مدلسازی غیرخطی و پیش‌بینی درآمدهای مالیاتی کشور به تفکیک منابع مالیاتی

حمید خالوزاده*

سعیده حمیدی علمداری**

آیت زایر***

تاریخ دریافت: ۱۳۸۷/۱/۲۸ تاریخ پذیرش:۱۳۸۷/۴/۸

چکیده:

یکی از اجزای بسیار مهم بودجه دولت درآمدهای مالیاتی کشور می‌باشد. اطلاع از میزان درآمدهای مالیاتی قابل حصول در منابع مختلف مالیاتی، علاوه بر تخصیص بهینه منابع در جهت وصول آنها، دولت را در انجام برنامه‌ریزی‌های دقیق مالی کمک کرده و میزان مشارکت مردم را در تأمین مالی هزینه‌های عمومی دولت مشخص می‌کند. در این راستا در این مقاله، ابتدا ماهیت ساختاری سری زمانی درآمدهای مالیاتی شامل مالیاتهای کل، مستقیم، غیرمستقیم، مالیات بر شرکتها، درآمد، حقوق، مشاغل، مستغلات، ثروت، ارث و کالا و خدمات از جهت خطی، غیرخطی آشوبی و تصادفی بودن با استفاده از آزمون نمای لیاپانوف بررسی شده است. نتایج این آزمون وجود آشوب را در سری زمانی منابع مالیاتی مختلف نشان می دهد که از جهت شدت و ضعف متفاوت می باشند. لذا با استفاده از الگوسازی غیرخطی می‌توان برای دوره‌های زمانی کوتاه پیش بینی دقیقی را انجام داد. در مرحله بعد، با استفاده از ساختار موازی و ساختار پیشنهادی چندورودی- چندخروجی شبکه‌های عصبی مصنوعی برای سالهای ۸۵-۱۳۴۲ آموزش یافته و برای سالهای ۸۸-۱۳۸۶ بر اساس مدل پیشنهادی و مدل موازی، پیش بینی درآمدهای مالیاتی به تفکیک منابع انجام می شود.

واژه‌های کلیدی:

مالیات، پیش‌بینی، آشوب، نمای لیاپانوف، شبکه عصبی مصنوعی، مدلهای موازی، مدل چندورودی- چندخروجی.

---

* دانشیار دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

** کارشناس ارشد علوم اقتصادی و پژوهشگر دفتر مطالعات و تحقیقات مالیاتی

*** کارشناس ارشد برنامه ریزی سیستمهای اقتصادی و پژوهشگر دفتر مطالعات و تحقیقات مالیاتی

۱- مقدمه

تامین مالی بودجه دولت از طریق وصول درآمدهای مالیاتی یکی از اهداف سه گانه بودجه ای، اقتصادی و اجتماعی وضع مالیاتهاست که وظیفه آن به سازمان امور مالیاتی کشور محول شده و در عمل مهمترین شاخص ارزیابی عملکرد سازمان امور مالیاتی از سوی دستگاههای نظارتی قلمداد می‌شود. اطلاع از میزان درآمدهای مالیاتی قابل حصول در منابع مختلف مالیاتی، علاوه بر تخصیص بهینه منابع محدود سازمانی در جهت وصول مالیات، دولت را در انجام برنامه‌ریزی‌های دقیق مالی کمک و میزان مشارکت مردم را در تأمین مالی هزینه‌های عمومی دولت به طور دقیق مشخص می‌کند. ماهیت متغیرهای اقتصادی در جهان واقعی به دلیل تاثیرپذیری آنها از عوامل متعددی نظیر عوامل روانی، اجتماعی، سیاسی، فرامرزی و غیره سبب بروز رفتارهای غیرخطی از آنها می‌شود. یکی از معروفترین روشهای غیرخطی که به مدد پیشرفتهای اخیردر علوم رایانه‌ای بوجود آمده، شبکه‌های عصبی مصنوعی[1] است و در چند سال اخیر کاربردهای گسترده‌ای در پیش‌بینی‌های اقتصادی پیدا کرده است.

در این مقاله، از رویکرد مدلسازی شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی درآمدهای مالیاتی استفاده شده است. در ابتدا پس از مرور مختصر ادبیات موضوع و مطالعات انجام شده در این زمینه، امکان پیش بینی درآمدهای مالیاتی به تفکیک منابع وصولی با استفاده از یکی از آزمونهای نظریه آشوب[2] به نام آزمون نمای لیاپانوف[3] بررسی گردید و در نهایت، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مدل موازی و نیز مدل پیشنهادی) و بکارگیری اطلاعات آماری سالهای ۸۵-۱۳۴۲ درآمدهای مالیاتی کشور برآورد شده و در پایان، برای سالهای ۸۸-۱۳۸۶ درآمدهای مالیاتی به تفکیک منابع پیش بینی گردیده است.

۲- مروری بر ادبیات موضوع و مطالعات انجام شده

از سال ۱۹۴۰ تحقیقات و علاقمندی در زمینه شبکه های عصبی آغاز شد و اهداف این تحقیقات دستیابی به راز پردازشهای سریع مغز انسان، چگونگی پردازش اطلاعات در آن، چگونگی کار حافظه انسان، مسئله یادگیری، یادآوری و .... می باشد. مغز انسان از تعداد ده نرون به هم مرتبط با تعداد ده ارتباط تشکیل شده است. محققین شبکه‌های عصبی مصنوعی و مغز معتقدند که کلید اصلی درک رفتار

---

[1] Artificial Neural Networks
[2] Chaos Theory
[3] Lyapunov Exponents

انسان، به عنوان یک سیستم پردازش اطلاعات، در چگونگی ارتباط و اتصال نرونها با یکدیگر است. شبکه‌های عصبی مصنوعی، قابلیت یادگیری رفتارهای پیچیده را دارا هستند. آنها معمولا از چندین پردازشگر ساده غیرخطی متصل به هم به نام «گره» و یا «نرون» تشکیل می‌شوند. اتصال تعداد بسیار زیاد نرون‌های ساده که مغز انسان را تشکیل می‌دهند، اولین ایده برای ساختن مدلهای شبکه عصبی بوده است. تکنیکهای مدلسازی به وسیله شبکه‌های عصبی نتایج موفقیت آمیزی در مسائل پیچیده‌ای مانند تقریب توابع[1] پیچیده با هر دقتی، تشخیص الگو و پیش‌بینی فرآیندهای غیرخطی داشته‌اند. استفاده از شبکه‌های عصبی برای انجام نگاشت و تقریب توابع، در واقع تعمیمی بر تحلیل رگرسیون و آمار کلاسیک است. در رگرسیون ساختار مشخصی با مجموعه‌ای از اطلاعات توسط معیارهایی مانند خطای میانگین، برازش می شود. شبکه‌های عصبی را می توان فراتر از رگرسیون[2] نیز نامید. مهمترین امتیاز شبکه های عصبی جهت نگاشت نسبت به روشهای آماری کلاسیک، این است که شبکه‌های عصبی، شکل تابعی عمومی تری را نسبت به این روشها دارند (خالوزاده و خاکی صدیق، ۱۳۸۲).

کاربرد شبکه‌های عصبی در حوزه مسائل اقتصادی متنوع بوده و مطالعات موجود نشان می دهد که این کاربرد، از پیش‌بینی قیمت نفت، سهام و قیمت کالاهای مختلف گرفته تا اخیراً در پیش‌بینی درآمدهای مالیاتی نیز گسترش یافته است. در مجموع، نتایج این مطالعات حاکی از عملکرد بهتر این روش نسبت به سایر روشها می باشد که در زیر به چند مورد از آنها اشاره می شود.

به عنوان نمونه، مونا و حسن شازی[3] (۱۹۹۷)، ژنگ و هو[4](۱۹۹۷)، لیزی و اسکیاوو [5](۱۹۹۹)، لی یانگ، چن و داک[6](۲۰۰۰)، کوآی و یانگ وو[7] (۲۰۰۳)، و لی یانگ و چن[8] (۲۰۰۴) از روش شبکه های عصبی مصنوعی و مدلهای سری زمانی برای پیش بینی نرخ ارز استفاده کرده اند و نتایج مطالعات آنها

---

[1] Functions Approximation
[2] Beyond the Regression
[3] Shazly, M. and Hassan E.El Shazly
[4] Zhang, G. and Michael, Y.HU
[5] Lisi, F. and Rosa A. Schiavo
[6] Leung, M. and An-Sing Chen and Hazem Daouk
[7] Qi, M. and Yangru, Wu
[8] Chen, An-S. and Mark T.Leung

حاکی از بهتر بودن عملکرد شبکه های عصبی مصنوعی می باشد. توماس و همکارانش[۱] (۱۹۹۹) در مطالعه‌ای تحت عنوان حساسیت بازار فروش، دقت پیش‌بینی دو روش شبکه عصبی پیشخور و مدل MCI [۲] را برای بازار رقابتی قهوه بر اساس داده‌های ماهانه مقایسه کرده‌اند. نتایج مطالعات آنها نشان می‌دهد که روش شبکه‌های عصبی در مجموعه داده‌های کم، پیش‌بینی‌های دقیقتری را نسبت به مدلهایMCI ارائه می‌دهد. فلاریوو و آورهن‌لوو [۳] (۱۹۹۹) در مطالعات خود به این نتیجه رسیدند که در پیش بینی قیمتهای سهام، عملکرد مدل شبکه عصبی نسبت به روش سریهای زمانی ARIMA بهتر است. پالیت و پوپاویک[۴] (۲۰۰۰) نیز به این نتیجه رسیدند که روشهای هوش مصنوعی در مقایسه با روشهای پیش‌بینی از جمله AR , ARIMA عملکرد بهتری دارد. مشیری و کامرون (۲۰۰۰) نیز با مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی، اقتصادسنجی سنتی، سری های زمانی و مدلهای ساختاری BVAR، VAR برای پیش بینی نرخ تورم کانادا به نتایج مشابهی دست یافتند. ویریلی و فریسلبن[۵] (۲۰۰۰) تأثیر ناپایایی بر پیش‌بینی تقاضای وام مسکن را در هلند با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بررسی کرده‌اند. نتایج این بررسی نشان‌دهنده عملکرد بهتر شبکه عصبی مصنوعی پیشخور نسبت به مدلهای ARIMA می‌باشد.

قدیمی و مشیری (۱۳۸۱) در مطالعه خود کارایی یک مدل شبکه عصبی را با یک مدل رگرسیون خطی در پیش‌بینی نرخ رشد اقتصادی ایران (۱۳۸۰-۱۳۱۵) مقایسه کرده‌اند. چاوشی (۱۳۸۲) در مطالعه خود رفتار بازده سهام در بورس اوراق بهادار تهران را با استفاده از اطلاعات قیمت روزانه سهام شرکت توسعه صنایع بهشهر به عنوان نمونه و بکارگیری مدل خطی عاملی و شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش-بینی کرده است. خالوزاده (۱۳۸۲) در مقاله خود با استفاده از اطلاعات سری زمانی قیمت و بازده سهام چند شرکت در بازار بورس تهران به پیش‌بینی قیمت سهام و نیز ارائه مدل بهینه پرداخته است. مشیری و فروتن (۱۳۸۳) به مقایسه نتایج پیش‌بینی قیمت‌های آتی نفت با مدل خطی ARIMA و غیرخطی GARCH و شبکه های عصبی پرداخته‌اند. حمیدی (۱۳۸۴) درآمدهای مالیات بر مشاغل را با استفاده از روشهای شبکه عصبی مصنوعی پیشخور و مدل رگرسیون خطی و ARIMA برای سالهای (۸۱-

---

[1] Tomas S.Gruca et al
[2] Multiplicative Competitive Interaction
[3] G.F.Fllareiov & E.O.Averehenkov
[4] Ajoy Kumar Palit & D.Popovic
[5] Francesco Virili & Bernd Freisleben

۱۳۷۵) پیش بینی کرده است و در نهایت فرجام نیا، ناصری و احمدی (۱۳۸۶) به مقایسه نتایج پیش‌بینی قیمت نفت از آوریل ۱۹۸۳ تا ژوئن ۲۰۰۵ با استفاده از روش ARIMA و شبکه عصبی مصنوعی پرداخته است. در تمامی موارد ذکر شده عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روشهای اقتصادسنجی سنتی و سری‌های زمانی بهتر است.

۳- بررسی آشوب در سری زمانی درآمدهای مالیاتی کشور

بررسی اجمالی مطالعات انجام شده قبلی در زمینه پیش بینی به خصوص پیش بینی درآمدهای مالیاتی، نشان می‌دهد که تقریبا در تمامی موارد، بدون بررسی امکان پذیری پیش بینی و نوع ساختار سریهای زمانی مورد بررسی، اقدام به مدل سازی شده است. بر این اساس، استنباط می‌شود که جوابهای بدست آمده جوابهای قابل اطمینانی نباشند. به این منظور، قبل از انجام فرآیند مدلسازی و پیش بینی ابتدا لازم است تا میزان پیش‌بینی پذیری[1] سری زمانی مالیاتهای مختلف و نوع ساختار آنها بررسی گردد. برای رسیدن به این هدف از آزمون نمای لیاپانوف استفاده می‌گردد. در صورت تایید وجود آشوب، سیستم با استفاده از الگوسازی غیرخطی قابلیت پیش بینی کوتاه مدت را داراست. در واقع چنانچه نمای لیاپانوف کوچک باشد، قابلیت پیش‌بینی برای دوره ای که با عکس نمای لیاپانوف متناسب است، ممکن خواهد بود. پیش بینی بلندمدت به دلیل وجود ویژگی حساسیت سیستم‌های آشوبگونه نسبت به شرایط اولیه بسیار مشکل و یا می‌توان گفت که غیرممکن است و به این ترتیب، تنها در کوتاه مدت پیش بینی امکان پذیر می باشد.

۳-۱- تخمین نمای لیاپانوف

نظریه آشوب بینش جدیدی از دنیای واقعی به ما ارائه می دهد. آشوب تنها در سیستم های غیرخطی اتفاق می افتد و نشان‌دهنده آن است که حتی تغییر بسیار جزئی در شرایط اولیه منجر به تغییر اساسی در رفتار سیستم می شود (گارلیاسکاس،[2] ۱۹۹۹). برای تشخیص وجود آشوب در سریهای زمانی آزمونهای مختلفی وجود دارد که مهمترین آنها تخمین بزرگترین نمای لیاپانوف است. نمای لیاپانوف نشان دهنده نقاط واگرا در فضای فاز و یا معرف میزان حساسیت به شرایط اولیه می‌باشد. نمای لیاپانوف مثبت وجود

[1] Forecastability
[2] A. Garliauskas

آشوب را در سیستم نشان می‌دهد. در این حالت، رفتار کوتاه مدت سیستم قابل پیش بینی است اما پیش‌بینی بلندمدت به دلیل وجود ویژگی حساسیت به شرایط اولیه بسیار مشکل و یا می‌توان گفت که غیر ممکن است. در این مقاله، تخمین نمای لیاپانوف از طریق روش بُعد مُحاط برای دوره زمانی ۸۵-۱۳۴۲ به صورت سالانه درفضای m بعدی (۲ تا ۵) و فاصله زمانی n از ۱ تا ۱۸ برآورد شده و از آزمون بهم ریختگی شینک من و لی بارون[1] نیز جهت تأیید نتایج آزمون لیاپانوف استفاده شده است. برای محاسبه نمای لیاپانوف ابتدا با استفاده از N داده اسکالر سری زمانی موردنظر، ماتریسهایی را تشکیل می دهیم که دارای m سطر و N-m+۱ ستون هستند. از میان این ماتریسها تمامی جفت بردارهایی را مشخص می کنیم که به همدیگر نزدیک بوده و در رابطه زیر صدق کنند:

$$r_0\,(m;i,j) = \left\| x_i - x_j \right\| < \varepsilon$$

ε یک مقدار کوچک مثبت است. محاسبه فوق را در طول n مرحله زمانی انجام می‌دهیم:

$$r_n\;(m;i,j) = \left\| x_{i+n} - x_{j+n} \right\|$$

سپس میزان واگرایی نقاط نزدیک بهم را بصورت زیر محاسبه می‌کنیم. اگر نقاط نزدیک بهم به ازاء nهای بزرگتر از صفر در فضای m بعدی از یکدیگر واگرا شوند$d(m;i,j)$ بزرگتر از یک خواهد بود.

$$d_n\;(m;i,j) = \frac{r_n}{r_0} = \frac{\left\| x_{i+n} - x_{j+n} \right\|}{\left\| x_i - x_j \right\|}$$

در نهایت، نمای لیاپانوف طبق رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\lambda(m,n) = \frac{1}{N(N-m-1)} \sum \log d_n\;(m;i,j)$$

لازم به ذکر است که برای انجام تحلیلهای فوق ابتدا باید پایایی سریهای زمانی مورد نظر بررسی شود. در صورتیکه سریهای زمانی مربوطه پایا نباشد، باید ابتدا آنها را پایا کرده و سپس نمای لیاپانوف محاسبه گردد.

۲-۳- بررسی پایایی سریهای زمانی مالیاتی

نتایج آزمون ریشه واحد در مورد متغیرهای مورد بررسی حاکی از ناپایایی سریهای زمانی مورد نظر می‌باشد. پایایی با یکبار تفاضل گیری و در بعضی موارد با دو بار تفاضل گیری انجام شده است. مقدار وقفه بهینه نیز با استفاده از سه معیار آکائیک، شوارتز- بیزین و حنان کوئین انتخاب شده است. در جدول

[1] Scheinkman and B. LeBaron

(۱) نتایج حاصل از آزمون ریشه واحد برای سری زمانی پایا شده مالیاتهای کل، مستقیم، غیرمستقیم، مالیات بر شرکتها، درآمد، حقوق، مشاغل، مستغلات، ثروت، ارث و کالا و خدمات طی دوره زمانی ۸۵-۱۳۴۲ آمده است:

جدول (۱)- نتایج آزمون ریشه واحد (۱۳۸۵- ۱۳۴۲)

بررسی پایایی متغیرها				
	با روند		بدون روند	
	مقادیر بحرانی	نتیجه آزمون	مقادیر بحرانی	نتیجه آزمون
مالیات مستقیم	-۲/۹۴۴۶	-۳/۲۶۴۶	-۳/۵۳۴۸	-۴/۱۵۱۱
مالیات غیرمستقیم	-۲/۹۴۴۶	-۶/۲۵۴۴	-۳/۵۳۸۶	-۶/۱۳۱۵
مالیات بر درآمد	-۲/۹۴۴۶	-۴/۲۴۸۹	-۳/۵۳۸۶	-۵/۲۵۹۵
مالیات بر حقوق	-۲/۹۷۰۶	-۴/۲۹۲۷	-۳/۵۷۹۶	-۴/۶۶۰۸
مالیات بر مشاغل	-۲/۹۵۵۸	-۴/۷۰۹۸	-۳/۵۵۶۲	-۵/۵۵۸۱
مالیات بر مستغلات	-۲/۹۵۵۸	-۳/۵۱۶۷	-۳/۵۵۶۲	-۳/۵۷۶۳
مالیات بر ثروت	-۲/۹۴۲۲	-۴/۰۳۶۸	-۳/۵۳۴۸	-۶/۷۶۳۳
مالیات بر ارث	-۲/۹۵۵۸	-۳/۹۲۲۸	-۳/۵۵۶۲	-۴/۲۶۲۰
مالیات بر کالا و خدمات	-۲/۹۳۳۹	-۴/۴۶۳۲	-۳/۵۲۱۷	-۵/۹۴۷۰
مالیات بر شرکتها	-۲/۹۴۲۲	-۴/۱۷۲۹	-۳/۵۳۴۸	-۴/۹۶۱۶

سطح اهمیت آزمون ۰/۰۵ در نظر گرفته شده است.

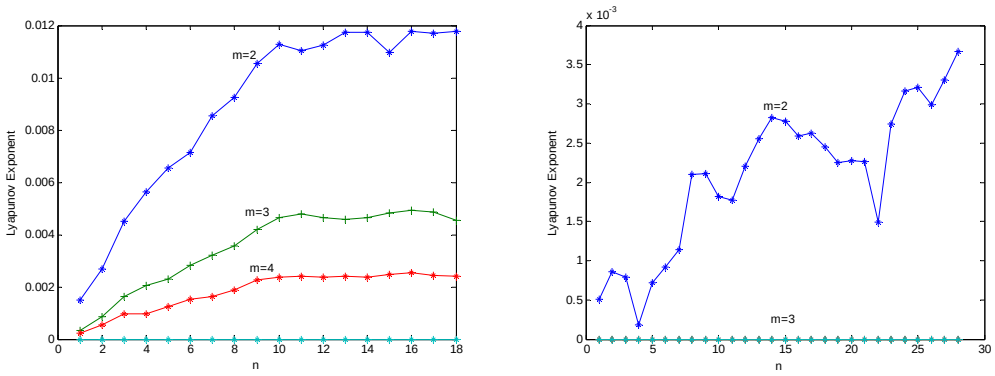
منبع: محاسبات تحقیق

۳-۳- محاسبه نمای لیاپانوف

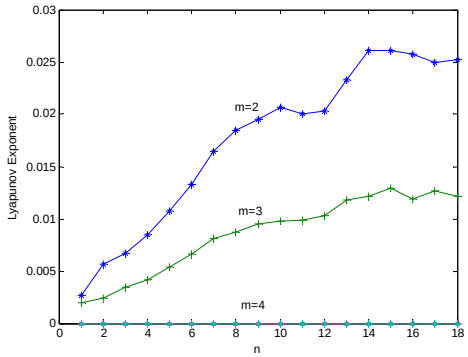
نتایج حاصل از تخمین نمای لیاپانوف برای سری های زمانی مالیاتی در دوره زمانی ۸۵-۱۳۴۲ به تفکیک منابع وصولی در نمودار (۱) نشان داده شده است. این نمودار نشان دهنده همگرایی پایدار مقادیر تخمینی نمای لیاپانوف می باشد. هر چقدر که بتوان درابعاد محاط بالاتر به λ مثبت کوچکتری دست یافت می توان نتیجه گرفت که سیستم از آشوب ضعیف تر و حساسیت نسبت به شرایط اولیه کمتری برخوردار است، در نتیجه می توان از اطلاعات گذشته به مقدار بیشتری برای پیش بینی استفاده کرد و بالعکس. برای نمونه مقدار λ در مورد مالیات بر شرکتها برای بعد ۲ و ۳ مثبت اما مقداری کوچک است؛ بنابراین، سری زمانی مورد نظر از آشوب نسبتا ضعیفی برخوردار بوده و در نتیجه با استفاده از مدلسازی غیرخطی می توان پیش بینی های کوتاه مدت نسبتا خوبی را انجام داد. همانطور که مشاهده می شود همه سریهای زمانی مورد بررسی به استثناء مالیات بر ثروت و مالیات بر مصرف از آشوب نسبتا ضعیفی برخوردار می باشند؛ بنابراین، بطور کلی می توان گفت که سریهای زمانی درآمدهای مالیاتی کشور دارای ساختاری معین و غیرخطی می باشد و لذا در کوتاه مدت، با استفاده از روشهای مدلسازی غیرخطی می توان به پیش بینی های قابل قبولی دست یافت.

نمودار(۱)- نتایج آزمون نمای لیاپانوف در ابعاد محاط مختلف برای سری های زمانی مالیاتی

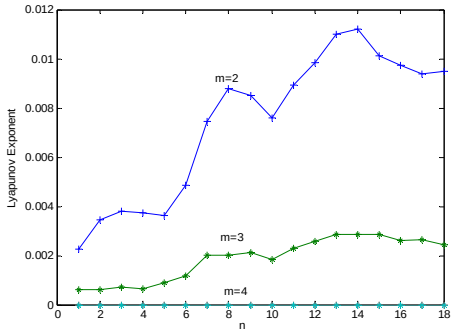
مالیات غیرمستقیم **مالیات مستقیم**



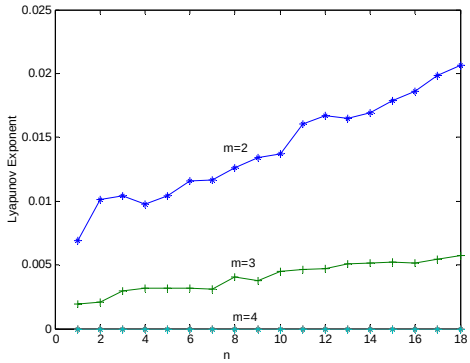
مالیات بر مصرف



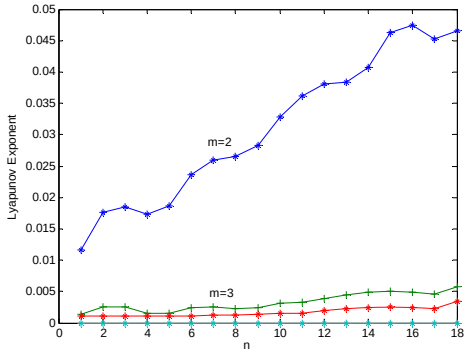
مالیات بر شرکتها



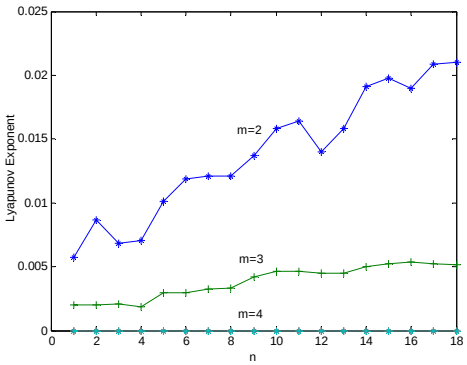
مالیات بر درآمد



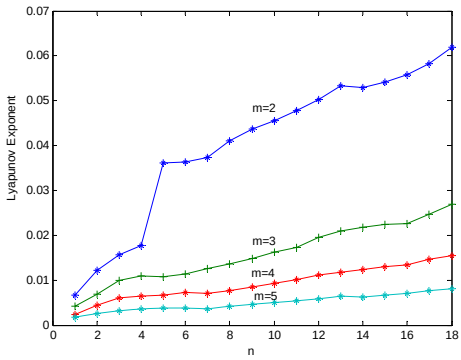
مالیات بر مشاغل



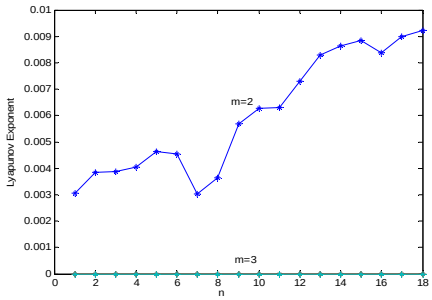
مالیات بر حقوق



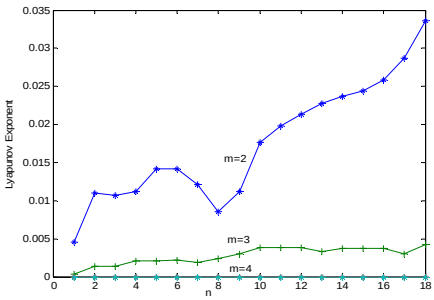
مالیات بر ثروت



مالیات بر ارث



مالیات بر مستغلات



در نهایت، برای اطمینان از نتایج بدست آمده، از آزمون بهم ریختگی«شینگ من و لی بارون» استفاده کردیم. همانطور که در جدول (۲) نیز مشاهده می شود، مقادیر نمای لیاپانوف برای سریهای زمانی بهم ریخته که فاقد نظم هستند، بیشتر از سریهای اصلی می باشد که این امر نشان‌دهنده غیرتصادفی بودن و وجود نظم در آنها می باشد.

جدول(۲)- نتایج آزمون نمای لیاپانوف و آزمون بهم ریختگی شینگ من و لی بارون برای ابعاد ۲ تا ۵

بُعد / λ	۲	۳	۴	۵
مالیات بر شرکتها	۰/۰۱۰۴	۰/۰۰۲۶۶	–	–
سری بهم ریخته	۰/۰۱۵۵	۰/۰۰۵۵۶	–	–
مالیات مستقیم	۰/۰۰۴۱	–	–	–
سری بهم ریخته	۰/۰۱۳	–	–	–
مالیات بر درآمد	۰/۰۲۲۵	۰/۰۰۶	–	–
سری بهم ریخته	۰/۰۴۲۵	۰/۰۱۷	۰/۰۰۶	–
مالیات بر حقوق	۰/۰۲۱	۰/۰۰۵	–	–
سری بهم ریخته	۰/۰۳۶	۰/۰۰۶	–	–
مالیات بر مشاغل	۰/۰۴۶	۰/۰۰۵	۰/۰۰۴	–
سری بهم ریخته	۰/۰۵۵	۰/۰۰۸۳	۰/۰۰۵۱	–
مالیات بر مستغلات	۰/۰۰۹۲	–	–	–
سری بهم ریخته	۰/۰۱۲	–	–	–
مالیات بر ثروت	۰/۰۶۹	۰/۰۳	۰/۰۱۸	۰/۰۰۹
سری بهم ریخته	۰/۱۱	۰/۰۵	۰/۰۳	۰/۰۱۹
مالیات بر ارث	۰/۰۳۴	۰/۰۰۴	–	–
سری بهم ریخته	۰/۰۴۲	۰/۰۰۶	–	–
مالیات بر کالا و خدمات	۰/۰۲۷۵	۰/۰۱۳۳۳	–	–
سری بهم ریخته	۰/۰۵۳	۰/۰۳	۰/۰۱۵	۰/۰۰۲۵

منبع: محاسبات تحقیق

۴- الگوسازی و پیش‌بینی درآمدهای مالیاتی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

نتایج آزمون نمای لیاپانوف نشان‌دهنده وجود آشوب ضعیف در سری‌های زمانی مالیاتی کشور مـی‌باشـد. بنابراین، با استفاده از مدلسازی غیرخطی می‌توان پیش‌بینی دقیق‌تری را برای کوتاه مدت انجام داد. حال

در این قسمت، الگوسازی و پیش‌بینی از درآمدهای مالیاتی کشور با استفاده از مدلسازی غیرخطی شبکه عصبی انجام می شود.

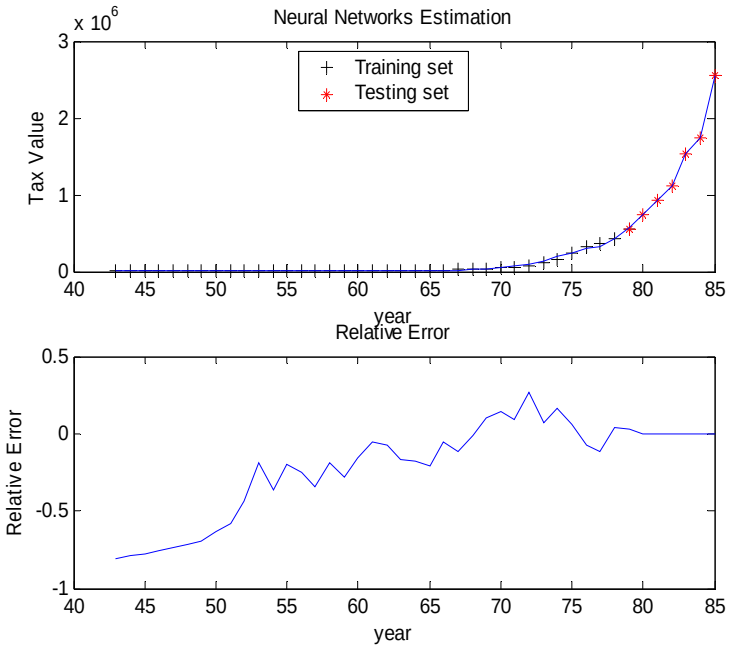
۴-۱- پیش‌بینی کل درآمدهای مالیاتی بر اساس شبکه‌های عصبی چندورودی- چندخروجی (ساختار پیشنهادی)

همانطور که قبلاً بیان شد، یک مدل شبکه عصبی با یک لایهٔ پنهان و تابع محرک غیرخطی و تعداد نرونهای کافی در لایه پنهان و یک تابع محرک خطی در لایهٔ خروجی قادر است هر تابع غیرخطی را تقریب بزند. از آنجا که مالیات کل ترکیبی از چندین پایه مالیاتی می باشد، برای دستیابی به مدلی با ساختار بهینه از بین انواع مختلف شبکه های عصبی، از ساختار پیشنهادی چندورودی- چندخروجی به دلیل عملکرد و دقت بیشتر آن استفاده شده است (خالوزاده و خاکی‌صدیق، ۱۳۸۲). شبکه عصبی مورد استفاده در این قسمت از ۳ لایه (لایه ورودی، لایه مخفی و لایه خروجی) تشکیل شده است. لایه ورودی ۶ نرون، لایه میانی ۳ نرون و لایه خروجی ۶ نرون دارد و از توابع محرک غیرخطی تانژانت سیگموئید در لایه پنهان و تابع خطی[1] در لایه خروجی استفاده شده است. با اعمال ورودی به شبکه، ابتدا محاسبات پیش انتشار انجام می‌شود تا خروجی مدل شبکه عصبی به دست آید؛ سپس با قانون پس انتشار خطا، خطای بین خروجی و مقدارمطلوب محاسبه شده، بین لایه های موجود طبق روابط قانون پس انتشار توزیع می‌گردد و سپس تصحیح ماتریسهای وزن و بردارهای بایاس انجام شده و بردار خروجی که شامل چندین مولفه است، حاصل می شود. هر کدام از این مولفه ها یکی از سالهایی است که می بایست پیش بینی شود. از ۶ نرون لایه خروجی ۳ نرون مربوط به مالیات کل و ۳ نرون مربوط به پیش بینی تولید ناخالص داخلی است. مجموعه آموزش تقریباً ۸۵٪ از اطلاعات سری زمانی را به خود اختصاص داده و مربوط به سالهای ۷۹- ۱۳۴۲ می‌باشد. بعد از اینکه شبکه با این مجموعه اطلاعات آموزش دید، مجموعه آزمایش به آن اضافه می گردد (آن دسته از اطلاعاتی که در مرحله یادگیری در شبکه استفاده نشده‌اند). آنگاه میانگین خطای شبکه را محاسبه نموده، پارامترهای شبکه ای را که دارای کمترین میانگین خطاست ذخیره و از آن جهت پیش‌بینی استفاده می کنیم و در نهایت پیش بینی مرحله به مرحله صورت می گیرد بدین ترتیب که ابتدا مالیات کل (و همزمان تولید ناخالص داخلی) برای دوره t,

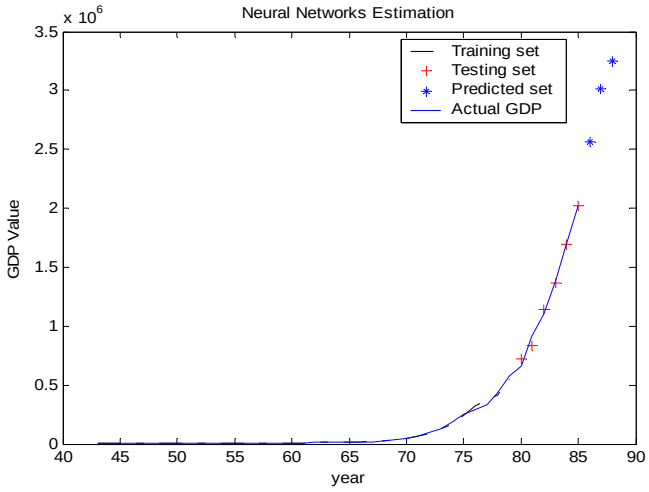
[1] Purelin

t+1, t+2 (سال ۸۲-۸۱-۱۳۸۰) پیش‌بینی می‌شود، خروجی این ۳ دوره، ورودی برای ۳ دوره بعد می‌شود و مقدار تولید ناخالص داخلی برای دوره (t+3, t+4, t+5) پیش‌بینی می‌شود. به این ترتیب، برای هر ۶ دوره پیش‌بینی صورت می‌گیرد. حال با استفاده از معیارهای مجذور میانگین مربع خطا و میانگین قدرمطلق انحراف، عملکرد شبکه در طی دوره آزمون مورد بررسی قرار می گیرد. در صورت عملکرد مثبت شبکه و با فرض ادامه روند گذشته، از آن برای پیش بینی برون نمونه ای استفاده می‌شود. نمودار (۲) مقادیر پیش بینی شده تولید ناخالص داخلی را برای ۶ دوره و خطای ناشی از این پیش‌بینی را برای سالهای ۸۵-۱۳۸۰ نشان می‌دهد و نمودار (۳) پیش بینی تولید ناخالص داخلی را با فرض ادامه روند گذشته برای سالهای ۸۸-۱۳۸۶ نشان می دهد.

نمودار (۲)- پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی و مقدار خطای پیش‌بینی برای ۶ دوره بعد

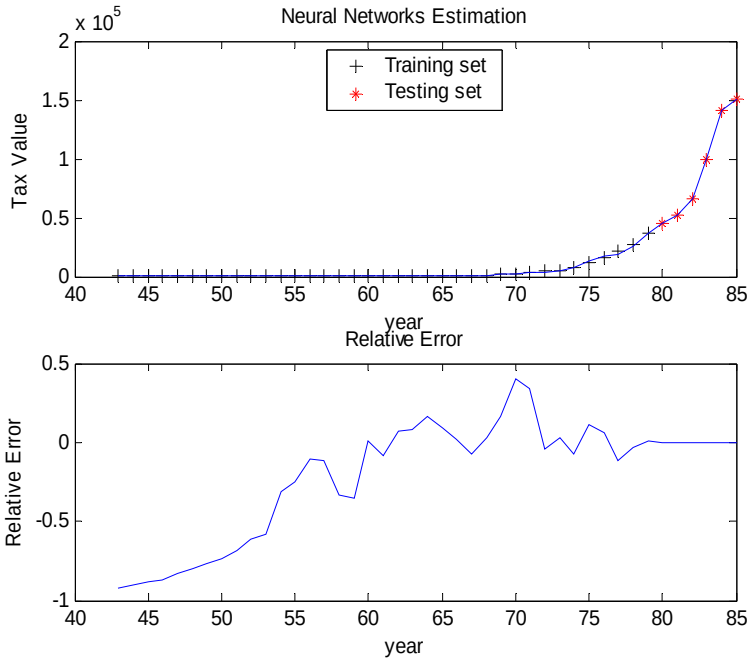


نمودار (۳)- پیش بینی برون نمونه ای تولید ناخالص داخلی برای سالهای ۸۸-۸۶

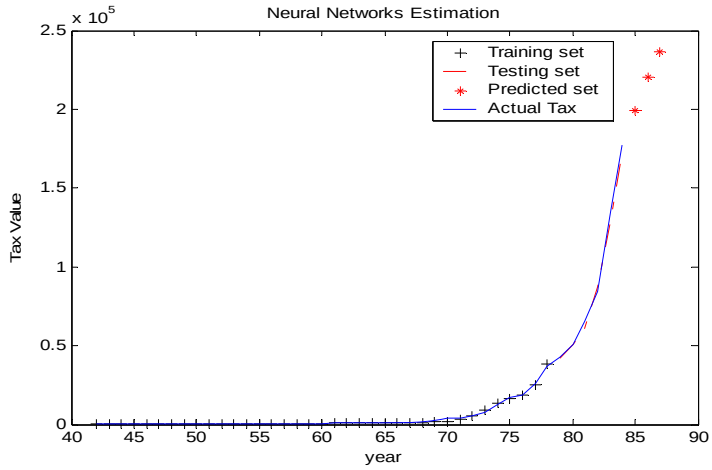


در نهایت، از این مقادیر پیش‌بینی شده برای پیش‌بینی برون نمونه‌ای درآمدهای مالیاتی استفاده می‌شود. نمودار (۴) پیش بینی درآمدهای مالیاتی را برای ۶ دوره و خطای ناشی از این پیش بینی را نشان می دهد و نمودار (۵) پیش بینی درآمدهای مالیاتی را برای سالهای ۸۸-۱۳۸۶ نشان می دهد:

نمودار (۴)- پیش‌بینی بلندمدت مالیات کل و مقدار خطای پیش‌بینی برای ۶ دوره بعد



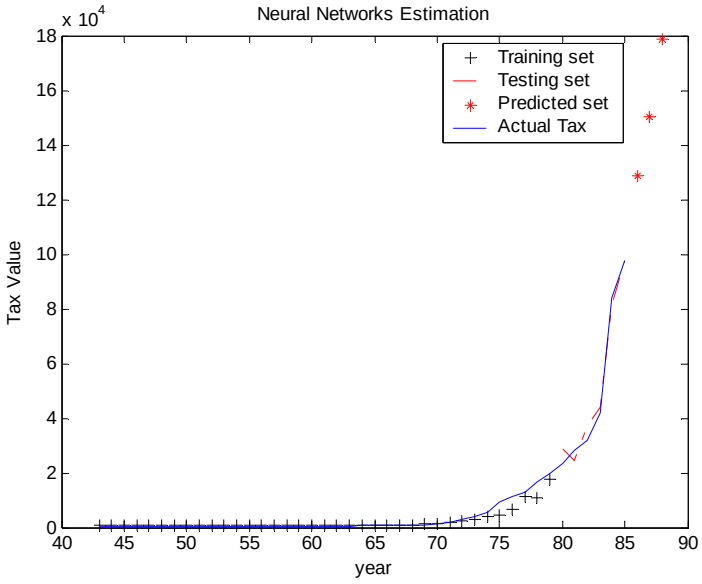
نمودار (۵)- پیش بینی برون نمونه‌ای درآمدهای مالیاتی برای سالهای ۸۸-۸۶



۴-۲- پیش‌بینی مالیاتهای مستقیم بر اساس شبکه‌های عصبی چندورودی- چندخروجی (ساختار پیشنهادی)

ساختار شبکه برای پیش‌بینی یک مرحله بعد مالیاتهای مستقیم به استناد معادلات برنامه سوم توسعه اقتصادی، اجتماعی و فرهنگی کشور، تابعی از تولید ناخالص داخلی و به همان شکل قبل، یعنی یک پرسپترون پیشخور با یک لایه پنهان و تعداد ۶ نرون در لایه ورودی و ۳ نرون در لایه پنهان و ۶ نرون در لایه خروجی می‌باشد. تابع محرک لایه پنهان، تابع غیرخطی تانژانت سیگموئید و تابع محرک لایه خروجی خطی می‌باشد و از الگوریتم پس انتشار خطا برای آموزش شبکه استفاده شده است. از داده های سالهای ۷۹-۱۳۴۲ برای آموزش شبکه و از سالهای ۸۵-۱۳۸۰ برای بررسی عملکرد استفاده می‌شود. پارامترهای شبکه ای را که دارای کمترین میانگین خطاست ذخیره و از آن جهت پیش‌بینی مرحله به مرحله استفاده شده است. در گام بعدی با استفاده از معیارهای موجود عملکرد شبکه بررسی و سپس بهترین مدل برای پیش بینی برون نمونه ای مالیاتهای مستقیم انتخاب شده است. در نمودار (۶) نتیجه این پیش بینی ارائه شده است.

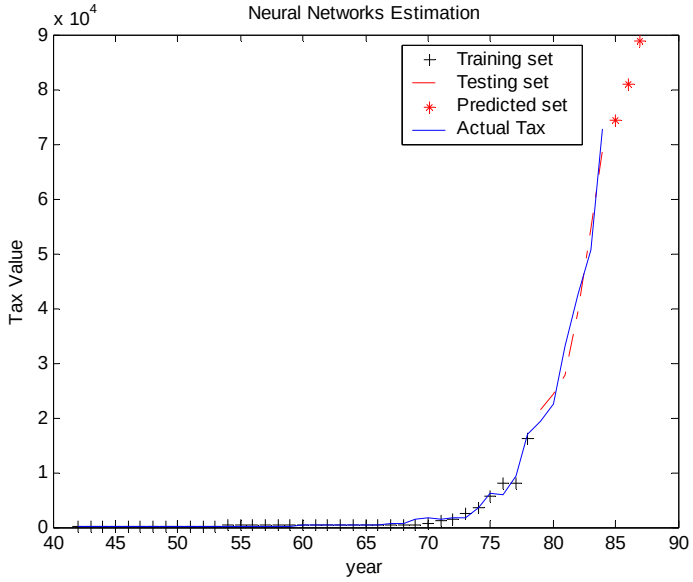
نمودار (۶)- پیش بینی برون نمونه ای مالیات مستقیم برای سالهای ۸۸-۸۶



۴-۳- پیش‌بینی مالیاتهای غیرمستقیم براساس شبکه عصبی چندورودی-چندخروجی (ساختار پیشنهادی)

ساختار این شبکه برای پیش بینی مالیاتهای غیرمستقیم به استناد معادلات برنامه سوم توسعه تابعی از تولید ناخالص داخلی در نظر گرفته شده است. از آنجائیکه طبق نتایج آزمون نمای لیاپانوف مالیات بر مصرف که یکی از اجزاء مهم مالیاتهای غیرمستقیم است، آشوب نسبتا بالایی دارد. برای پیش بینی این درآمد از شبکه عصبی پیشنهادی که ساختار پیچیده‌تری دارد، استفاده شده و همانند مدلهای ارائه شده در قسمتهای قبل، پس از انتخاب شبکه‌هایی با ساختار بهینه پیش‌بینی برون نمونه‌ای انجام گردیده است. نمودار (۷) پیش بینی مالیاتهای غیرمستقیم را برای سالهای ۸۸-۱۳۸۶ نشان می دهد.

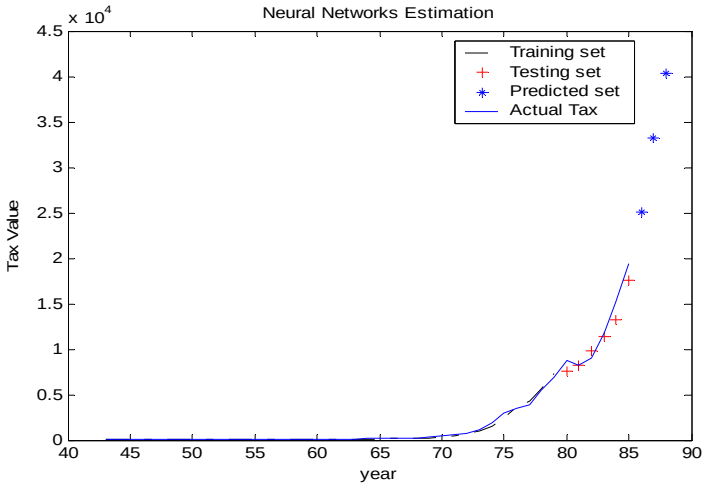
نمودار (۷)- پیش بینی برون نمونه‌ای مالیات غیرمستقیم برای سالهای ۸۸-۸۶



۴-۴- پیش‌بینی مالیات بر درآمد بر اساس شبکه‌های عصبی چندورودی- چندخروجی (مدل پیشنهادی)

نمودار (۸) مقادیر پیش بینی شده را برای سالهای ۸۸-۱۳۸۶ با استفاده از مدل پیشنهادی نشان می‌دهد. متغیر ورودی به استناد معادلات برنامه سوم توسعه تولید ناخالص داخلی است و از مقادیر پیش بینی شده این متغیر برای پیش بینی بلند مدت مالیات بر درآمد استفاده شده است.

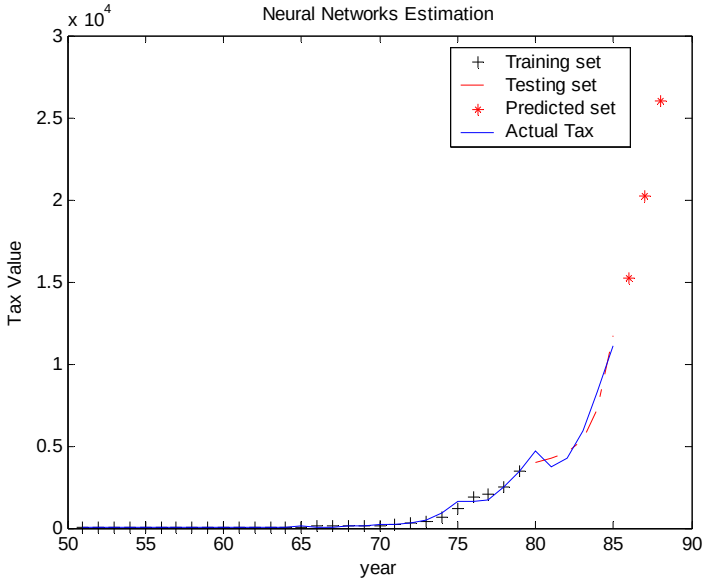
نمودار(۸)- پیش بینی برون نمونه ای مالیات بر درآمد برای سالهای ۸۸-۸۶



۴-۵- پیش‌بینی مالیات بر حقوق با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی (مدل موازی)

شبکه عصبی مورد استفاده در این قسمت یک پرسپترون پیشخور از نوع موازی می‌باشد و از ۳ لایه تشکیل شده است (لایه ورودی ۲، لایه میانی ۳ و لایه خروجی ۲ نرون دارد). تابع محرک لایه پنهان تانژانت سیگموئید، تابع محرک لایه خروجی خطی (پیورلین) است و یادگیری شبکه بر اساس قانون پس انتشار خطاست. با استفاده از این شبکه ابتدا پیش بینی برای یک مرحله بعد انجام شد و سپس با استفاده از وزنها و بایاسهای گرفته شده در این مرحله، پیش بینی بلندمدت انجام شد برای این منظور که از خروجی هر دوره به عنوان ورودی برای دوره بعد استفاده شد و به این ترتیب، برای ۶ سال آخر یعنی ۸۵-۱۳۸۰ پیش بینی صورت گرفت. از GDP بدست آمده، برای پیش‌بینی بلندمدت مالیات بر حقوق استفاده شده است. برای این منظور، داده ها را به جای داده های واقعی به عنوان ورودی وارد مدل شده و کل مالیات را برای دوره t (سال۱۳۸۰) پیش بینی شده است. خروجی دوره t، ورودی برای دوره بعد محسوب شده و مقدار مالیات برای دوره t+1 پیش بینی می شود. این فرآیند برای ۶ دوره پیش بینی دنبال می شود. از شبکه بدست آمده در این مرحله برای پیش بینی برون نمونه‌ای استفاده شده است. نمودار (۹) پیش بینی مالیات بر حقوق را برای سالهای ۸۸-۱۳۸۶ نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که اطلاعات مربوط به مالیات بر حقوق، مشاغل، شرکتها، ارث و مستغلات مربوط به سالهای ۱۳۵۰ تا ۱۳۸۵ می باشد.

نمودار (۹)- پیش بینی برون نمونه‌ای مالیات بر حقوق برای سالهای ۸۸-۸۶

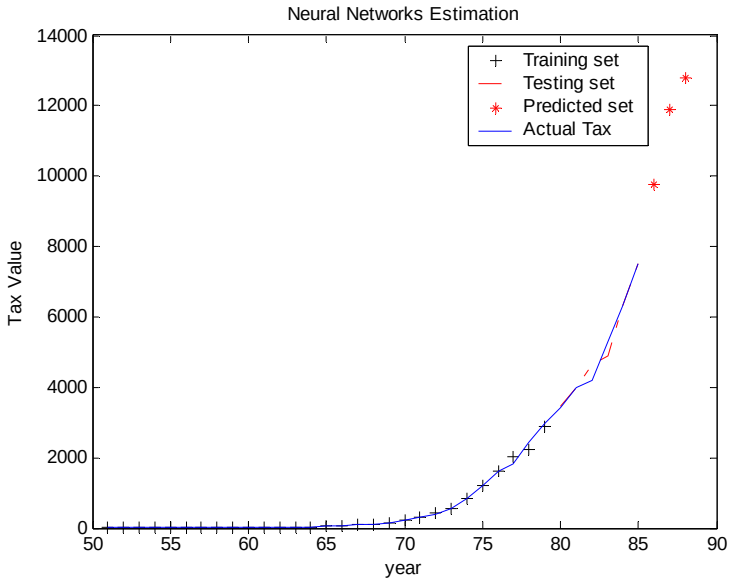


۴-۶- پیش‌بینی مالیات بر مشاغل با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مدل موازی)

در این قسمت مالیات بر مشاغل به صورت تابعی از پایه مالیاتی بخش مشاغل[۵] در نظر گرفته شده و پس از محاسبه آن، با استفاده از بهترین ساختار شبکه، پیش‌بینی برون نمونه ای برای سالهای ۸۸-۱۳۸۶ انجام شده و در نهایت از این مقادیر برای پیش بینی مالیات بر مشاغل استفاده شده است.

[۱]- پایه مالیات بر مشاغل= ارزش افزوده خدمات + ارزش افزوده ساختمان در بخش خصوصی - (خدمات عمومی + خدمت موسسات پولی و مالی+ حمل و نقل دولتی+ ارتباطات+ خدمات واحدهای مسکونی و غیرمسکونی)+ (ارزش افزوده صنعت – ارزش افزوده کارگاه های صنعتی)

نمودار(۱۰)- پیش بینی برون نمونه ای مالیات بر مشاغل برای سالهای ۸۸-۸۶

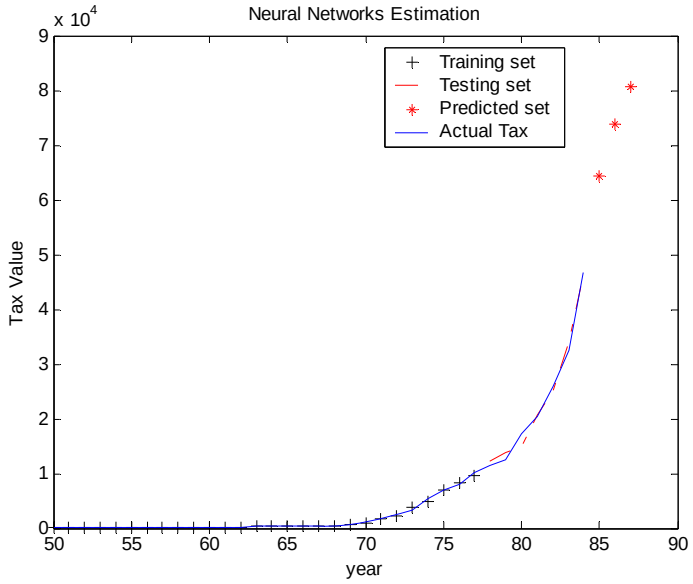


۴-۷- پیش‌بینی مالیات بر شرکتها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مدل موازی)

در این قسمت ابتدا با استفاده از یک پرسپترون پیشخور پایه مالیاتی شرکتها[۶] پیش بینی شده و پس از انتخاب بهترین مدل، از مقدار پیش بینی شده برای پیش بینی درآمدهای مالیات بر شرکتها در دوره ۸۸-۱۳۸۶ استفاده شده است.

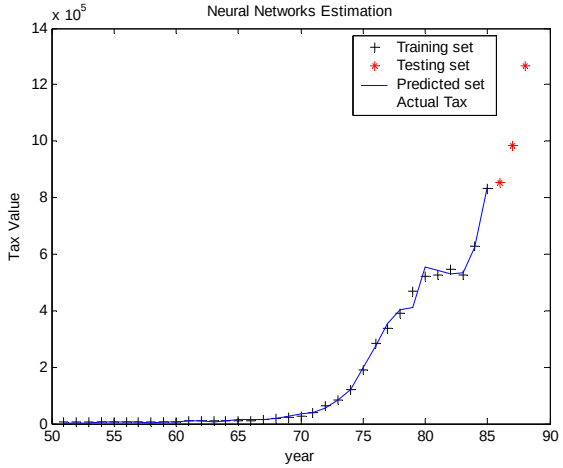
[۱] - پایه مالیات بر شرکت ها = تولید ناخالص داخلی – (ارزش افزوده بخش مشاغل و کشاورزی)

نمودار (۱۱)- پیش بینی برون نمونه ای مالیات بر شرکتها برای سالهای ۸۸-۸۶



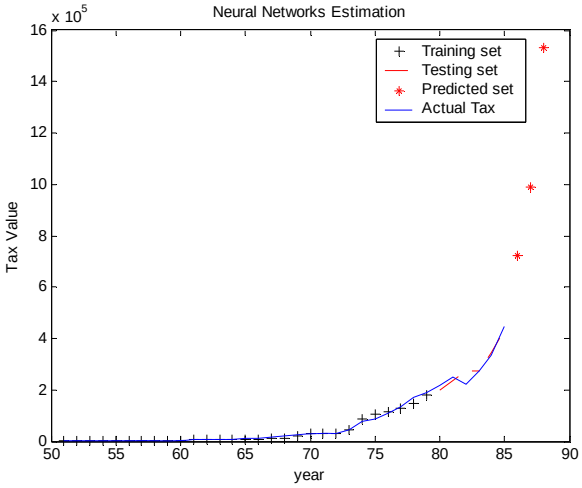
۴-۸- پیش‌بینی مالیات برمستغلات با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مدل موازی)

نمودار (۱۲)- پیش بینی برون نمونه ای مالیات بر مستغلات برای سالهای ۸۸-۸۶



۴-۹- پیش بینی مالیات برارث با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی (مدل موازی)

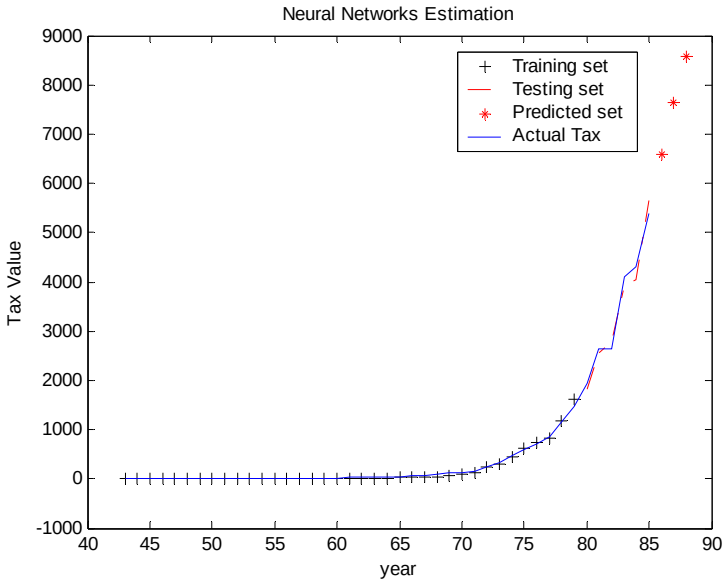
نمودار (۱۳)- پیش بینی برون نمونه ای مالیات برارث برای سالهای ۸۸-۸۶



۴-۱۰- پیش‌بینی مالیات بر ثروت بر اساس شبکه‌های عصبی چندورودی- چندخروجی (ساختار پیشنهادی)

نتایج حاصل از آزمون نمای لیاپانوف، آشوب نسبتاً بیشتری را برای سری درآمد مالیات بر ثروت و مصرف در مقایسه با به سایر مالیاتها نشان می‌دهد؛ به همین خاطر، برای پیش بینی بهتر این درآمدها از ساختار پیشنهادی چندورودی- چندخروجی استفاده شده است.

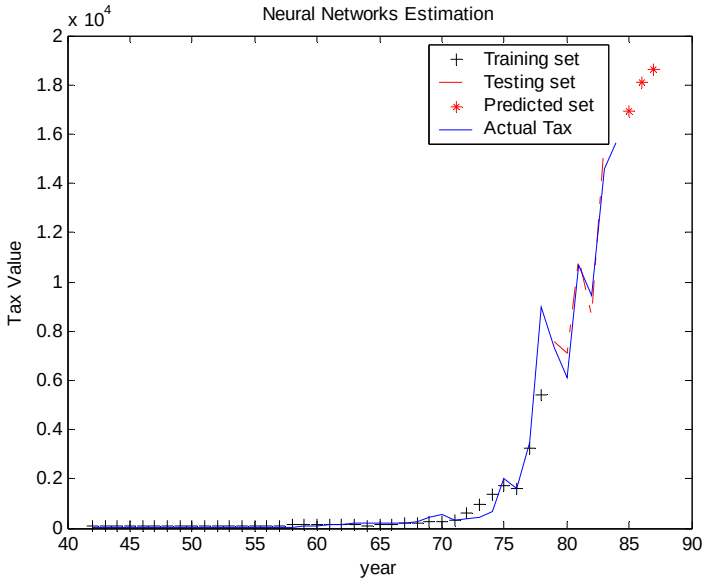
نمودار (۱۴)- پیش بینی برون نمونه ای مالیات بر ثروت برای سالهای ۸۸-۸۶



۴-۱۱- پیش‌بینی مالیات بر مصرف بر اساس شبکه‌های عصبی چند ورودی- چندخروجی (ساختار پیشنهادی)

ساختار شبکه برای پیش بینی مالیات بر مصرف تابعی از پایه مالیاتی که همان مصرف بخش خصوصی است و از آنجا که نتایج آزمون نمای لیاپانوف وجود آشوب نسبتا بالایی را برای سری زمانی مالیات بر مصرف نشان می‌دهد، از این رو، پیش بینی این درآمد از شبکه عصبی پیشنهادی که ساختار پیچیده تری دارد، استفاده شده و همانند توضیحات ارائه شده در قسمتهای قبل، پس از انتخاب شبکه‌هایی با ساختار بهینه پیش بینی برون نمونه ای انجام شد. شبکه مورد استفاده یک پرسپترون پیشخور ۳ لایه با ۶ نرون در لایه ورودی، ۳ نرون در لایه پنهان و ۶ نرون در لایه خروجی است. تابع محرک لایه پنهان تانژانت سیگموئید، تابع محرک لایه خروجی خطی و یادگیری شبکه براساس قانون پس انتشار خطاست. نمودار (۱۵) مقادیر پیش بینی شده مالیات برمصرف را برای سالهای ۸۸-۱۳۸۶ نشان می دهد.

نمودار (۱۵)- پیش بینی برون نمونه ای مالیات بر مصرف برای سالهای ۸۸-۸۶



به طور متداول، از برخی معیارهای عملکرد برای نشان دادن چگونگی یادگیری داده ها در شبکه عصبی استفاده می‌شود. برای مسائل پیش بینی، این معیارها اغلب مربوط به خطای بین خروجی های پیش بینی شده و خروجی های واقعی است. نتایج معیارهای مجذور میانگین مربع خطا RMSE [1] و میانگین قدرمطلق انحراف MAD [2] برای دوره آزمون در جدول (۳) آمده است. همانطور که مشاهده می شود، مقدار خطای مدلها برای دوره آزمون بسیار جزئی است بنابراین با اطمینان بیشتری می توان مدلهای مذکور را بکار گرفت.

[1] Root Mean Squared Error
[2] Mean Absolute Deviation

جدول(۳) – مقادیر پیش بینی و معیارهای RMSE , MAD برای مدل شبکه عصبی مصنوعی

سال	MAD	RMSE
مالیات کل	۰/۰۰۲۱۶	۰/۰۰۵۲۹۸
مالیات مستقیم	۰/۰۰۷۳۹۶	۰/۰۱۸۱۱۷۰
مالیات غیرمستقیم	۰/۰۰۸۷۶۳۸	۰/۰۲۱۴۶۶۹
مالیات بردرآمد	۰/۰۱۳۷۶۹	۰/۰۳۳۷۲۸
مالیات بر شرکتها*	۰/۰۷۷۰۳۱۲	۰/۱۱۲۹۸۰۸۵
مالیات بر مشاغل	۰/۰۳۱۹۷۸۸	۰/۰۰۸۶۵۷۸
مالیات بر مستغلات	۰/۰۴۹۸۶۵۹	۰/۰۹۳۵۷۵۶
مالیات بر حقوق	$۷/۴۴۱۵۲۸ \times ۱۰^{-۱۳}$	$۵/۶۶۶۵۸ \times ۱۰^{-۱۳}$
مالیات بر ثروت	۰/۰۸۱۷۹	۰/۰۲۹۹۴۲۷
مالیات بر ارث	$۹/۸۹۴۳۷ \times ۱۰^{-۱۵}$	$۳/۵۴۷۶۱۸ \times ۱۰^{-۱۷}$
مالیات بر مصرف	۰/۰۰۴۳۵۴۵	۰/۰۱۰۶۶۶

نتایج پیش بینی درآمدهای مالیاتی برای سالهای ۸۸–۱۳۸۵ به تفکیک در جدول (۴) آمده است. از سال ۸۵ و ۸۶ برای اطمینان از قابل اتکاء بودن مدلهای شبکه عصبی استفاده شده است.

جدول(۴)- پیش بینی درآمدهای مالیاتی به تفکیک منابع با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی (۱۳۸۶-۸۸)

سال	واقعی ۱۳۸۵	پیش‌بینی ۱۳۸۵	واقعی ۱۳۸۶	پیش‌بینی ۱۳۸۶	۱۳۸۷	۱۳۸۸
مالیات کل	۱۷۷۶۱۷	۱۷۸۹۴۲،۴	۱۹۷۲۴۵،۰	۱۹۸۹۱۹،۳	۲۲۰۲۶۵،۱	۲۳۶۳۰۵،۳۴
مالیات مستقیم	۹۷۶۹۱،۳	۹۷۶۶۴،۴۹	۱۲۴۸۴۷،۰	۱۲۸۸۷۷،۷	۱۵۰۱۰۶،۹	۱۷۸۶۴۳،۵
مالیات غیرمستقیم	۷۲۸۲۰	۷۳۵۲۳،۲۸	۷۲۴۴۷،۰	۷۳۳۴۲،۳۶	۸۰۹۸۸،۰۱	۸۸۸۵۱،۳۹
مالیات بردرآمد	۱۹۴۵۱،۳	۱۹۴۹۸،۵	۲۵۰۶۷،۰	۲۵۰۶۸،۸۸	۳۳۲۸۸۰،۰۹۶	۴۰۲۷۶،۸
مالیات بر شرکتها*	۴۶۷۲۷،۷	۴۶۶۷۹،۲	۶۳۹۵۰،۵	۶۴۳۵۱،۰۲	۷۳۸۲۲،۹	۸۰۷۶۷،۱۳
مالیات بر مشاغل	۷۵۱۵،۶	۷۵۱۸،۷	۹۷۲۶،۵	۹۷۵۰،۳۲۴	۱۱۸۸۰،۷۸	۱۲۷۹۶،۷۲
مالیات بر مستغلات	۸۳۵،۶	۸۳۵،۶	۹۷۴،۷	۹۷۱،۹۱۰۸	۱۱۴۸،۷۰۹۸	۱۲۶۶،۰۹۹۵
مالیات بر حقوق	۱۱۰۶۱،۳	۱۱۲۱۲،۲	۱۵۱۸۹،۷	۱۵۲۱۶،۹۷	۲۰۱۸۰،۸۶	۲۶۰۴۶،۸۳
مالیات بر ثروت	۵۳۷۸،۳	۵۳۷۸،۳۴	۶۵۹۳،۰	۶۵۸۰،۲	۷۶۴۰،۶۵	۸۵۷۵،۱۲
مالیات بر ارث	۴۴۷،۱۰۰	۴۴۸،۰۱	۷۱۹	۷۲۰،۵۰۲۲	۹۸۸،۴۰۶	۱۵۳۱،۶۱۳
مالیات بر مصرف	۱۵۶۵۲	۱۵۹۳۹،۴	۱۶۰۳۲،۰	۱۶۲۵۲،۵۱	۱۸۰۱۶،۴۹	۱۸۵۹۹،۰۱۱

منبع: محاسبات تحقیق

* پیش بینی مقادیر این مالیات بدون در نظر گرفتن عملکرد نفت است

نتیجه‌گیری

برای تعیین الگوی مناسب و با قابلیت پیش بینی دقیق تر، ماهیت ساختاری سریهای زمانی مورد نظر با استفاده از آزمونهای آشوب از لحاظ خطی، غیرخطی و تصادفی بودن مورد بررسی قرار گرفت. قبل از انجام آزمونهای آشوب ابتدا پایایی متغیرهای مالیاتی بررسی گردید. نتایج آزمون ریشه واحد دلالت بر ناپایایی متغیرهای تحقیق دارد که عموما بعد از یکبار تفاضل‌گیری پایا می شوند. برای بررسی وجود آشوب در سریهای مورد بررسی، از آزمون نمای لیاپانوف و آزمون بهم ریختگی شینگ من و لی بارون استفاده شد. نتایج آزمون بهم ریختگی نشان دهنده غیرتصادفی بودن سری‌های زمانی موردنظر می‌باشد و آزمون نمای لیاپانوف آشوب ضعیفی را در سریهای زمانی مالیاتی نشان می دهد. بنابراین، با استفاده از الگوسازی غیرخطی می توان برای کوتاه مدت پیش بینی دقیقی را انجام داد. سپس با بکارگیری اطلاعات آماری سالهای ۸۵-۱۳۴۲ و استفاده از رویکرد مدلسازی شبکه‌های عصبی مصنوعی درآمدهای مالیاتی کل، مستقیم، غیرمستقیم، درآمد، مصرف و..... پیش بینی شده است. نتایج نشان می‌دهد که به استثناء برخی از سالها نظیر سال ۱۳۸۰ (اصلاح قانون مالیاتهای مستقیم)، سال ۱۳۸۱ (اجرای قانون تجمیع عوارض) و سال ۱۳۸۴ (اضافه شدن عملکرد نفت در بخش مالیات بر شرکتها) در بقیه موارد، عموماً روند کلی درآمدهای مالیاتی از مسیر بلندمدت خود منحرف نشده است و به تبع آن خطای ناشی از پیش‌بینی شبکه های عصبی در دوره آزمون، رقمی بسیار جزئی بوده و بنابراین می توان انتظار داشت پیش‌بینی برون نمونه ای با استفاده از این روش از دقت قابل توجهی برخوردار باشد.

منابع و مآخذ

الف) فارسی

– احراری، مهدی (۱۳۸۰). *بررسی و تحلیل آشوب در سری زمانی قیمت های آتی نفت*. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه فردوسی مشهد.

– حمیدی علمداری، سعیده (۱۳۸۴). *الگوسازی و پیش‌بینی درآمدهای ناشی از مالیات بر مشاغل در ایران (کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی و مقایسه آن با الگوهای اقتصادسنجی)*، پایان‌نامه کارشناسی ارشد اقتصاد، دانشگاه فردوسی مشهد.

– خاکی صدیق، علی، کارلوکس و حمید خالوزاده (۱۳۷۷)«آیا قیمت سهام در بازار بورس سهام قابل پیش بینی است؟ (نگرش جدید به رفتار قیمت سهام و قابلیت پیش بینی در بازار بورس تهران)»، *مجله تحقیقات اقتصادی*، شماره ۵۳: ۸۷–۱۰۲.

– خالوزاده، حمید و علی خاکی (۱۳۸۲)«ارزیابی روش های پیش بینی قیمت سهام و ارائه مدل غیرخطی بر اساس شبکه های عصبی»، *مجله تحقیقات اقتصادی*، شماره ۶۳: ۴۳–۸۵.

– راعی، رضا و کاظم چاوشی (۱۳۸۲)«پیش‌بینی بازده سهام در بورس اوراق بهادار تهران: مدل شبکه های عصبی مصنوعی و مدل چند عاملی»، *مجله تحقیقات مالی*، سال پنجم، شماره ۱۵.

– فلاحی، محمد علی، حمید خالوزاده و سعیده حمیدی علمداری (۱۳۸۵)«الگوسازی غیرخطی و پیش بینی درآمدهای مالیات بر مشاغل در اقتصاد ایران»، *مجله تحقیقات اقتصادی*، شماره ۶۳: ۱۶۷–۱۴۳.

– قدیمی، محمدرضا و سعید مشیری (۱۳۸۱)«مدل‌سازی و پیش‌بینی رشد اقتصادی در ایران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی»، *فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران*، شماره ۱۲.

– مشیری، سعید (۱۳۸۱)«آشنایی با نظریه آشوب و کاربردهای اقتصادی آن»، *مجموعه مقاله‌های اولین همایش معرفی و کاربرد مدل‌های ناخطی پویا و محاسباتی در اقتصاد*، مرکز تحقیقات اقتصاد ایران، دانشگاه علامه طباطبائی: ۵۰–۱۱.

– مشیری، سعید و فائزه فروتن (۱۳۸۳)«آزمون آشوب و پیش‌بینی قیمت‌های آتی نفت خام»، *فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران*، شماره ۲۱.

– فرجام نیا، ایمان، محسن ناصری و سید محمد مهدی احمدی (۱۳۸۶)«پیش‌بینی قیمت نفت با دو روش ARIMA و شبکه‌های عصبی مصنوعی»، *فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران*، شماره ۳۲ .

ب)لاتین

- Chen, An-S. and Mark T.Leung (2004),“Regression neural Network for error correction in foreign exchange forecasting and trading”, *Elsevier*, pp.1049-1068.

- Ellner, S. and P. Turchin (1995), “Chaos in a noisy world: New methods and evidence from time series analysis”, *American Naturalist*, Vol. 145: 343-375.

- Fllareiov, G.F. and E.O. Averehenkov (1999), “Using netural nets for time series forecasting”, *IEEE*: 249-253.

- Garliauskas, A. (1999), “Neural network chaos and computational algorithms of forecast in finance”, *IEEE*: 638-643.

- Gruca, S. Th., Klemz, R.B. and A. Petersen, (1999),“Mining sales data using a neural network model of mMarket response”, *ACM SIGDD*, Vol. 1: 39-43.

- Kendell, E.B. (2001),“Nonlinear dynamics and chaos”, *Encyclopedia of Life Sciences*, Vol. 13: 255-262.

- Leung, M. and An-Sing Chen and Hazem Daouk (2000), “Forecasting exchange rate using general regression neural networks”, *Pergamon:* 1093-1110.

- Lisi, F. and Rosa A.Schiavo (1999), “A comparison between neural networks and chaotic models for exchange rate predition”, *Elsevier*: 87-102.

- Moshiri, S.,Cameron, N., and Scuse, D. (1999),“Static, dynamic and hybrid neural networks in forecasting inflation”, *Computational Economics*, 14: 219-235.

- Palit, A. and D. Popovic (2000), “Nonlinear combination of forecasts using artifical neural network, fuzzy logic and neuro fuzzy approaches”, *IEEE*: 566-571.

- Qi, M. and Yangru, Wu. (2003), “Nonlinear prediction of exchange rates with monetary fundamentals”, *Elsevier*: 623-640.

- Scheinkman and B. LeBaron (1989), “Nonlinear dynamics and stock returns,” *Journal of Business*, No. 62, Vol. 3: 311-338.

-Serletis, A. and M. Shintani (2003),“No evidence of chaos but some evidence of dependence in the US stock market”, *Chaos, Solitons and Fractals*, Vol. 17: 449-454.

- Shazly, M. and Hassan E.El Shazly (1997), “Comparing the forecasting performance of neural networks and forward exchange rates”, *Elsevier*: 345-356.

- Virili, F. and B. Freisleben, (2000), “Nonstionarity and data preprocessing for neural network predictions of an economic time series”, *IEEE*: 129-134.

- Zhang, G. and Michael, Y.HU. (1998), “Neural Network Forecasting of the British Pound/US Dollar Exchange Rate”, Pergamon, Vol.26, No.4: 495-506.