیستم یک ریزکامپیوتر با پردازنده حداقل ۴۸۶ همراه با کمک پردازنده محاسباتی یا پردازنده های پنتیوم است. بسته نرم افزاری آماده‌ای به نام **برین میکر** (BRAINMAKER) که توسط شرکت **کالیفرنیا سایینتیفیک سافت ور** (California Scientific Software) عرضه شده، به دلیل کاربر پسند بودن و ارزان بودنش، برای **تولید الگوی تکامل پذیر**[۲۲] انتخاب شد. این بسته نرم‌افزاری، از الگوی یادگیری انتشار به عقب و از تابع سیگموئید به عنوان تابع انتقال، استفاده می کند. این بسته از کارایی بالایی برخوردار است. شبکه‌های دولایه و سه لایه همه مورد آزمایش قرار گرفتند. برای شبکه‌های سه لایه، تعداد مختلفی از واحدهای پنهانی مورد استفاده قرار گرفتند. سرانجام، دو شبکه، یکی بدون لایه پنهانی (دولایه)، و دیگری با یک لایه پنهانی (سه لایه)، برای عملکرد بهتر ایجاد شدند. تمامی واحدهای پنهانی به طور کامل در شبکه سه لایه با واحدهای ورودی ارتباط داده شدند. شبکه عصبی سه لایه ساخته شده در **شکل ۴** نشان داده شده است.

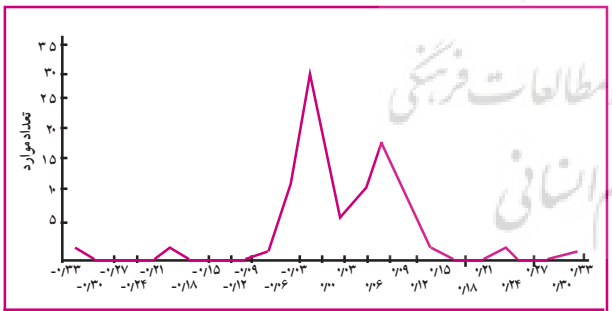


شکل ۴- شبکه عصبی سه لایه حسابرسی

ارزیابی عملکرد شبکه عصبی

جدول ۱ چگونگی محاسبه اختلاف بین ارزش برونداد ایجاد شده توسط سیستم و نیز ارزش برونداد مورد انتظار، برای ۹۰ پرونده مورد آزمون را نشان می دهد. از آنجا که زمان زیادی طول می کشد تا **گره عصبی**[۲۳] به یک نتیجه ۱+ یا صفر برسد، بنابراین هر گونه مقدار بیشتر از ۰/۹+ در لایه نهایی خروجی به عنوان ۱+ و مقادیر کمتر از ۰/۱ در لایه خروجی به عنوان صفر در نظر گرفته می شود. **شکل ۵** این مقادیر انحراف را نشان می دهد.

با نگاهی به آمار موجود در **جدول ۱**، به نظر می رسد که رویکرد شبکه عصبی عملکرد مطلوبی دارد. با بررسی توزیع ارقام برونداد، ثابت می شود که خروجی شبکه عصبی دارای توزیع نرمال است (شکل ۵).



شکل ۵- ترسیم انحراف در شبکه عصبی سه لایه

دقت در پیشبینی به عنوان معیار عملکرد، برای ارزیابی عملکرد الگوریتم مورد استفاده قرار می گیرد. این معیار توسط سایر پژوهشگران نیز برای مقایسه الگوریتمهای قیاسی مختلف، مورد استفاده قرار گرفته است. منظور از دقت پیشبینی در اینجا، تعداد مثالها یا پرونده های حسابرسی است که توسط شبکه عصبی به درستی طبقه‌بندی شده است. برای مثال، اگر ۸۰ نمونه از تعداد ۹۰

(۲) - (۱) اختلاف	(۲) مقدار خروجی شبکه عصبی	(۱) مقدار خروجی واقعی	(۲) - (۱) اختلاف	(۲) مقدار خروجی شبکه عصبی	(۱) مقدار خروجی واقعی
-۰/۰۰۹	۰/۰۰۹	۰	۰/۰۰۳	۰/۹۹۷	۱
-۰/۰۳۱	۰/۰۳۱	۰	۰/۰۹۷	۰/۹۰۳	۱
-۰/۰۲۹	۰/۰۲۹	۰	۰/۰۹۶	۰/۹۰۴	۱
-۰/۰۵۱	۰/۰۵۱	۰	۰/۱۰۰	۰/۹۰۰	۱
-۰/۰۱۱	۰/۰۱۱	۰	۰/۰۷۸	۰/۹۲۲	۱
-۰/۰۴۱	۰/۰۴۱	۰	۰/۰۸۲	۰/۹۱۸	۱
-۰/۰۱۳	۰/۰۱۳	۰	۰/۱۰۷	۰/۸۹۳	۱
-۰/۰۱۰	۰/۰۱۰	۰	۰/۰۹۰	۰/۹۱۰	۱
-۰/۰۲۰	۰/۰۲۰	۰	۰/۰۷۶	۰/۹۲۴	۱
-۰/۰۰۶	۰/۰۰۶	۰	۰/۰۷۵	۰/۹۲۵	۱
-۰/۳۱۰	۰/۳۱۰	۰	۰/۰۷۷	۰/۹۲۳	۱
-۰/۰۰۸	۰/۰۰۸	۰	۰/۰۹۰	۰/۹۱۰	۱
-۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰	۰/۰۷۸	۰/۹۲۲	۱
-۰/۰۱۴	۰/۰۱۴	۰	۰/۰۲۲	۰/۹۷۸	۱
-۰/۰۰۷	۰/۰۰۷	۰	۰/۰۴۵	۰/۹۵۴	۱
-۰/۰۰۵	۰/۰۰۵	۰	۰/۰۸۰	۰/۹۲۰	۱
-۰/۰۶۰	۰/۰۶۰	۰	۰/۰۳۳	۰/۹۶۷	۱
-۰/۰۱۱	۰/۰۱۱	۰	۰/۰۹۹	۰/۹۰۱	۱
-۰/۰۰۳	۰/۰۰۳	۰	۰/۰۵۳	۰/۹۴۷	۱
-۰/۰۲۰	۰/۰۲۰	۰	۰/۰۹۳	۰/۹۰۷	۱
-۰/۰۱۱	۰/۰۱۱	۰	۰/۰۶۶	۰/۹۳۴	۱
-۰/۰۱۳	۰/۰۱۳	۰	۰/۰۳۳	۰/۹۶۷	۱
-۰/۲۰۸	۰/۲۰۸	۰	۰/۰۷۳	۰/۹۲۷	۱
-۰/۰۱۱	۰/۰۱۱	۰	۰/۱۳۰	۰/۸۷۰	۱
-۰/۰۶۵	۰/۰۶۵	۰	۰/۰۳۳	۰/۹۶۷	۱
-۰/۰۰۳	۰/۰۰۳	۰	۰/۰۷۹	۰/۹۲۱	۱
-۰/۰۱۹	۰/۰۱۹	۰	۰/۰۹۷	۰/۹۰۳	۱
-۰/۰۵۷	۰/۰۵۷	۰	۰/۰۷۹	۰/۹۲۱	۱
-۰/۰۳۸	۰/۰۳۸	۰	۰/۰۲۹	۰/۹۷۱	۱
-۰/۰۲۳	۰/۰۲۳	۰	۰/۰۱۱	۰/۹۸۹	۱
-۰/۰۳۹	۰/۰۳۹	۰	۰/۰۵۰	۰/۹۵۰	۱
-۰/۰۳۱	۰/۰۳۱	۰	۰/۳۰۱	۰/۶۹۹	۱
-۰/۰۲۵	۰/۰۲۵	۰	۰/۰۵۸	۰/۹۴۲	۱
-۰/۰۰۲	۰/۰۰۲	۰	۰/۰۲۲	۰/۹۷۸	۱
-۰/۰۵۵	۰/۰۵۵	۰	۰/۰۸۳	۰/۹۱۷	۱
-۰/۰۳۳	۰/۰۳۳	۰	۰/۰۶۷	۰/۹۳۳	۱
-۰/۰۱۰	۰/۰۱۰	۰	۰/۰۳۰	۰/۹۷۰	۱
-۰/۰۱۸	۰/۰۱۸	۰	۰/۰۷۳	۰/۹۲۷	۱
-۰/۰۱۸	۰/۰۱۸	۰	۰/۰۳۴	۰/۹۶۶	۱
-۰/۰۱۲	۰/۰۱۲	۰	۰/۰۷۵	۰/۹۲۵	۱
-۰/۰۱۱	۰/۰۱۱	۰	۰/۱۰۱	۰/۸۹۹	۱
-۰/۰۱۰	۰/۰۱۰	۰	۰/۲۲۴	۰/۷۶۶	۱
-۰/۰۳۱	۰/۰۳۱	۰	۰/۱۰۰	۰/۹۰۰	۱
-۰/۰۱۱	۰/۰۱۱	۰	۰/۰۳۹	۰/۹۶۱	۱
-۰/۰۲۷	۰/۰۲۷	۰	۰/۰۷۹	۰/۹۲۱	۱

جدول ۱- مقادیر انحراف در شبکه عصبی سه لایه حسابرسی

نمونه آزمون به درستی طبقه بندی شده باشند، دقت پیشبینی ۸۹ درصد است.

اعتبارسنجی نتایج در **جدول ۲** نشان داده شده است. شبکه عصبی سه لایه عملکرد بهتری در مقایسه با شبکه عصبی دو لایه داشته است.

اثربخشی یک الگوریتم (مثلاً انتشار به عقب) در شناسایی ویژگیهای ساختاری یک دسته از داده‌های آموزشی (یعنی مثالهای مورد استفاده در ایجاد الگوی شبکه عصبی) می‌تواند به عنوان یک رابط مفید بین مقادیر صفات و تصمیم گرفته شده در مورد طبقه‌بندی عمل کند.

چنانچه مجموعه داده‌های آموزشی، نماینده خوبی از قلمرو

شبکه عصبی دولایه	شبکه عصبی سه لایه	ID۳
۹۴/۰	۹۵/۰	۹۰/۰

جدول ۲- دقت نسبی پیشبینی (درصد)

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مشکل تحت بررسی باشد و آن حوزه شباهتهایی ساختاری بین صفات و نوع تصمیم درباره طبقه‌بندی را نشان دهد، آنگاه یک الگوریتم اثربخش می تواند این ساختار را شناسایی کند.

نتیجه گیری

در حالی که دقت در پیشبینی برای شبکه عصبی حسابرسی دولایه، ۹۴ درصد، و برای شبکه عصبی سه لایه، ۹۵درصد است، به نظر می رسد که شباهت زیادی بین طبقه بندی واقعی و نتایج طبقه بندی شبکه وجود دارد. این طور به نظر می رسد که ۱۶ صفت درنظر گرفته شده به‌عنوان نشانه‌های گریز از مالیات، در پیشبینی، کاملاً اثربخش عمل کرده‌اند.

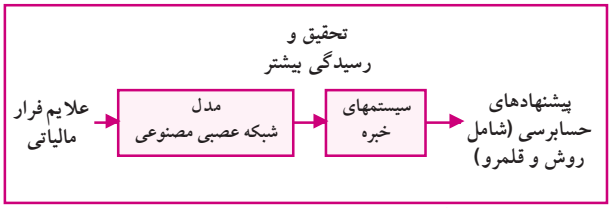
لازم است دو پژوهش دیگر نیز انجام شود. اولاً، چگونه می توان فهمید که چه مقدار داده آموزشی کافی است؟ این سئوالی است که باید کاملاً درمورد آن بررسی شود، گرچه بررسیهای اخیر به نظریه هایی در مورد حد پایین تعداد مثالهای مورد نیاز برای آموزش، دست پیدا کرده اند. **کوئین لان** (Quinlan, 1983) برخی تحقیقات مقدماتی را در ارتباط با براورد اندازه نمونه آموزشی لازم، انجام داده است.

هنوز هیچ تئوری مدونی در این زمینه وجود ندارد که جنبه کاربردی داشته باشد. ثانیاً نیاز به ابزارهای بهتری برای تخمین زمان همگرایی وجود دارد. برخی از شبکه‌های عصبی از جمله انتشار به عقب، را نمی‌توان برای ایجاد همگرایی مورد استفاده قرارداد. بنابراین، گاه کاربر آن را پس از چند نوبت آزمایش، کنار می‌گذارد، بدون آنکه بداند با چند نوبت آزمایش بیشتر، همین الگوریتم او را به نتیجه خواهد رساند.

برای بسیاری از افراد این سئوال مطرح می‌شود که: "آیا شبکه‌های عصبی می توانند در آینده جایگزین سیستمهای خبره شوند؟" شبکه های عصبی برای کار رده‌بندی الگوها بسیار اثربخش عمل می کنند. با این حال، شبکه‌های عصبی، خیلی از کارهایی را که سیستمهای خبره خوب از عهده انجامشان برمی‌آمدند، نمی‌توانند انجام دهند.

پژوهش در مورد شبکه‌های عصبی مصنوعی در ابتدای راه

یک سیستم دوگانه خبره که ترکیبی از شبکه عصبی و سیستم خبره است، موضوعی جالب توجه برای بررسیهای جدید بوده است که چارچوب آن در **شکل ۶** نشان داده شده است.



شکل ۶- یکپارچگی سیستم خبره حسابرسی و شبکه عصبی حسابرسی

با بررسی پرونده های قبلی حسابرسی شده توسط کارشناسان، صفات کلیدی مشخص کننده موضوع گریز از مالیات را می توان به عنوان درونداد و برونداد مدل شبکه عصبی به کار برد. در اینجا گویی تصمیمگیری در مورد لزوم بررسی بیشتر در مورد یک پرونده حسابرسی به سیستم خبره واگذار شده و پیشنهاد حسابرسی برای حسابرسان، برونداد سیستم خبره است.

در حالی که بررسی در مورد ایجاد و کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی هنوز در مراحل ابتدایی است، انجام این کار ممکن است در نهایت به افزایش شناخت از عملکرد اساسی هوش انسان بینجامد و شاید منجر به اختراع نخستین ماشینهای هوشمند واقعی حسابرسی شود.

منبع :

Managerial Auditing Journal, Vol.9 No.3, MCB University Press,1994

پانوشتها:

1- Expert Systems
2- Artificial Intelligence
3- Neurocomputing
4- Artificial Neural Network
5- Input
6- Output
7- Auditing Expertise
8- Neural Network Theory
9- Single-layer Neural Network
10- Sigmoid function
11- Multi-layered Neural Network
12- Hidden nodes
13- Hidden layers
14- Neural Network Learning Paradigm
15- Back propagation
16- Forward propagation
17- Backward propagation
18- Current weight matrix
19- Output node
20- Machine Learning Techniques
21- Traditional Expert Systems
22- Prototyping
23- Neurode