بررسی‌های حسابداری و حسابرسی
دانشکده مدیریت دانشگاه تهران
دوره ۲۰، شماره ۱
بهار ۱۳۹۲
صص ۱۸-۱

الگوسازی و پیش‌بینی EPS شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران با رویکرد شبکهٔ عصبی GMDH

علی اصغر انواری رستمی[۱]، عادل آذر[۲]، محمد نوروزی[۳]

چکیده: پیش‌بینی سود هر سهم و تغییرات آن، یک رویداد اقتصادی است که از دیرباز مورد علاقهٔ سرمایه‌گذاران، مدیران، تحلیل‌گران مالی و اعتباردهندگان بوده است. در این پژوهش از شبکهٔ عصبی GMDH که ابزاری با قابلیت بالا در مسیریابی و تشخیص روندهای غیرخطی پیچیده با تعداد مشاهدات محدود است، برای الگوسازی و پیش‌بینی سود هر سهم از شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران استفاده شده است. ابتدا الگویی شامل هشت نسبت مالی طراحی و سپس با استفاده از فرآیند قیاسی و نیز کنارگذاشتن هر متغیر از الگوی بنیادی، در مجموع هشت مدل اجرا شد. نتایج نشان داد، الگوهای حاصل از کنار گذاشتن بازده دارایی‌ها، نسبت جاری و بازده سرمایه از الگوی بنیادی، به‌ترتیب بیشترین تأثیر را در کاهش خطای پیش‌بینی سود هر سهم دارند. همچنین گردش موجودی کالا و دوره وصول مطالبات، دارای اثر مضاعف در کاهش خطا هستند. درنهایت برتری شبکهٔ عصبی GMDH در دقت پیش‌بینی سود هر سهم نسبت به روش ARIMA، بر اساس معیارهای خطا نیز مورد تأیید قرار گرفت.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

واژه‌های کلیدی: نسبت‌های مالی، سود هر سهم، شبکهٔ عصبی GMDH، روش ARIMA.

۱. استاد و مدیر گروه حسابداری دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
۲. استاد و مدیر گروه مدیریت صنعتی دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
۳. کارشناس ارشد مدیریت بازرگانی (مالی)، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۱/۰۸/۱٤
تاریخ پذیرش نهایی مقاله: ۱۳۹۱/۱۱/۲۹
نویسنده مسئول مقاله: علی اصغر انواری رستمی
E-mail: anvary@modares.ac.ir

مقدمه

تصمیم‌های مربوط به آینده، همواره با ابهام و عدم اطمینان روبه‌روست و کسانی در رقابت پیروز می‌شوند که بتوانند آینده را پیش‌بینی و دست‌کم اطلاعاتی در خصوص آن داشته باشند و بر اساس آن تصمیم‌گیری کنند. با گسترش علم، امکان پیش‌بینی مطلوب آینده فراهم شده است. پیش‌بینی آینده در عرصه پویای اقتصاد و بازار سرمایه، یکی از مهم‌ترین مسائل مورد بحث در علوم مالی بوده است. معمولاً برای پیش‌بینی وقایعی که در آینده رخ می‌دهد، به اطلاعات به‌دست‌آمده از رویدادهای تاریخی اتکا می‌شود. به این ترتیب که داده‌های گذشته تجزیه و تحلیل می‌شود تا از آن، الگویی قابل تعمیم به آینده کسب شود. در اغلب روش‌های پیش‌بینی، فرض بر این است که روابط بین متغیرها در آینده نیز ادامه خواهد داشت (فلاح شمس، ۱۳۸۸).

یکی از راه‌های کمک به سرمایه‌گذاران، ارائهٔ الگوهای پیش‌بینی دربارهٔ وضعیت مالی شرکت‌ها است. هرچه پیش‌بینی به واقعیت نزدیکتر باشد، مبنای تصمیم‌های صحیح‌تری قرار خواهد گرفت. پیش‌بینی سود حسابداری و تغییرات آن یک رویداد اقتصادی است که از دیرباز مورد علاقه سرمایه‌گذاران، مدیران، تحلیل‌گران مالی، محققان و اعتباردهندگان بوده است. این توجه ناشی از استفاده از سود در مدل‌های ارزیابی سهام، کمک به کارکرد کارای بازار سرمایه، ارزیابی توان پرداخت، ارزیابی ریسک و ارزیابی عملکرد واحد اقتصادی است. در بسیاری از کشورهای جهان، اهمیت این رقم به‌میزانی است که آن را یکی از معیارهای اساسی مؤثر در تعیین قیمت سهام می‌دانند و در مدل‌های ارزش‌یابی سهام نیز، به‌طور گسترده‌ای از آن استفاده می‌کنند.

هنگامی‌که رگرسیون‌های استاندارد با فرم حاصل‌ضرب به‌دلیل پیچیدگی محاسبات و مشکل وابستگی خطی به نتیجه نرسیدند، در سال ۱۹۶۶ ایواخننکو[1] روشی برای ساخت یک چندجمله‌ای گسترده با مراتب بالا به نام الگوریتم GMDH[2] یا روش سازماندهی کردن داده، معرفی کرد. این روش برای سیستم‌های پیچیده با ساختار نامشخص که تحلیل‌گر علاقه‌مند به درک روابط بین متغیرهای ورودی و خروجی با مراتب بالاست، ایده‌آل است. الگوریتم ایواخننکو روشی اکتشافی است که دانش را از ذات و طبیعت داده‌ها استخراج می‌کند و مانند تحلیل‌های رگرسیونی، برپایه یک بنیان ثابت نظری نیست.

مشکل اساسی در مدل‌سازی سیستم‌های پیچیده مانند مسائل اقتصادی، اجتماعی و مسائلی که در آنها فرآیند رفتاری و سازه داده‌ها نامشخص است، موضوع پیش‌داوری محقق در مورد

1. Ivakhnenko
2. Group Method of Data Handling

ساختار مدل است. از آنجاکه امکان دارد سیستم مورد نظر گسترده و پیچیده باشد، ممکن است در بهترین حالت فروض اولیه مدل‌ساز، تنها حدس‌های مبهم باشد (Callen, Kwan, Yip, & Yuan, 1996). بنابراین نتایج به‌دست‌آمده در این شرایط، ماهیت مبهم، دوپهلو و اغلب کیفی دارند؛ اما در روش پیشنهادی ایواخننکو، محقق بدون آنکه فروضی در مورد نحوهٔ عملکرد درونی سیستم در نظر بگیرد، مدل‌هایی را برای تحلیل و پیش‌بینی پیچیدگی‌ها می‌سازد. ایده اصلی این الگوریتم، طراحی یک مدل بهینه پیچیده است که فقط مدل را بر پایه داده‌ها و اطلاعات طراحی می‌کند و هیچ‌گونه پیش‌زمینه نظری از نحوه عملکرد داده‌ها از سوی محقق انجام نمی‌گیرد. در بازار سهام نیز پیش‌بینی می‌شود که روابط پیچیده‌ای بین نسبت‌های مالی و سود هر سهم وجود داشته باشد. از آنجا که درک نظری کامل و جامعی در خصوص این روابط و تعامل بین متغیرهای مذکور وجود ندارد، استفاده از شبکهٔ عصبی هوشمند برای الگوسازی این روابط، رویکرد مفیدی است. بنابراین هدف اجرای این پژوهش، به‌روزرسانی دانش سرمایه‌گذاران و به‌ویژه سرمایه‌گذاران نهادی بازار در شناسایی نسبت‌های مالی مؤثر بر سود هر سهم با استفاده از شبکهٔ عصبی GMDH است.

پیشینه پژوهش

جنت رستمی (۱۳۷۸)، در پژوهشی به بررسی نقش و قابلیت سود در پیش‌بینی سود و جریان‌های نقدی آتی سرمایه‌گذاری در سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس و اوراق بهادار تهران پرداخت و به این نتیجه دست یافت که ارتباط معناداری بین سودهای گذشته و سود دورهٔ آتی وجود دارد (جنت رستمی، ۱۳۷۸).

مهدوی و رستگاری (۱۳۸۶) در پژوهش خود به این نتیجه رسیدند که سود عملیاتی دورهٔ جاری، جریان نقدی عملیاتی و ارزش افزوده اقتصادی، توانایی پیش‌بینی سود دورهٔ بعد را دارند؛ اما توانایی پیش‌بینی سود عملیاتی از بقیه بیشتر است (مهدوی و رستگاری، ۱۳۸۶).

ملکیان و همکاران (۱۳۸۹) در پژوهشی به شناسایی عوامل مؤثر بر سود پیش‌بینی‌شدهٔ شرکت‌ها در بورس اوراق تهران پرداختند. عوامل مورد بررسی آنها اندازه، عمر، دوره پیش‌بینی، اهرم مالی، دفعات تجدید نظر، گزارش حسابرس، حضور در تالار اصلی یا فرعی و نوع صنعت بود که نتایج بیانگر رابطه منفی بین دوره پیش‌بینی، اهرم مالی و عمر شرکت با دقت پیش‌بینی بوده و وجود رابطه بین گزارش حسابرس با دقت پیش‌بینی مورد تأیید قرار گرفت؛ اما در سایر موارد رابطه معناداری بین متغیرهای بررسی شده با دقت پیش‌بینی یافت نشد (ملکیان و همکاران، ۱۳۸۹).

مهام (۱۳۷۹) اثر گزارش اجزای سود حسابداری بر افزایش توان پیش‌بینی سود را طی ۱۶ سال در ۵۲ شرکت، سال بر اساس شش مدل بررسی کرد. سود متغیر وابسته تعریف شد. متغیر مستقل مدل اول، بازده حقوق صاحبان سهام بود و در مدل‌های دوم تا ششم، به‌ترتیب متغیرهای بیشتری که تشکیل دهندهٔ اجزای سود هستند، اضافه شد. نتایج حاصل از رگرسیون چرخشی و ساده بر مبنای R^2 و نیز نتایج آزمون‌های F و ویلکاکسون نشان می‌دهد که مدل ششم (شامل متغیرهای نسبت اقلام خاص، نسبت سایر درآمدها و هزینه‌ها، نسبت هزینه‌های مالی، نسبت هزینه‌های عملیاتی، نسبت فروش و نسبت بهای تمام شده کالای فروش رفته) بالاترین R^2 را داشت و آزمون‌های F و ویلکاکسون نیز، تأیید کنندهٔ افزایش توان پیش‌بینی سود با افزایش اجزای تشکیل دهندهٔ سود بودند (مهام، ۱۳۷۹).

بیگر و ماچر (۲۰۱۰) اثر مدیریت سرمایه در گردش را بر سودآوری شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار ویتنام، در بازه زمانی ۲۰۰۸-۲۰۰۶ بررسی کردند. در این مقاله تلاش شده تا ارتباط میان چرخه تبدیل وجه نقد و نقدینگی بر سودآوری شرکت‌ها بررسی شود. نتایج نشان می‌دهد، میان چرخه تبدیل وجه نقد با سودآوری، ارتباط منفی معناداری وجود دارد. همچنین رابطه منفی معناداری نیز بین نقدینگی و سودآوری این شرکت‌ها برقرار است (Gill, Biger, & Mathur, 2010)

توماس و ژانگ (۲۰۰۲) در پژوهشی با ۳۹۳۱۵ مشاهده بین سال‌های ۱۹۷۰ تا ۱۹۹۷، به بررسی ارتباط بین تغییرات موجودی کالا و بازده‌های آتی شرکت‌ها پرداختند. نتایج پژوهش آنان نشان داد که ارتباط معکوس بین اقلام تعهدی و بازده‌های غیر عادی آتی شرکت‌ها، کاملاً از تغییرات در موجودی کالا ناشی می‌شود. آنها بیان کردند که موجودی کالا عامل تعیین‌کننده بسیار مهمی برای عملکرد و ارزش شرکت است (Thomas & Zhang, 2002).

گارود و ریس (۱۹۹۹)، شش متغیر حقوق صاحبان سهام، سود خالص، گردش وجه نقد عملیاتی، سه نوع از متغیرهای اقلام تعهدی، سودهای تقسیمی و قیمت سهام را متغیرهای بنیادی دانسته و برای پیش‌بینی تغییرات در سود آتی مورد آزمون قرار دادند. نتایج اولیه حاکی از آن است که جریان وجه نقد عملیاتی و اقلام تعهدی، اگر با سود خالص ترکیب شوند، قدرت پیش‌بینی افزایش می‌یابد (Garrod & Rees, 1999).

چاریتو و همکارانش (۲۰۰۰) پژوهشی در ژاپن با عنوان "مربوط بودن ارزش سودها و گردش وجوه نقد" انجام دادند. نتایج پژوهش آنها نشان می‌داد که سودها و گردش وجوه نقد هر دو در پیش‌بینی سودهای آتی مؤثرند (Charitou, Clubb, & Andreou, 2000).

گراهام، داد و کاتل (۱۹۳۴) در مطالعات خود برای پیش‌بینی سود آتی، از مطالعه و بررسی سودهای گذشته در طول زمان استفاده کردند و اعتقاد داشتند که تنها راه پیش‌بینی سود، استفاده از متوسط سودهای گذشته است (Graham, Dodd, & Cottle, 1934)؛ اما لیو (۱۹۹۳) در بررسی‌های خود دریافت که غیر از سری‌های زمانی سودهای گذشته، اطلاعات دیگری نیز می‌تواند در پیش‌بینی سودهای آتی مؤثر باشد (Lev & Thiagarajan, 1993).

آباربانل و بوشی (۱۹۹۷) از رگرسیون خطی چند متغیره برای پیش‌بینی سود آتی استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که ممکن است برخی از متغیرهای حسابداری با سود هر سهم و سود آتی رابطهٔ غیر خطی داشته باشند (Abarbanell & Bushee, 1997)، در واقع نتیجهٔ پژوهش آباربانل و بوشی، آغازی در به‌کارگیری مدل‌های غیرخطی در پیش‌بینی سود و سود هر سهم بود. در پی این نتیجه‌گیری، ژانگ و همکاران در سال ۲۰۰۴، پژوهشی را که شامل ۲۸۳ شرکت در قالب ۴۱ صنعت بود با استفاده از مدل خطی و شبکهٔ عصبی انجام دادند و در آن، به پیش‌بینی سود هر سهم پرداختند. از هفت متغیر بنیادی حسابداری موجودی کالا، دارایی جاری، حساب‌های دریافتنی، حاشیه سود ناخالص، هزینه‌های اداری و فروش، نرخ مؤثر مالیاتی و بهره‌وری نیروی کار استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی سود هر سهم، عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های خطی که تاکنون مورد استفاده قرار می‌گرفت، از خود نشان دادند (Cheng, Hsu, & Huang, 2009). افزون بر این، ویز و همکاران (۲۰۰۸) بیان می‌کنند که تغییرات موجودی کالا بین سال‌های ۱۹۹۰ و ۲۰۰۰ به‌طور بااهمیتی قادر به پیش‌بینی سودهای آینده است (Weiss, Naik, & Tsai, 2008).

کائو و گان (۲۰۰۹) برای پیش‌بینی سود هر سهم، متغیرهای مورد استفاده در پژوهش ژانگ را مورد بررسی قرار دادند. آنها برای پیش‌بینی، از شبکه‌های عصبی و الگوریتم ژنتیک استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که مدل شبکهٔ عصبی با وزن‌های برآورد شده به‌وسیلهٔ الگوریتم ژنتیک، عملکرد مناسب‌تری نسبت به مدل شبکهٔ عصبی با وزن‌های برآورد شده به‌وسیلهٔ الگوریتم پس انتشار در پیش‌بینی سود هر سهم دارد (Cao & Gan, 2009)

چنگ و همکاران (۲۰۰۹) با استفاده از مدل آنفیس[1] به پیش‌بینی سود هر سهم صنعت برق کشور تایوان پرداخته و از متغیرهای متوسط دورهٔ وصول مطالبات، درصد تغییر در دورهٔ وصول مطالبات، حاشیه سود خالص، بازده دارایی‌ها، گردش موجودی و حاشیهٔ سود عملیاتی به کل دارایی‌ها استفاده کردند. آنها به این نتیجه رسیدند که عملکرد مدل آنفیس در پیش‌بینی سود هر سهم در برخی دوره‌ها مناسب و مطلوب و در برخی دیگر، ضعیف بوده است. علاوه‌بر این، بر

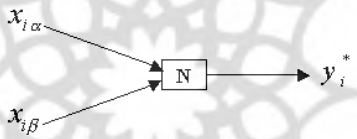
1. ANFIS

وجود رابطهٔ غیر خطی بین سود هر سهم و متغیرهای حسابداری مورد استفاده، تأکید مجدد شده است (Cheng et al., 2009)

هال و ویس (۱۹۶۷) در پژوهشی به بررسی اهرم، نسبت بدهی و سودآوری برای ۱۱ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار پاکستان پرداختند. آنها دریافتند که اهرم مالی، اثر مثبت معناداری بر سودآوری دارد. همچنین میان نسبت بدهی و سودآوری آنها یک رابطهٔ منفی وجود دارد (Hall & Weiss, 1967).

شبکهٔ عصبی GMDH

شبکه عصبی GMDH، شبکه‌ای خود سازمان‌ده و یک‌سویه است که از چندین لایه و هر لایه نیز از چندین نرون تشکیل یافته است (Anastasakis & Mort, 2001). تمامی نرون‌ها از ساختار مشابهی برخوردارند؛ به‌طوری که دارای دو ورودی و یک خروجی هستند . هر نرون با ۵ وزن و یک بایاس، عمل پردازش را میان داده‌های ورودی و خروجی بر اساس رابطه شماره ۱ برقرار می‌کند.



رابطه ۱)

$$y_{ik}^* = N(x_{i\alpha}, x_{i\beta}) = b^k + w_1^k x_{i\alpha} + w_2^k x_{i\beta} + w_3^k x_{i\alpha}^2 + w_4^k x_{i\beta}^2 + w_5^k x_{i\alpha} x_{i\beta}$$

که در آن؛

$N, (i = 1,2,3,\ldots., N)$: تعداد داده‌های ورودی و خروجی؛

$(K = 1,2,3,\ldots, C_m^2)$، $\alpha, \beta \in \{1,2,3,\ldots m\}$؛ m تعداد نرون‌های لایه قبلی است.

وزن‌ها بر اساس روش‌های کمترین مربعات خطا محاسبه شده و سپس به‌منزله مقادیر مشخص و ثابت، در داخل هر نرون جای‌گذاری می‌شود. ویژگی ممتاز این نوع شبکه آن است که نرون‌های مرحله قبلی یا لایه قبلی، عامل و مولد تولید نرون‌های جدید به تعداد $C_m^2 = \frac{m(m-1)}{2}$ هستند و از میان نرون‌های تولید شده، به‌اجبار تعدادی از آنها حذف شده تا بدین وسیله از واگرایی شبکه جلوگیری شود.

نرون‌هایی که برای ادامه و گسترش شبکه باقی می‌مانند، امکان دارد برای ایجاد فرم همگرایی شبکه و عدم ارتباط آنها با نرون لایه آخر حذف شوند. به این لایه‌ها در اصطلاح نرون

غیر فعال می‌گویند. معیار گزینش و حذف مجموعه‌ای از نرون‌ها در یـک لایـه، درصـد مجمـوع مربعات خطا (r_j^2) میان مقادیرخروجی واقعی (y_i) و خروجی نرون j ام (y_{ij}^*)است.

$$r_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N} (y_i - y_{ij}^*)^2}{\sum_{i=1}^{N} y_i^2}$$ رابطه ۲)

که در آن $j \in \{1,2,3,\ldots,C_m^2\}$ و m تعداد نرون‌های گزینش شـده در لایـه قبلـی اسـت (Noori, Hoshyaripour, Ashrafi, & Araabi, 2010).

نگاشتی که بین متغیرهای ورودی و خروجی توسط این نـوع از شـبکه‌هـای عصـبی برقـرار می‌شود، به‌صورت تابع غیر خطی ولتـرا و بـه‌شـکل رابطـه شـماره ۳ اسـت (Ivakhnenko & Müller, 1995)

$$\hat{y} = a_0 + \sum_{i=1}^{m} a_i x_i + \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m} a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m}\sum_{k=1}^{m} a_{ijk} x_i x_j x_k + \cdots$$ رابطه ۳)

ساختاری که برای نرون‌ها در نظر گرفته شده، به‌صورت فرم خلاصه شـدهٔ دو متغیـره درجـه دوم است (رابطه ۴):

$$y_i = f(x_{ip}, x_{iq}) = a_0 + a_1 x_{ip} + a_2 x_{iq} + a_3 x_{ip} x_{iq} + a_4 x_{ip}^2 + a_5 x_{iq}^2$$ رابطه ۴)

تابع f دارای شش ضریب مجهول است که بـه‌ازای تمـام نمونـه‌هـای دو متغیـر وابسـته بـه سیسـتم $\{(x_{ip}, x_{iq}), i = 1,2,\ldots,N\}$، خروجـی مطلـوب $\{(y_i), i = 1,2,\ldots,N\}$ را بـرآورد می‌کند (Atashkari, Nariman-Zadeh, Gölcü, Khalkhali, & Jamali, 2007). تابع f را بر اساس قاعده کمترین مربعات خطا پایه‌ریزی می‌کنیم (رابطه ۵).

$$Min \sum_{k=1}^{N} \left[(f(x_{ki}, x_{kj}) - y_i)^2 \right]$$ رابطه ۵)

براین اساس دستگاه معادله‌ای را حل می‌کنیم که دارای شش مجهول و N معادله است.

$$\begin{cases} a_0 + a_1 x_{1p} + a_2 x_{1q} + a_3 x_{1p} x_{1q} + a_4 x_{1p}^2 + a_5 x_{1q}^2 = y_1 \\ a_0 + a_1 x_{2p} + a_2 x_{2q} + a_3 x_{2p} x_{2q} + a_4 x_{2p}^2 + a_5 x_{2q}^2 = y_2 \\ \vdots \\ a_0 + a_1 x_{Np} + a_2 x_{Nq} + a_3 x_{Np} x_{Nq} + a_4 x_{Np}^2 + a_5 x_{Nq}^2 = y_N \end{cases}$$ رابطه ۶)

دستگاه معادله فوق را می‌توان به‌شکل ماتریسی نمایش داد (رابطه ۷):

رابطه ۷)
$$Aa = Y$$

که در آن:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & x_{1p} & x_{2q} & x_{1p}x_{1q} & x_{1p}^2 & x_{1q}^2 \\ 1 & x_{2p} & x_{2q} & x_{2p}x_{2q} & x_{2p}^2 & x_{2q}^2 \\ : & : & : & :: & : & : \\ 1 & x_{NP} & x_{Nq} & x_{Np}x_{Nq} & x_{Np}^2 & x_{Nq}^2 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{a} = \{a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\}^T$$

$$\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, y_3, \ldots y_N\}$$

برای حل معادله لازم است که شبه‌معکوس ماتریس غیر مربعی A محاسبه شود.

متغیرهای پژوهش

در پژوهش پیش رو با مرور مطالعات داخلی و خارجی گذشته، برای برآورد الگو از متغیرهای ارائه شده در جدول شماره ۱ استفاده شده است. نسبت‌های مذکور را به‌منزلهٔ عوامل تعیین‌کنندهٔ سود هر سهم در قالب الگوهای مختلف مورد استفاده قرار داده و عملکرد پیش‌بینی آنها را با یکدیگر مقایسه می‌کنیم.

جدول ۱. نسبت‌های مالی مؤثر بر سود هر سهم در الگوی بنیادی

ردیف	نسبت	علامت اختصاری
۱	حاشیهٔ سود خالص	PM
۲	بازده دارایی‌ها	ROA
۳	بازدهی سرمایه	ROE
۴	سرمایه در گردش	WC
۵	گردش موجودی کالا	IT
۶	دورهٔ وصول مطالبات	DIR
۷	نسبت بدهی	TDR
۸	نسبت جاری	CA

برای اندازه‌گیری میزان تأثیرگذاری نسبت‌های مورد نظر در الگوهای مختلف، از نرم‌افزار محاسباتی متلب[1] با هدف کمینه‌کردن خطای مدل‌سازی و پیش‌بینی استفاده شده است (Chen & Xu, 2006). بنابراین پژوهش پیش رو، از نظر هدف کاربردی و از نظر شیوه، توصیفی است. طرح آن از نوع شبه‌تجربی و با استفاده از رویکرد پس‌آزمون است.

جامعه آماری این پژوهش کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران هستند که از ابتدای سال ۱۳۸۶ تا پایان سال ۱۳۹۰ در بورس فعال بودند. نمونه‌های انتخابیِ این پژوهش، ۴۵۰ سال/ شرکت در قالب ۲۴ صنعت فعال بورس در دوره زمانی مربوطه بوده است که به‌صورت تصادفی و روش نمونه‌گیری خوشه‌ای انتخاب شدند. از آنجایی که تعداد زیادی از مشاهدات برای آموزش شبکه استفاده شده‌اند (۱۳۹۰-۱۳۸۶)، بنابراین بازه پیش‌بینی درون نمونه‌ای (مرحله آزمون)، حد فاصل بین سال‌های ۱۳۸۹-۱۳۸۶ است. پیش‌بینی سال ۱۳۹۰ نیز، برای پیش‌بینی یک گام به جلوی خارج از نمونه برآورد شده است. برای انتخاب نمونه، محدودیت‌های زیر به‌منزله ویژگی‌هایی لحاظ شدند که دست‌کم نمونه‌ها باید داشته باشند:

۱. سال مالی آنها پایان اسفند ماه باشد و طی سال‌های ۹۰-۸۶ تغییری در سال مالی ایجاد نکرده باشند.
۲. شرکت‌ها در گروه شرکت‌های سرمایه‌گذاری و واسطه‌گری نباشند.
۳. طی دورهٔ مورد نظر، در بورس فعالیت‌های مستمر داشته باشند.

برای جمع‌آوری داده‌ها و اطلاعات، از روش کتابخانه‌ای استفاده شده است. قسمت مبانی نظری از کتاب‌ها، مجله‌ها و تارنماهای تخصصی فارسی و لاتین و داده‌های مالی مورد نیاز با استفاده از نرم‌افزار رهاورد نوین گردآوری شده است. در این پژوهش از دو روش برای مدل‌سازی و پیش‌بینی سود هر سهم با رویکرد شبکهٔ عصبی GMDH به‌شرح زیر استفاده شده است:

پیاده‌سازی فرآیند قیاسی در الگوی بنیادی

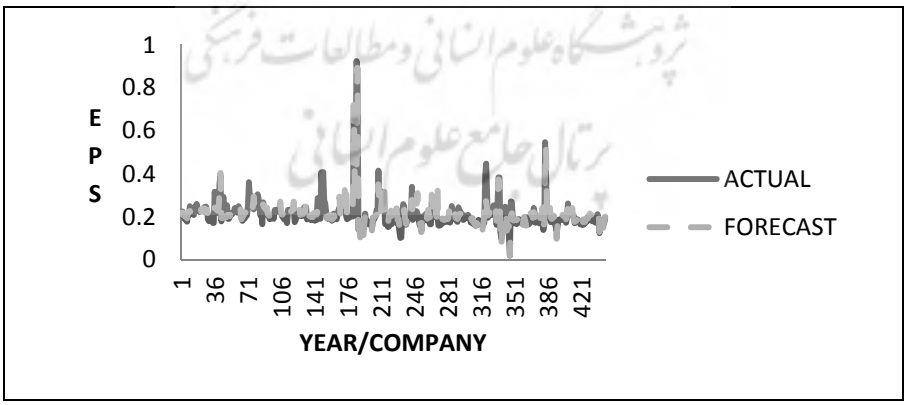
در این روش با توجه به قابلیت الگوریتم GMDH در غربال‌سازی و تشخیص روندهای غیرخطی، از یک فرآیند قیاسی (Ivakhnenko & Ivakhnenko, 1995)، بر اساس یک الگوی بنیادی، متشکل از هشت متغیر به شرح جدول شماره ۱ استفاده شده است. نتایج حاصل از برازش متغیرهای الگوی بنیادی روی متغیر هدف، به‌وسیلهٔ شبکهٔ عصبی GMDH به‌شرح جدول شماره ۲ است:

1. MATLAB

جدول ۲. نتایج حاصل از خروجی شبکهٔ عصبی GMDH برای الگوی بنیادی با هشت متغیر ورودی

ردیف	عنوان	توضیحات
۱	نسبت‌های حذف شده	ROA ,CA
۲	متغیرهای با اثر مضاعف	PM, TDR
۳	RMSE	۰/۰۲۵
۴	MAPE	۰/۰۳
۵	درصد خطای پیش‌بینی	۱۱/۳
۶	درصد دقت پیش‌بینی	۸۷/۶
۷	ضریب نابرابری تایل	۰/۴۱

یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های الگوریتم GMDH، توانایی شناسایی و حذف متغیرهای زائد است (Khatibi, Ghorbani, Kashani & Kisi, 2011). بدین ترتیب نسبت‌هایی که در جریان مدل‌سازی اثر کمتری (یا بدون تأثیر) بر متغیر هدف داشته‌اند، از الگو حذف می‌شوند. بازده دارایی‌ها و نسبت جاری در فرآیند مدل‌سازی از الگو حذف شده و در مقابل حاشیهٔ سود خالص، نسبت بدهی دارای اثر مضاعف بوده‌اند. در جدول بالا معیارهای اندازه‌گیری خطای پیش‌بینی در مرحلهٔ آزمون شبکهٔ عصبی آورده شده است. معیارهای اندازه‌گیری خطا، نشان‌دهندهٔ دقت بالا و صحت پیش‌بینی هستند. مقدار آماره تایل (کمتر از ۰/۵۵)، نشان‌دهندهٔ صحت بالای مدل‌سازی شبکهٔ عصبی GMDH است. شکل شماره ۱، مقادیر واقعی و پیش‌بینی الگوی بنیادی را نشان می‌دهد.



شکل ۱. نمودار مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شدهٔ سود هر سهم برای الگوی بنیادی

در هر مرحله از فرآیند قیاسی، ورودی‌های شبکهٔ عصبی، متغیرهای مؤثر شناخته‌شده در مرحله پیش هستند. بدین ترتیب با کنار گذاشتن متغیر حذف شده از الگوی بنیادی، الگوی نهایی قیاسی، شامل شش نسبت بوده که در جدول شماره ۳ به‌همراه نتایج حاصل از خروجی برنامه نشان داده شده است.

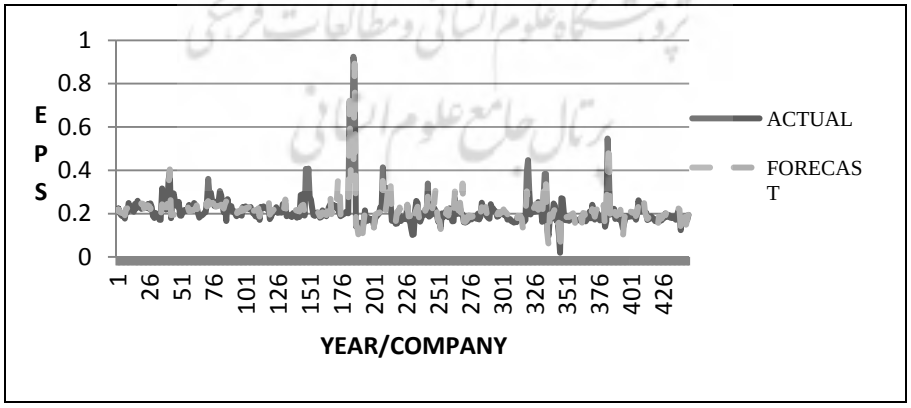
جدول ۳. نتایج حاصل از خروجی شبکهٔ عصبی GMDH برای الگوی بنیادی ـ مرحله نهایی قیاسی

ردیف	عنوان	توضیحات
۱	متغیرهای الگو	PM, ROE, WC, IT, DIR, TDR
۲	نسبت‌های حذف شده	ROE, WC
۳	نسبت‌های با اثر مضاعف	PM, TDR, DIR
۴	RMSE	۰/۰۰۴۳
۵	MAPE	۰/۰۲۷
۶	درصد خطای پیش‌بینی	۶/۲۸
۷	درصد دقت پیش‌بینی	۹۵/۳
۸	ضریب نابرابری تایل	۰/۲۸

بدین ترتیب الگوی نهایی حاصل از فرآیند قیاسی شامل چهار متغیر به‌شرح رابطهٔ ۸ است:

$$EPS = f(PM, IT, DIR, TDR)$$ رابطه ۸)

شکل شماره ۲، مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده سود هرسهم را برای الگوی بنیادی ـ نهایی نشان می‌دهد.



شکل ۲. نمودار مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده سود هر سهم را برای الگوی بنیادی – نهایی

جدول شماره ۴، الگوی بنیادی را با الگوی فرآیند قیاسی، بر اساس معیارهای خطا با یکدیگر مقایسه کرده است.

جدول ٤. مقایسه فرآیند قیاسی الگوی بنیادی بر مبنای معیارهای خطا

مرحله	RMSE	MAPE	درصد خطای پیش‌بینی	TIC
الگوی بنیادی	۰/۰۲۵	۰/۰۳	۱۱/۳	۰/۴۱
نهایی	۰/۰۰۴۳	۰/۰۲۷	۶/۲۸	۰/۲۸

مشاهده می‌شود که معیارهای خطا در فرآیند قیاسی کاهش یافته‌اند؛ به‌گونه‌ای که خطای مرحلهٔ نهایی نسبت به الگوی بنیادی، به‌طور چشمگیری کاهش یافته است (Zhang, 2003). مقدار عددی آماره آزمون مربوط به نسبت RMSE، در الگوهای مرحلهٔ اول و نهایی برابر ۵/۸۱ = (۱۰ , ۱۰) F و بزرگتر از مقدار بحرانی جدول ۲/۹۸=$F_{.05}$(۱۰,۱۰) است. بنابراین تفاوت معناداری بین الگوی بنیادی و مرحله نهایی وجود داشته و الگوی نهایی از دید آماری نیز نسبت به الگوی بنیادی بهتر است.

اثر کنار گذاشتن هر متغیراز مدل بنیادی و بررسی الگوهای حاصل

در این قسمت تأثیر کنار گذاشتن هر متغیر از الگوی بنیادی را با استفاده از معیارهای خطا، ارزیابی و رتبه‌بندی می‌کنیم. جدول شماره ۵، نتایج حاصل از الگوهای هشت‌گانه که با کنار گذاشتن هر متغیر از الگوی بنیادی به‌دست‌آمده را بر اساس معیار ریشه میانگین مربع خطای پیش‌بینی (RMSE) رتبه‌بندی کرده است.

جدول ۵. رتبه‌بندی الگوهای هشت‌گانه حاصل از کنار گذاشتن هر متغیر از الگوی بنیادی براساس معیار خطا

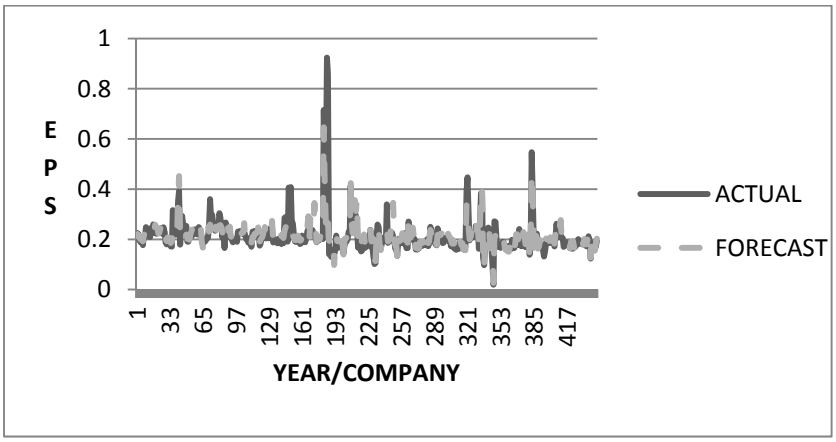
رتبه	متغیر حذف شده	RMSE	MAPE	TIC	درصد خطای پیش‌بینی	آماره F
۱	بازده دارایی‌ها	۰/۰۰۳۱	۰/۰۴	۰/۱۳	۳/۲	۵/۱
۲	نسبت جاری	۰/۰۰۳۴	۰/۰۴۵	۰/۱۶	۳/۶	۴/۹
۳	بازدهی سرمایه	۰/۰۰۴۱	۰/۰۵۱	۰/۱۹	۳/۸	۴/۲
۴	سرمایه در گردش	۰/۰۰۴۹	۰/۰۵۹	۰/۲۳	۴/۵	۳/۸
۵	نسبت بدهی	۰/۰۰۵۹	۰/۰۶۹	۰/۲۹	۵/۳	۳/۱
۶	حاشیهٔ سود خالص	۰/۰۰۶۸	۰/۰۷۴	۰/۳۵	۵/۸	۲/۸
۷	دورهٔ وصول مطالبات	۰/۰۰۷۱	۰/۰۷۹	۰/۴۶	۶/۶	۲/۱
۸	گردش موجودی کالا	۰/۰۰۸۱	۰/۰۸۷	۰/۵۱	۷/۲	۱/۷
۹	الگوی بنیادی	۰/۰۲۵	۰/۰۳	۰/۴۱	۱۱/۳	۱

همان‌طور که در جدول شماره ۵ مشاهده می‌شود، حذف نسبت‌های بازده دارایی و نسبت جاری در سنجش با سایر نسبت‌ها، سبب کاهش معناداری در خطای پیش‌بینی الگوی بنیادی شده‌اند. این مطلب با توجه به آماره F آنها کاملاً مشهود است؛ زیرا مقدار عددی آماره آزمون مربوط به نسبت RMSE الگوی مربوط به کنار گذاشتن هر یک از این سه نسبت از الگوی بنیادی، به‌طور معناداری از مقدار بحرانی جدول $F_{0.05}(10,10)=2/98$ بزرگتر است. به‌علاوه، با توجه به ردیف هشتم جدول شماره ۸، درمی‌یابیم که با حذف نسبت گردش موجودی کالا از الگوی بنیادی، خطای پیش‌بینی افزایش می‌یابد که نشان‌دهندهٔ شدت اثرگذاری این شاخص بر سود هر سهم است. بنابراین می‌توان ارزش اثرگذاری هر متغیر روی سود هر سهم را بر اساس جدول شماره ۶ رتبه‌بندی کرد.

جدول ٦. رتبه‌بندی متغیرهای مؤثر بر سود هر سهم

رتبه	متغیر حذف شده	علامت اختصاری
۱	گردش موجودی کالا	IT
۲	دوره وصول مطالبات	DIR
۳	حاشیه سود خالص	PM
۴	نسبت بدهی	TDR
۵	سرمایه در گردش	WC
۶	بازدهی سرمایه	ROE
۷	نسبت جاری	CA
۸	بازده دارایی‌ها	ROA

با توجه به مطالب بالا، ملاحظه می‌شود که الگوی بنیادی با کنار گذاشتن بازده دارایی (ROA) نسبت به تمامی الگوهای شبیه‌سازی شده دیگر، عملکرد بهتری در مدل‌سازی و پیش‌بینی سود هر سهم داشته و خطای کمتری دارد. بنابراین می‌توان این الگو را به‌منزلهٔ الگوی بهینه برگزید و از این الگوی هفت‌متغیره، برای پیش‌بینی سود هر سهم شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران بهره گرفت. شکل شماره ۳، مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شدهٔ سود هر سهم را برای این الگوی بهینه نشان می‌دهد.



شکل ۳. مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شدهٔ سود هر سهم برای الگوی بهینه

تخمین مدل ARIMA و مقایسهٔ آن با مدل بهینهٔ شبکهٔ عصبی GMDH

برای ارزیابی و مقایسهٔ نتیجهٔ به‌دست‌آمده از شبکهٔ عصبی GMDH، اقدام به اجرای یک مدل ARIMA (۰, ۱, ۱) کردیم. این مدل به‌وسیلهٔ نرم‌افزار Eviews، به‌اجرا گذاشته می‌شود و نتایج حاصل از آن به‌طور خلاصه در جدول شماره ۷ با الگوی بهینهٔ شبکهٔ عصبی GMDH مقایسه شده است.

جدول ۷. مقایسهٔ شبکهٔ عصبی GMDH با الگوی ARIMA بر اساس معیار خطا

الگو	RMSE	MAPE	درصد خطای پیش‌بینی	TIC
الگوی بنیادی با کنارگذاشتن ROA	۰/۰۰۱۹	۰/۰۲	۴/۲	۰/۱۲
الگوی ARIMA	۰/۰۳۱	۱/۹	۱۲/۶	۰/۹

همان‌گونه که مشاهده می‌شود بر اساس همه معیارهای خطا، مدل بهینهٔ شبکهٔ عصبی GMDH به‌طور قابل توجهی برتر از مدل ARIMA عمل کرده است. مقدار عددی آماره آزمون مربوط به نسبت RMSE در الگوهای رگرسیونی و شبکهٔ عصبی برابر ۵/۷۹=F(۱۰و۱۰) و بزرگتر از مقدار بحرانی جدول ۲/۹۸=$F_{.05}$(۱۰,۱۰) است. بنابراین تفاوت معناداری بین این دو الگو وجود دارد و نشان می‌دهد که شبکهٔ عصبی GMDH، از عملکرد به مراتب بهتری برای پیش‌بینی سود هر سهم نسبت به الگوی رگرسیونی برخوردار است.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

به‌طور طبیعی تمام تلاش سرمایه‌گذاران برای کاهش عدم اطمینان است. با توجه به اینکه پیش‌بینی بازار بورس یکی از ابزارهای کاهش عدم اطمینان به‌شمار می‌رود، سرمایه‌گذاران در پی روش‌هایی هستند که بتوانند به بهترین نحو سود شرکت‌ها را پیش‌بینی کنند تا بالاترین بازده را از سرمایه‌گذاری خود کسب کنند. یکی از مسائلی که می‌تواند به نحوهٔ تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران کمک کند، وجود ابزارها و مدل‌های مناسب برای ارزیابی شرایط مالی و وضعیت سازمان‌ها یا شرکت‌ها است. از مجموع شبیه‌سازی‌های انجام‌شده برای پیش‌بینی سود هر سهم و مطالب ارائه شده در این پژوهش، نتایج زیر ارائه می‌شود:

۱. از کل شبیه سازی‌های انجام‌گرفته در الگوی بنیادی، تنها فرآیند قیاسی منجر به کاهش معیارهای خطا شده و در بقیه موارد، پیاده‌سازی فرآیندهای قیاسی، افزایش معیارهای خطا و کاهش دقت پیش‌بینی را سبب می‌شود.

۲. از بین هشت الگوی شبیه‌سازی‌شده، بر اساس معیار خطای کمینه و بهبود در عملکرد پیش‌بینی، الگوی حاصل از کنار گذاشتن نسبت بازده دارایی‌ها (ROA) بهترین الگو است. رتبه‌های بعدی الگوها نیز، در جدول شماره ۶ آمده است

۳. با مقایسهٔ معیارهای خطا در الگوی بهینهٔ به‌دست‌آمده از شبکهٔ عصبی GMDH با مدل سری زمانی ARIMA، مشاهده می‌شود که کارایی الگوریتم GMDH در پیش‌بینی سود هر سهم، به‌مراتب بهتر از مدل ARIMA است. نکتهٔ حائز اهمیت این است که حتی آخرین مدل در جدول رتبه‌بندی الگوهای شبکهٔ عصبی جدول (۶)، نسبت به مدل ARIMA، دقیق‌تر است.

۴. فالگا (۲۰۰۸)، معتقد است که اقلام تشکیل‌دهندهٔ موجودی کالا از جایگاه ویژه‌ای برخوردار است و این امر موجب شده است که شرکت همواره تلاش کند، مقدار کافی از موجودی کالا را نگهداری کند که این سیاست تا حدی به مدیریت عملیاتی در جهت تصمیمات مالی مرتبط است. در این پژوهش هر یک از نسبت‌های مؤثر بر سود هر سهم، تأثیری در کاهش خطای پیش‌بینی دارد که با توجه به جدول شماره ۶، در این میان بازده دارایی‌ها و نسبت جاری، کمترین تأثیر و گردش موجودی کالا و دورهٔ وصول مطالبات، بیشترین تأثیر را دارند. همچنین براساس مدل نهایی حاصل از فرآیند قیاسی الگوی بنیادی، سود خالص به فروش، دورهٔ وصول مطالبات و نسبت بدهی، اثر فزاینده‌ای بر سود هر سهم دارند. بنابراین نمی‌توان علل و عوامل مؤثر بر سود هر سهم را به‌طور مشخص بیان کرد.

۵. نتیجهٔ مهم و کلی به‌دست‌آمده از این پژوهش این است که متغیرهای حسابداری مؤثر در پیش‌بینی سود هر سهم، دارای رابطهٔ غیرخطی با سود هر سهم هستند و مدل‌های غیرخطی در پیش‌بینی آن عملکرد مطلوبی داشته‌اند. این یافته، نتیجهٔ مطالعهٔ بسیار مهم آباربانل و بوشی (۱۹۹۷) و تمام مطالعات پس از آن را تأیید می‌کند.

در پایان موضوعات زیر به پژوهشگران بعدی پیشنهاد می‌شود:

۱. پژوهش حاضر در مورد هر صنعت به‌طور جداگانه مورد بررسی قرار گیرد و به مقایسهٔ نتایج به‌دست‌آمده در صنایع مختلف پرداخته شود.
۲. با استفاده از الگوریتم GMDH، به الگوسازی و پیش‌بینی قیمت طلا پرداخته شود.
۳. با استفاده از الگوریتم پرواز پرندگان به الگوسازی و پیش‌بینی EPS شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران پرداخته و نتایج آن با شبکهٔ عصبی GMDH مقایسه شود.

منابع

اسماعیلی، م.، و مشایخ، ش. (۱۳۸۵). بررسی رابطه بین کیفیت سود و برخی از جنبه‌های اصول راهبردی در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس. *بررسی‌های حسابداری و حسابرسی*، ۳ (۸): ۴۴- ۲۵.

انواری رستمی، ع. ا. (۱۳۷۸). *مدیریت مالی و سرمایه‌گذاری*، تهران: انتشارات طراحان نشر.

جنت رستمی، م. ت. (۱۳۷۸). *بررسی نقش و قابلیت سود و جریان‌های نقدی آتی سرمایه‌گذاری در سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس تهران*. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده علوم اداری دانشگاه شهید بهشتی.

حجازی، ر. و همکاران. (۱۳۹۱). پیش‌بینی سود با استفاده از شبکهٔ عصبی و درخت تصمیم در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. *بررسی‌های حسابداری و حسابرسی*،۳ (۷): ۴۶-۳۱.

ملکیان، ا. و همکاران. (۱۳۸۹). عوامل مؤثر بر دقت سود پیش‌بینی شده توسط شرکت‌ها شواهدی از: بازار بورس و اوراق بهادار تهران. *بررسی‌های حسابداری و حسابرسی*، ۱۷ (۶۱): ۳۸- ۲۳.

مهام، ک. (۱۳۷۹). *اثر گزارش اجزای سود حسابداری بر افزایش توان پیش‌بینی سود*. پایان‌نامه دکترای رشته حسابداری، دانشگاه علامه طباطبایی.

یحیی‌زاده‌فر، م. و همکاران. (۱۳۸۹). رابطه ارزش افزوده اقتصادی و نسبت‌های سودآوری با ارزش افزوده بازار شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. *بررسی‌های حسابداری و حسابرسی*،۱۷ (۶۱): ۱۲۸– ۱۱۳.

Abarbanell, J. S. & Bushee, B. J. (1997). Fundamental analysis, future earnings, and stock prices. *Journal of Accounting Research, 35*(1): 1-24.

Anastasakis, L. & Mort, N. (2001). The development of self-organization techniques in modelling: a review of the group method of data handling (GMDH). *Research Report-University of Sheffield Department of Automatic Control and Systems Engineering*.

Atashkari, K, Nariman-Zadeh, N, Gölcü, M, Khalkhali, A. & Jamali, A. (2007). Modelling and multi-objective optimization of a variable valve-timing spark-ignition engine using polynomial neural networks and evolutionary algorithms. *Energy Conversion and Management*, 48(3): 1029-1041.

Callen, J. L., Kwan, C.C.Y., Yip, P. C.Y, & Yuan, Y. (1996). Neural network forecasting of quarterly accounting earnings. *International Journal of Forecasting*, 12(4): 475-482.

Cao, Q., & Gan, Q. (2009). Forecasting EPS of Chinese Listed Companies Using Neural Network with Genetic Algorithm. Retrieved from http://works.bepress.com/qiwei_gan/1/.

Charitou, A. Colin, C. & Andreou, A. (2000). The value relevance of earnings and cash flows: empirical evidence for Japan. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 11(1): 1-22.

Chen, F, & Xu, J. (2006). Factor analysis for well-off construction based on GMDH. *World Journal of Modeling and Simulation, 2*(4): 213-221.

Cheng, C.H., Hsu, J.W., & Huang, S.F. (2009). *Forecasting electronic industry EPS Using an integrated ANFIS model.* Paper presented at the Systems, Man and Cybernetics, 2009. SMC 2009. IEEE International Conference on.

Fulga, C., & Şerban, F. (2008). Multi-Item Inventory Model With Constant Rate of Deterioration and Assurance Stock. *Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research*(3-4).

Garrod, Neil, & Rees, William. (1999). *Forecasting earnings growth using fundamentals*: Department of Accounting and Finance, University of Glasgow.

Gill, A., Biger, N., & Mathur, N. (2010). The relationship between working capital management and profitability: evidence from The United States. *Business and Economics Journal,* 10: 1-9.

Graham, B., Dodd, D., Le, F., & Cottle, S. (1934). *Security analysis*: McGraw-Hill New York.

Hall, M. & Weiss, L. (1967). Firm size and profitability. *The Review of Economics and Statistics*, 49(3): 319-331.

Ivakhnenko, AG, & Ivakhnenko, GA. (1995). The review of problems solvable by algorithms of the group method of data handling (GMDH). *Pattern Recognition and Image Analysis C/C of Raspoznavaniye Obrazov I Analiz Izobrazhenii,* 5: 527-535.

Ivakhnenko, A.G, & Müller, J-A. (1995). Present state and new problems of further GMDH development. *Systems Analysis Modelling Simulation,* 20 (1-2): 3-16.

Khatibi, R., Ghorbani, M.A., , Hasanpour Kashani, M. & Kisi, O. (2011). Comparison of three artificial intelligence techniques for discharge routing. *Journal of Hydrology,* 403(3): 201-212.

Lev, B., & Thiagarajan, S. R. (1993). Fundamental information analysis. *Journal of Accounting research,* 31(2): 190-215.

Noori, R., Hoshyaripour, Gh., Ashrafi, Kh., & Nadjar Araabi B. (2010). Uncertainty analysis of developed ANN and ANFIS models in prediction of carbon monoxide daily concentration. *Atmospheric Environment,* 44(4): 476-482.

Thomas, J. K., & Zhang, H. (2002). Inventory changes and future returns. *Review of Accounting Studies*, 7(2-3): 163-187.

Weiss, D.N., Prasad, A., & Tsai, Ch.L. (2008). Extracting forward-looking information from security prices: A new approach. *The Accounting Review,* 83(4): 1101-1124.

Zhang, G.P. (2003). Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing,* 50: 159-175.