مدلسازی غیرخطی و پیش‌بینی مالیات بر اشخاص حقوقی

سعیده حمیدی علمداری*

کارشناس ارشد اقتصاد

حمید خالوزاده**

دانشیار، گروه کنترل، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

محمد رضایی‌پور***

عضو هیأت علمی موسسه مطالعات و پژوهش‌های بازرگانی

تاریخ دریافت: ۸۸/۷/۷ تاریخ پذیرش: ۸۹/۹/۷ صفحات: ۱۳۹-۱۱۵

هدف اصلی این مقاله پیش‌بینی درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی ایران می‌باشد. بدین منظور ابتدا ماهیت ساختاری سری زمانی درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی ایران به تفکیک منابع وصولی (دولتی و غیردولتی) از جهت خطی، غیرخطی، آشوبی و تصادفی بودن با استفاده از آزمون نمای لیاپانوف مشخص شده است و در نهایت از الگوهای سری زمانی باکس- جنکینز و شبکه‌های عصبی با ساختارهای متفاوت از نظر تعداد ورودی، خروجی و میزان وقفه و تعداد نرونهای لایه میانی، نوع یادگیری، نحوه آموزش، نوع توابع نرونهای لایه میانی و ... استفاده شده است و پس از بررسی عملکرد این دو روش در دوره آزمون(۱۳۸۷-۱۳۸۱) در نهایت مدلی با ساختار بهینه براساس ساختار چندورودی – چندخروجی با قانون یادگیری پیشنهادی برای پیش‌بینی درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی به تفکیک منابع وصولی برای سالهای ۱۳۹۳-۱۳۸۸ دریک بازه درآمدی، استفاده شده است.

طبقه‌بندیJEL: G_1 , G_2

کلید واژه‌ها:

مالیات بر اشخاص حقوقی، آشوب، نمای لیاپانوف، سری زمانی باکس- جنکینز، شبکه عصبی مصنوعی

* Email: hamidi-saeedeh@yahoo.com
** Email: h_khaloozadeh@kntu.ac.ir
*** Email: m_rezaeepoor59@yahoo.com

مقدمه

تامین مالی بودجه دولت از طریق وصول درآمدهای مالیاتی یکی از اهـداف سـه گانـه: بودجه‌ای، اقتصادی و اجتماعی وضع مالیاتهاست که وظیفه آن به سازمان امور مالیاتی کـشور محول شده و در عمـل مهمتـرین شـاخص ارزیـابی عملکـرد سـازمان امـور مالیـاتی از سـوی دستگاههای نظارتی قلمداد می‌شود. اطلاع از میزان درآمدهای مالیاتی قابل حـصول در منـابع مختلف مالیاتی علاوه بر تخصیص بهینه منابع محدود سازمانی در جهت وصول مالیات، دولـت را در انجام برنامه‌ریزی‌های دقیـق مـالی کمـک و میـزان مـشارکت مـردم را در تـأمین مـالی هزینه‌های عمومی دولت به طور دقیق مشخص می‌کند. اصولاً پیش‌بینی عنصری کلیدی برای تصمیم‌گیری‌های مدیریتی است. در هر تصمیم‌گیری پیامد تأثیرات و رویدادهایی کـه بعـد از تصمیم‌گیری ممکن است رخ دهد در نظر گرفته می‌شود. قابلیت برآورد تأثیرات کنترل‌ناپـذیر موجب بهبود انتخاب و تصمیم‌گیری خواهد شد. به همین دلیل سیـستمهای مـدیریتی بـرای طراحی و کنترل عملگرهای تشکیلاتی خود نیاز به پیش‌بینی دارند. به طور کلی می‌توان گفت که پیش‌بینی عبارت است از برآورد پیشامدهای آینده و هدف از پیش‌بینی کاهش ریـسک در تصمیم‌گیری است. پیش‌بینی‌ها معمولا صحیح نبوده و دارای مقداری خطا هستند کـه میـزان این خطا با داشتن اطلاعات بیشتر در مورد سیستم کاهش می‌یابد. چون پیش‌بینی همیشه بـا مقداری خطا همراه است، بنابراین فرآیند تصمیم‌گیری دربردارنده مقداری نااطمینانی ناشی از پیش‌بینی خواهد بود.

در مقاله حاضر برای انجام پیش‌بینی درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی به تفکیـک منابع وصولی از دو روش الگوی سری زمانی باکس- جنکینـز (ARIMA) و شـبکه عـصبی مصنوعی (الگوی غیر خطی) استفاده شـده اسـت. دوره بـرآورد در هـر دو روش مربـوط بـه سالهای ۱۳۸۶-۱۳۵۱و دوره پیش‌بینی سالهای ۱۳۹۳-۱۳۸۷ می‌باشد.

پس از مرور مختصر ادبیات موضوع و مطالعات انجام شده در این زمینه، برای پرهیـز از پدیده رگرسیون کاذب، مانایی متغیرها با استفاده از آزمونهای دیکـی- فـولر بررسـی گردیـده است. امکان پیش‌بینی درآمدهای مالیات بـر اشـخاص حقـوقی بـه تفکیـک منـابع وصـولی و پیچیدگی مدلهای حاصل با استفاده از آزمونهای نمای‌لیاپانوف و بعدهمبستگی نظریـه آشـوب

بررسی گردید و در نهایت ضمن بهره‌گیری از الگوهای دوگانه فوق جهت پیش‌بینی، کارایی آنها با استفاده از معیارهای مربوطه مقایسه و از بهترین روش برای پیش‌بینی متغیرهای مورد بررسی استفاده شده است.

مروری بر ادبیات موضوع و مطالعات انجام شده

از سال ۱۹۴۰ تحقیقات و علاقمندی در زمینه شبکه‌های 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 .... می‌باشد. مغز انسان از[۱۱] ۱۰ نرون بهم مرتبط با تعداد [۱۶] ۱۰ ارتباط تشکیل شده است. محققین شبکه های عصبی مصنوعی و مغز معتقدند که کلید اصلی درک رفتار 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 موفقیت‌آمیزی 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 می‌شود. شبکه‌های عصبی را می‌توان فراتر از رگرسیون[2] نیز نامید. مهمترین امتیاز شبکه‌های عصبی جهت نگاشت نسبت به روشهای آماری کلاسیک، این است که شبکه‌های عصبی، شکل تابعی عمومی‌تری را نسبت به این روشها دارند (خالوزاده و خاکی صدیق، ۱۳۸۲).

1. Functions Approximation
2. Beyond the Regression

کاربرد شبکه‌های عصبی در حوزه مسائل اقتصادی متنوع بوده و مطالعات موجود نشان می‌دهد 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 می‌باشد که در زیر به چند مورد از آنها اشاره می‌شود.

به عنوان نمونه مونا و حسن شازی[1] (۱۹۹۷)، ژنگ و هو[2](۱۹۹۷)، لیزی و اسکیاوو[3](۱۹۹۹)، لی یانگ، چن و داک[4](۲۰۰۰)، کوآی و یانگ وو[5] (۲۰۰۳)، لی یانگ و چن[6] در سال (۲۰۰۴) از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدلهای سری زمانی برای پیش‌بینی نرخ ارز استفاده کرده‌اند و نتایج مطالعات آنها حاکی از بهتر بودن عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. توماس و همکارانش[7] (۱۹۹۹)، در مطالعه‌ای تحت عنوان حساسیت بازار فروش، دقت پیش‌بینی دو روش شبکه عصبی پیشخور و مدل MCI [8] 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 [9] (۱۹۹۹) در مطالعات خود به این نتیجه رسیدند که در پیش بینی قیمتهای سهام، عملکرد مدل شبکه عصبی نسبت به روش سریهای

1. Shazly, M. and Hassan E.El Shazly
2. Zhang, G. and Michael, Y.HU
3. Lisi, F. and Rosa A.Schiavo
4. Leung, M. and An-Sing Chen and Hazem Daouk
5. Qi, M. and Yangru, Wu
6. Chen, An-S. and Mark T.Leung
7. Tomas S.Gruca et al
8. Multiplicative Competitive Interaction

1. G.F.Fllareiov & E.O.Averehenkov

زمانیARIMA بهتر است، پالیت و پوپاویک[1] (۲۰۰۰) نیز به این نتیجه رسیدند که روشهای هوش مصنوعی در مقایسه با روشهای پیش‌بینی از جمله AR و ARIMA عملکرد بهتری دارد. مشیری و کامرون (۲۰۰۰) نیز با مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی، اقتصادسنجی سنتی، سری های زمانی و مدلهای ساختاری VARو BVAR برای پیش‌بینی نرخ تورم کانادا به نتایج مشابه دست یافتند. ویرلی و فریسلبن[2] (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 مدلهایARIMA 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 پیش‌بینی 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 قیمت های آتی نفت با مدل خطیARIMA و غیرخطیGARCH و شبکه‌های 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 (۱۳۸۱-۱۳۷۵) 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 بوده است.

2. Ajoy Kumar Palit & D.Popovic
3. Francesco Virili & Bernd Freisleben

بررسی و تحلیل ساختار سری زمانی درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی

قبل از انجام فرآیند مدلسازی و پیش‌بینی 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 که یکی از آزمونهای نظریه آشوب است استفاده می‌گردد. در صورت تأیید وجود آشوب، سیستم با استفاده از الگوسازی غیرخطی قابلیت پیش‌بینی را داراست. شدت آشوب طول دوره پیش‌بینی را نشان می‌دهد. در واقع قابلیت پیش‌بینی برای دوره‌ای که با عکس نمای لیاپانوف متناسب است، ممکن خواهد بود. پیش‌بینی میان‌مدت به دلیل وجود ویژگی حساسیت سیستم‌های آشوبگونه نسبت به شرایط اولیه بسیار مشکل و یا می‌توان گفت که غیرممکن است. از آنجا که پیش‌بینی ما برای دوره میان مدت می‌باشد بررسی میزان پیچیدگی سریهای زمانی موردنظر این امکان را برای ما فراهم می‌سازد که با توجه به ساختار سریهای زمانی از مدلهای مناسب برای پیش‌بینی میان‌مدت و دستیابی به جوابهای قابل اطمینان‌تر استفاده کنیم. به این منظور از آزمون بعدهمبستگی استفاده می‌شود. اما قبل از انجام این آزمونها ابتدا باید پایایی سریهای زمانی موردنظر بررسی شود؛ زیرا تخمین بعدهمبستگی و نمای لیاپانوف بر روی سریهای زمانی پایا انجام می‌شود.

بررسی پایایی سری زمانی درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی به تفکیک منابع وصولی

به دنبال انتقادهای فیلیپس _ پرون(PP)[2] (۱۹۸۸)، از روش آزمون ریشه واحد تعمیم‌یافته دیکی فولر، در صورت وجود تغییرات ساختاری در سریهای زمانی باید از آزمون ریشه واحد پرون استفاده نمود. وجود چنین تغییراتی در تحولات سیاسی و اقتصادی ایران در سالهای اخیر و با توجه به اینکه این تغییرات تاثیرات شگرفی در متغیرهای کلان اقتصادی جامعه ایجاد کرده‌اند(در دوره مورد بررسی) منطقی به نظر می‌رسد. در نتیجه اگر وجود

1. Forecastability
1. Phillips-porron

چنین تغییراتی را بپذیریم، نتایج آزمونهای ریشه واحد دیکی – فولر قابل اطمینان نخواهند بود. بنابراین برای اطمینان کامل از ایستا بودن متغییرها ضروری است که از آزمون پرون استفاده شود. نتایج این آزمون در جدول (۲) آمده است. با توجه به آماره PP بدست آمده در سطوح مختلف مقادیر بحرانی، متغیرهای مدل در تمام سطوح اطمینان ایستا می‌باشند.

جدول ۱. نتایج آزمون ریشه واحد فیلیپس - پرون

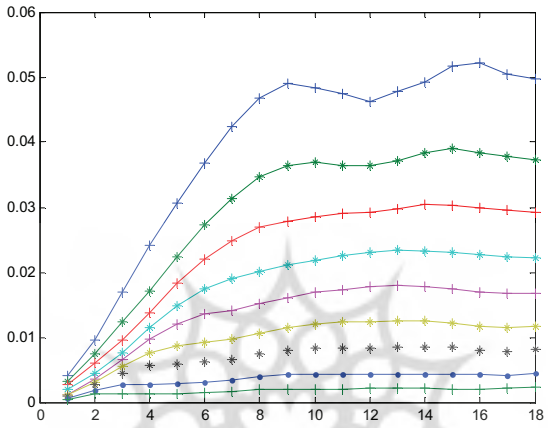
متغییر	آماره محاسبه شده	مقادیر بحرانی			نتیجه آزمون
		٪۱	٪۵	٪۱۰	
مالیات بر اشخاص حقوقی خصوصی	-۴/۳۳	-۲/۶۳	-۱/۹۵	-۱/۶۱	ایستا
مالیات بر اشخاص حقوقی دولتی	-۴/۰۴	-۲/۶۳	-۱/۹۵	-۱/۶۱	ایستا
مالیات بر شرکتها	-۸/۸	-۱/۶۲	-۱/۹۴	-۲/۶۲	ایستا

منبع: یافته های تحقیق

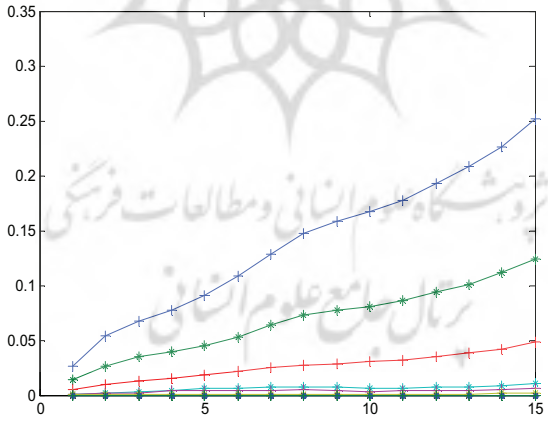
تخمین نمای لیاپانوف

در این قسمت تخمین نمای لیاپانوف از طریق روش بُعد مُحاط برای مالیات بر اشخاص حقوقی به تفکیکی منابع وصولی در طی دوره زمانی ۱۳۸۶-۱۳۴۲ به صورت سالانه درفضای m بعدی (۲ تا ۹) و فاصله زمانی n از ۱ تا ۱۸ برآورد شده است. نتایج حاصل از تخمین نمای لیاپانوف برای سری زمانی مالیات بر اشخاص حقوقی به تفکیک منابع وصولی در ذیل نشان داده شده است. این نمودارها نشان‌دهنده همگرایی پایدار مقادیر تخمینی نمای لیاپانوف می‌باشد. هر چقدر که بتوان در ابعاد محاط بالاتر به λ مثبت کوچکتری دست یافت می‌توان نتیجه گرفت که سیستم از آشوب ضعیف‌تر و حساسیت نسبت به شرایط اولیه کمتری برخوردار است، در نتیجه می‌توان از اطلاعات گذشته به مقدار بیشتری برای پیش‌بینی استفاده نمود و بالعکس. همانطور که در بیشتر نمودارها نیز مشاهده می شود، نمای لیاپانوف حتی در ابعاد بالا نیز مقداری مثبت است که این نشان‌دهنده وجود آشوب در

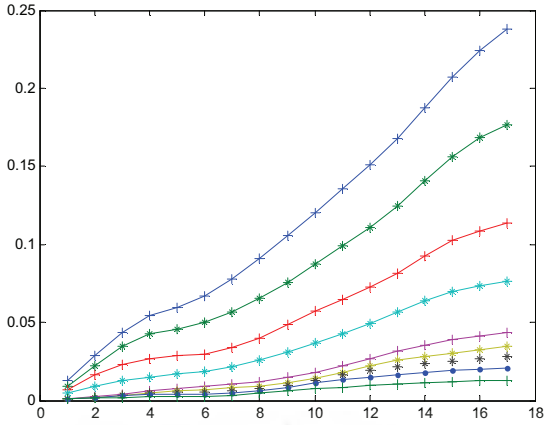
سریهای زمانی مورد نظر می‌باشد بنابراین پیش‌بینی بلندمدت به دلیل وجود ویژگی حساسیت سیستم‌های آشوبگونه نسبت به شرایط اولیه ناممکن شده اما با وجود مدلهای پیچیده و انتخاب ساختار مناسب می‌توان به پیش‌بینی‌های میان مدت خوبی دست یافت. (تا حدود ۸ سال بعد)



نمودار۱. نتایج آزمون نمای لیاپانوف در ابعاد محاط ۲تا۱۰ برای سری زمانی مالیات بر اشخاص حقوقی



نمودار۲. نتایج آزمون نمای لیاپانوف در ابعاد محاط ۲تا۱۰ برای سری زمانی مالیات بر اشخاص حقوقی دولتی



نمودار۳. نتایج آزمون نمای لیاپانوف در ابعاد محاط ۲تا۱۰ برای سری زمانی مالیات بر اشخاص حقوقی‌خصوصی

همانطور که در نمودارها نیز مشاهده می‌شود مقدار نمای لیاپانوف حتی برای بعد ۱۰ نیز مقداری مثبت است بنابراین با بهره‌گیری از اطلاعات گذشته می‌توان برای دوره بیشتری پیش‌بینی انجام داد.

جدول۲. نتایج آزمون نمای لیاپانوف برای ابعاد ۲ تا ۱۰ به تفکیک منابع مالیات بر شرکتها

	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
مالیات بر اشخاص حقوقی	/۰۵۹ ۰	/۰۴۵ ۰	۰/۰۳	/۰۲۳ ۰	/۰۱۵ ۰	/۰۰۵ ۰	/۰۰۳ ۰	-	-
مالیات بر اشخاص حقوقی خصوصی	۰/۲۵	/۱۷۵ ۰	/۱۱۵ ۰	/۰۷۵ ۰	۰/۰۵	/۰۴۵ ۰	/۰۲۵ ۰	/۰۱۵ ۰	-
مالیات بر اشخاص حقوقی دولتی	۰/۲۵	/۱۲۵ ۰	۰/۰۵	۰/۰۱	/۰۰۵ ۰	/۰۰۱ ۰	-	-	-

تحلیل تخمین بعد همبستگی

یکی از مهمترین روشهای آزمون پیش‌بینی‌پذیری، تحلیل غیرخطی تخمین بعد همبستگی فرآیند مولد آنهاست. در واقع روش تخمین بعدهمبستگی معیاری برای آزمون نظریه آشوب[1] در یک فرآیند سری زمانی است.

محاسبه و تخمین بعد همبستگی

بعد همبستگی، معیاری از میزان پیچیدگی یک پدیده است. بعد یک نقطه، صفر؛ خط دارای بعد یک و نویز سفید و یا فرآیند اتفاقی دارای بعد بینهایت است. فرآیند آشوبگونه، دارای بعدی مثبت ولی محدود است. برای انجام محاسبات تخمین بعد همبستگی ابتدا لازم است سریهای زمانی مالیاتی را پایا نمود. روش تخمین بعد همبستگی که در ادامه مورد استفاده قرار می‌گیرد، بنام گراسبرگر- پروکاکسیا[2] معروف است. در این روش ابتدا می‌بایست ماتریس M حافظه[3] را ایجاد کرد. به این ترتیب که سری زمانی مالیات بر اشخاص حقوقی را به شکل X_t $\{X_t, t = 1, 2, ..., N\}$ در نظر گرفته و بردارهایی M بعدی به نام M حافظه را به صورت $X_t^M = (X_t, X_t + 1, ..., X_{t+M-1})$ ایجاد می‌کنیم. در واقع N داده اسکالر سری زمانی درآمدهای مالیاتی به N-M+1 بردار با درایه‌هایی که با یکدیگر همپوشانی دارند تبدیل می‌شود. در عمل با ایجاد M حافظه سعی در تجدید حیات و بازسازی دینامیک و ساختار فرآیند مولد اطلاعات می‌شویم. به‌عبارت دیگر بین بردارهای M حافظه و فرآیند تولید اطلاعات اصلی یک نگاشت و تناظر برقرار می‌شود. در روش تخمین بعدهمبستگی ارتباط و همبستگی بین نقاط M حافظه اندازه‌گیری می‌شود. برای انجام این کار بایستی انتگرال همبستگی[4] را در فضای M حافظه محاسبه کرد. انتگرال همبستگی($C_M(r)$) تخمینی از

1. Chaos Theory
1. Grassberger- Procaccia
2. M- histories
3. Correlation Integral

یک احتمال است که دو بردار از سری زمانی به طول M، فاصله‌ای کمتر از r با یکدیگرداشته باشند. در واقع می‌توان $C_M(r)$ را به طریق زیر محاسبه نمود:

$$C_M(r) = \lim_{N\to\infty} \frac{2}{N_M(N-1)} \sum_{t\le s} I_r(X_t^M, X_s^M) \qquad (۱)$$

که در آن $N_M = N-(M-1)$ و M بعد محاط[۱] است.

و $I_r(x, y)$ تابع مشخصه‌ای[۲] وابسته به x و y است و به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$I_r(x, y) = \begin{cases} 0, \|x - y\| > r \\ 1, \|x - y\| > r \end{cases} \qquad (۲)$$

در واقع با اندازه‌گیری و تخمین بعدهمبستگی میزان همبستگی و شباهت میان نقاط مختلف در جاذب غیرخطی منصوب به فرآیند را می‌توان اندازه‌گیری کرد. بعد همبستگی فرآیند D_M برای بعد محاط M به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$D_M = \lim_{r\to 0} \lim_{N\to\infty} \frac{\log C_M(r, N)}{\log(r)} \qquad (۳)$$

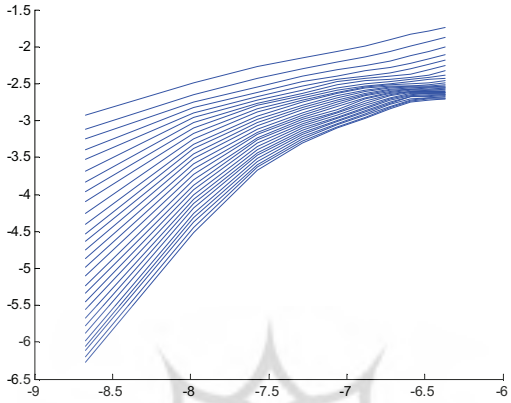
بعد همبستگی (D) برابر است با: $D = lim_{M\to\infty} D_M$

N به اندازه تعداد اطلاعات درآمد مالیات بر اشخاص حقوقی است و به خاطر کمی بودن اطلاعات، در انتخاب مقادیر r و M محدودیت وجود داشته و عملاً نمی‌توان $r \to 0$ و $M \to \infty$ را داشت. اگر سیستم آشوبگونه باشد D_M به ازای مقادیر بزرگ M به مقداری بزرگتر از یک همگرا می‌شود.

در اینجا نیز شکلهای مربوط به مراحل مختلف این روش برای مالیات بر اشخاص حقوقی آورده شده است.

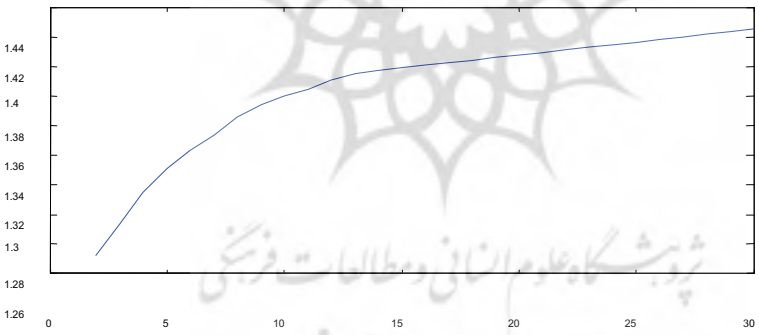
4. Embedding Dimension
5. Indicator Function

نمودار۴ الف نشانگر منحنیهای log(CM)) بر حسب log(r) به ازای مقادیر M از ۲ تا ۳۰ و نمودار۴ ب نمایانگر بعد همبستگی این سری زمانی بر حسب M است.



نمودار۴ الف: منحنیهای log(CM)) بر حسب log (r) به ازای مقادیر M از ۲ تا ۳۰

(مالیات برشرکتها)



نمودار۴ ب بعد همبستگی سری زمانی مالیات بر شرکتها بر حسب M از ۲ تا ۳۰

مقدار تخمین زده شده D_M برای مالیات بر اشخاص حقوقی با افزایش بعد M به مقدار۱/۴۴ همگرا می‌شود. نتایج حاصل از آزمون بعدهمبستگی در مورد سایر منابع مالیاتی به تفکیک در جدول ذیل ارائه شده است.

جدول ۳: مقادیر بعد همبستگی (D_M) مربوط به سری زمانی درآمدهای مالیات برشرکتها

مالیات براشخاص حقوقی	مالیات براشخاص حقوقی دولتی	مالیات براشخاص حقوقی خصوصی
$D_M = 1.44$	$D_M = 1.7$	$D_M = 1.88$

همانطور که مشاهده می‌شود مقدار بعد همبستگی D_M برای مالیات براشخاص حقوقی خصوصی بیشترین و برای مالیات بر اشخاص حقوقی کمترین مقدار را داراست. بنابراین پیچیدگی سیستم مولد سری زمانی مالیات بر اشخاص حقوقی خصوصی از بقیه بیشتر بوده و متناظراً مدلسازی و پیش‌بینی آن نیز مشکلتر خواهد بود. اما در مورد سیستم مولد سری زمانی مالیات بر اشخاص حقوقی برعکس مدلسازی و پیش‌بینی ساده ترو با کارایی بیشتر صورت می‌پذیرد.

الگوسازی و پیش‌بینی درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی به تفکیک منابع وصولی

نتایج آزمون نمای لیاپانوف و بعد همبستگی نشان‌دهنده وجود آشوب ضعیف در سیستم می‌باشد، بنابراین از طریق الگوسازی غیرخطی می‌توان برای میان‌مدت پیش‌بینی دقیق‌تری انجام داد. در این قسمت برای تأیید نتایج آزمون نمای لیاپانوف، پیش‌بینی بر اساس برآورد الگوی مربوطه به دو شیوه خطی (ARIMA) و غیرخطی شبکه های عصبی مصنوعی صورت می‌گیرد و در نهایت عملکرد این دو روش با یکدیگر مقایسه و از بهترین روش برای پیش‌بینی متغیرهای مورد بررسی استفاده شده است.

پیش بینی درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی به تفکیک منابع وصولی با استفاده از الگوهای سری زمانی ARIMA

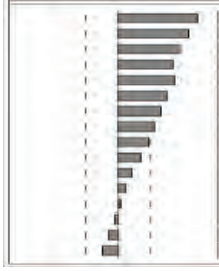
براساس روش تکراری باکس- جنکینز[1]، برای تعیین p و q در الگوی ARIMA می‌توان از تابع خودهمبستگی(ACF)[2] و تابع خودهمبستگی جزیی(PACF)[3] نمونه سری زمانی استفاده نمود. از آنجا که سریهای موجود در تحقیق دارای روند می‌باشند، لذا ابتدا باید روند زدایی شوند. در این صورت توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزیی پسماندهای هر یک از الگوهای روند زدایی شده و با استفاده از آزمون همبسته نگار، مدلهای آزمایشی برای هر سه متغییر مورد بررسی، راهنمایی برای تعیین رتبه بهینه الگوی ARIMA خواهد بود. قابل ذکر است، بررسی مقدار متغیرهای مورد نظر به صورت اسمی درجه جمعی (انباشتگی) بیشتر از یک را نشان می‌دهد. لذا برای پرهیز از مشکلات و محدودیتهای آن و نیز تفسیر شفافتر نتایج از لگاریتم طبیعی متغیرها استفاده شده است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

1. Box- Jenkins
2. Autocorrelation Functio
3. Partial Autocorrelation Function

Correlogram of LNGO

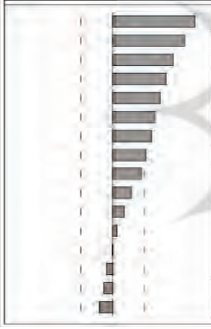
Date: 08/14/10 Time: 10:54
Sample: 1350 1393
Included observations: 37



	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.815	0.815	26.657	0.000
2	0.730	0.195	48.650	0.000
3	0.645	0.021	66.313	0.000
4	0.564	-0.021	80.205	0.000
5	0.579	0.261	95.345	0.000
6	0.507	-0.125	107.32	0.000
7	0.445	-0.083	116.83	0.000
8	0.382	-0.038	124.10	0.000
9	0.312	-0.011	129.12	0.000
10	0.235	-0.178	132.06	0.000
11	0.156	-0.087	133.41	0.000
12	0.084	-0.046	133.81	0.000
13	0.019	-0.047	133.83	0.000
14	-0.036	-0.070	133.91	0.000
15	-0.093	-0.031	134.48	0.000
16	-0.150	-0.039	136.02	0.000

Correlogram of LGO

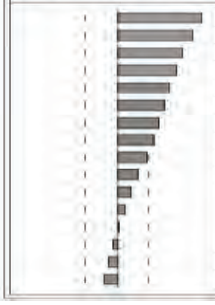
Date: 08/14/10 Time: 10:54
Sample: 1350 1393
Included observations: 37



	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.855	0.855	29.320	0.000
2	0.744	0.047	52.144	0.000
3	0.631	-0.058	69.050	0.000
4	0.551	0.053	82.315	0.000
5	0.488	0.038	93.074	0.000
6	0.442	0.030	102.16	0.000
7	0.395	-0.011	109.67	0.000
8	0.346	-0.026	115.63	0.000
9	0.290	-0.045	119.98	0.000
10	0.181	-0.239	121.72	0.000
11	0.121	0.077	122.53	0.000
12	0.046	-0.089	122.65	0.000
13	-0.004	-0.020	122.65	0.000
14	-0.062	-0.076	122.89	0.000
15	-0.097	0.012	123.51	0.000
16	-0.138	-0.041	124.83	0.000

Correlogram of LTC

Date: 08/14/10 Time: 10:55
Sample: 1350 1393
Included observations: 37



	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.892	0.892	31.887	0.000
2	0.792	-0.016	57.766	0.000
3	0.693	-0.054	78.125	0.000
4	0.611	0.030	94.454	0.000
5	0.547	0.038	107.93	0.000
6	0.489	-0.004	119.06	0.000
7	0.433	-0.024	128.09	0.000
8	0.378	-0.026	135.18	0.000
9	0.313	-0.075	140.23	0.000
10	0.219	-0.187	142.80	0.000
11	0.153	0.057	144.09	0.000
12	0.078	-0.090	144.45	0.000
13	0.015	-0.042	144.46	0.000
14	-0.044	-0.044	144.58	0.000
15	-0.091	-0.002	145.13	0.000
16	-0.139	-0.060	146.46	0.000

جدول۴. برآورد الگوی سری زمانی مالیات بر اشخاص حقوقی(۱۳۸۰-۱۳۵۱)

مالیات براشخاص حقوقی خصوصی		
	ضریب برآوردی	**آمارهt**
AR(1)	**۰/۵۷**	**۳/۱۳**
AR(2)	**۰/۳۵**	**۱/۹۲**
D-W=2.1	R^2=0.82	F=60.58
مالیات براشخاص حقوقی دولتی		
AR(1)	**۰/۹۹**	**۴۲**
MA(1)	**۰/۸۳**	**۷,۴۴**
D-W=1.88	R2=0.99	F= 2917
مالیات براشخاص حقوقی		
AR(1)	**۰/۹۷**	**۲۲/۱۸**
D-W=2.4	R2=0.95	F= 492

منبع: محاسبات تحقیق

نتایج حاصل از برآورد الگوی سری زمانی مالیات بر اشخاص حقوقی به تفکیک حاکی از آن است که ضریب تعیین در این الگوها بالا است که این نشان‌دهنده قدرت توضیح دهندگی بسیار بالای مدلها می‌باشد. آماره دوربین واتسن (D-W) و آماره F نیز به ترتیب عدم وجود خودهمبستگی پیاپی و معنی دار بودن کل معادله را در تمامی الگوها نشان می‌دهد. با استفاده از معادلات تخمین زده شده، نتایج حاصل از پیش‌بینی مالیات بر اشخاص حقوقی در روش سری زمانی به صورت درون نمونه‌ای و با فرض روند موجود برای تمامی متغیرها محاسبه و در جدول (۵) آمده است.

جدول۵. پیش‌بینی مالیاتهای اشخاص حقوقی به تفکیک منابع وصولی برای سالهای ۱۳۸۷-۱۳۸۱

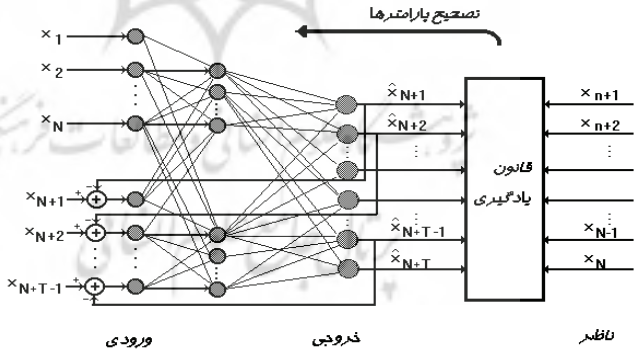
سال	مالیات بر اشخاص حقوقی	مالیات بر اشخاص حقوقی دولتی	مالیات بر اشخاص حقوقی خصوصی
۱۳۸۱	۱۳۹۷۸/۹۸	۹۹۰۳/۲۹۲	۴۸۹۷/۴۶۱
۱۳۸۲	۱۵۶۳۶/۶۹	۱۲۳۹۳/۴۳۵	۴۹۹۷/۶۹۲
۱۳۸۳	۱۷۴۲۸/۹	۱۵۴۹۹/۸۳۸	۵۲۲۲/۰۷۰
۱۳۸۴	۱۹۳۵۹/۷۶	۱۹۳۷۲/۵۴۶	۵۳۹۳/۶۴۱
۱۳۸۵	۲۱۴۳۲/۹۵	۲۴۱۹۷/۵۳۶	۵۵۸۰/۱۷۱
۱۳۸۶	۲۳۶۵۱/۷	۳۰۲۰۵/۱۶۹	۵۷۵۵/۱۷۷
۱۳۸۷	۲۶۰۱۸/۶۸	۳۷۶۸۰/۶۰۲	۵۹۲۸/۵۴۷

منبع: محاسبات تحقیق

پیش‌بینی درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی به تفکیک منابع وصولی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختار پیشنهادی

در این قسمت درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی کشور به تفکیک منابع وصولی (خصوصی و دولتی) برای سالهای ۱۳۸۷-۱۳۸۱ (دوره آزمون) با استفاده از روش شبکه‌های عصبی غیرخطی پیش‌بینی شده است. به این منظور از شبکه‌های عصبی با ساختارهای متفاوت از نظر تعداد ورودی، خروجی و میزان وقفه و تعداد نرونهای لایه میانی، نوع یادگیری، نحوه آموزش، نوع توابع نرونهای لایه میانی و ..... استفاده شد و در نهایت مدلی با ساختار بهینه براساس ساختار چندورودی – چندخروجی با قانون یادگیری پیشنهادی بدست آمد و بر اساس آن درآمدهای مالیاتی به تفکیک منابع وصولی برای دوره آزمون پیش‌بینی گردید. نحوه عملکرد شبکه پیشنهادی به این صورت است که اطلاعات داده شده به لایه ورودی به شکل دنباله مرتب $X_1, X_2, ..., X_N, X_{N+1} ... X_{N+T-1}$ و مقادیر پیش‌بینی شده اطلاعات در لایه خروجی به صورت $X_{N+1}, ..., X_{N+T-1}, X_{N+T}$ است. در این ساختار، از داده‌های تا

لحظه N+T-1 در مرحله آموزش و یادگیری استفاده می‌شود. بدین ترتیب، تا اینجا مدل شبکه عصبی توصیف شده عملاً با استفاده از اطلاعات تا لحظه N+T-1 پیش‌بینی داده X_{N+T} را انجام می‌دهد. برای انجام پیش‌بینی درازمدت داده‌های $X_{N+T}, X_{N+T-1}, ..., X_{N+1}$ ، نرونهای اضافه N+1 تا N+T-1 در لایه ورودی در فرآیند پیش‌بینی غیرضروری خواهد بود. چنین ملاحظاتی این ایده را القا می‌کنند که از مقادیر پیش‌بینی شده اطلاعات $X_{N+T-1}, ..., X_{N+1}$ به نرونهای ورودی N+1 تا N+T-1 فیدبک منفی داده شود و در واقع تفاضل داده‌های واقعی، $X_{N+T-1}, ..., X_{N+1}$ با مقادیر پیش‌بینی شده متناظر است که به عنوان ورودی به نرونهای ورودی N+1 تا N+T-1 اعمال می‌شود. باید توجه داشت که با پیشرفت فرآیند یادگیری، این تفاضل‌ها به سمت صفر میل می‌کنند. بدین ترتیب، در مرحله تأیید مدل، به نرونهای ورودی N+1 تا N+T-1 مقادیر صفر وارد شده و هیچگونه استفاده‌ای از داده‌های لحظات N+1 تا N+T-1 در پیش‌بینی مقادیر $X_{N+T}, X_{N+T-1}, ..., X_{N+1}$ صورت نمی‌گیرد. در شکل زیر مدل شبکه عصبی با ساختار پیشنهادی (چندورودی-چندخروجی)، برای پیش‌بینی با افق طولانی نشان داده شده است.



مقایسه عملکرد مدلهای سری زمانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی

برای بررسی عملکرد دو الگو از معیارهای مجذور میانگین مربع خطا[1] (RMSE) و میانگین مطلق خطا[2] (MAE) استفاده می‌شود. مقایسه نتایج این دو معیار برای دوره پیش‌بینی درون نمونه‌ای که مربوط به سالهای ۱۳۸۷-۱۳۸۱ می‌باشد در مورد دو روش مورد بررسی حاکی از عملکرد بهتر مدلهای شبکه عصبی مصنوعی با ساختار پیشنهادی را دارد (جدول ۶).

جدول۶. مقدار معیارهای RMSE , MAE برای مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل ARIMA

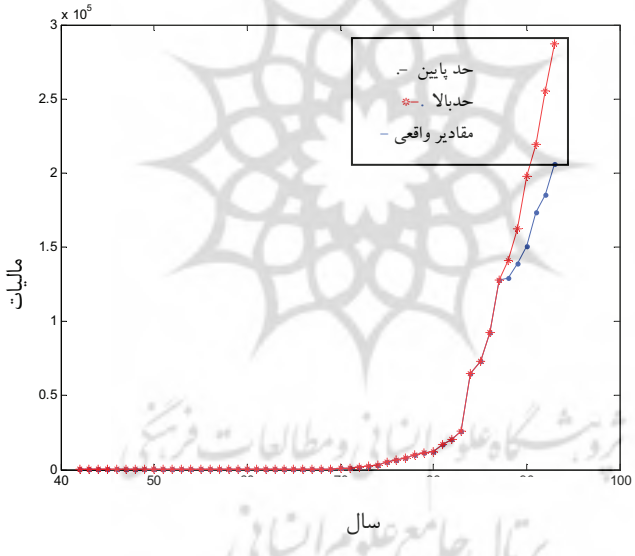
معیار	الگو	الگوی سری زمانی	الگوی شبکه عصبی مصنوعی
RMSE	مالیات بر اشخاص حقوقی خصوصی	۱/۶۶	۰/۰۱۰۰۴۴
	مالیات بر اشخاص حقوقی دولتی	۱/۹۲	۰/۰۹۶۵۴۲
	مالیات بر شرکتها	۰/۹۲	۰/۰۸۲۹۰۸
MAE	مالیات بر اشخاص حقوقی خصوصی	۱/۴۳	۰/۰۳۱۵۱۷
	مالیات بر اشخاص حقوقی دولتی	۰/۸۴	۰/۱۳۵۳۳
	مالیات بر شرکتها	۰/۷۸	۰/۰۴۲۹۲

منبع: محاسبات تحقیق

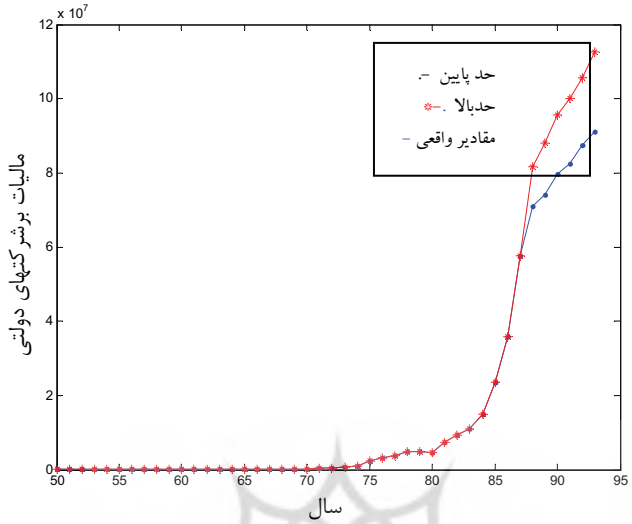
1. Root Mean Squared Error
2. Mean Absolute Error

پیش‌بینی میان‌مدت درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی به تفکیک منابع وصولی

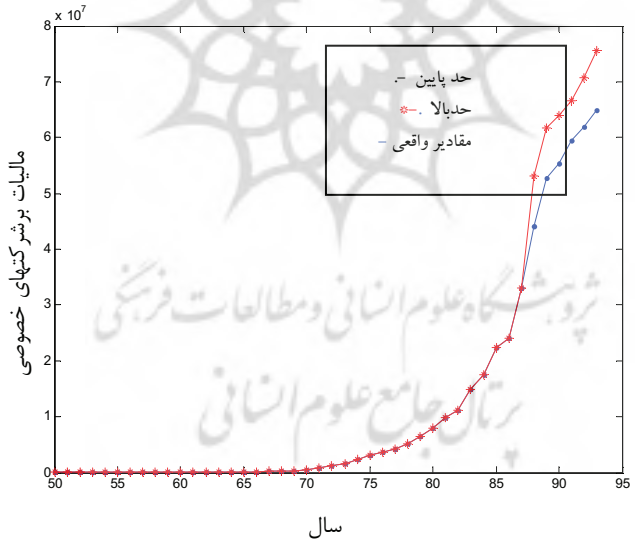
با توجه به نتایج بدست آمده از آنجا که روش شبکه‌های عصبی نسبت به روش سریهای زمانی در دوره آزمون از عملکرد بهتری برخوردار بود، لذا در این قسمت از روش غیرخطی شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی میان‌مدت (۱۳۹۳-۱۳۸۸) متغیرهای مورد بررسی استفاده شده است. از میان ۴۳ مدل شبکه، ۱۳ مدل برتر که از ساختار و خروجیهای بهتری برخوردار بوده‌اند انتخاب گردیده‌اند که نتایج این مدلها در بازه درآمدی معین به شرح جدول ۷ قرار گرفته‌اند. نمودارهای ارائه شده در ذیل بازه درآمدی و مقادیر پیشنهادی را به تفکیک منابع وصولی برای سالهای ۱۳۹۳-۱۳۸۸ نشان می‌دهد.



نمودار۵. پیش‌بینی میان‌مدت مالیات بر شرکتها با استفاده از شبکه‌های عصبی پیشنهادی



نمودار۶. پیش‌بینی میان‌مدت مالیات شرکتهای دولتی با استفاده از شبکه‌های عصبی پیشنهادی



نمودار۷. پیش‌بینی میان‌مدت مالیات بر شرکتهای خصوصی با استفاده از شبکه‌های عصبی پیشنهادی

همانطور که در جدول نیز مشاهده می‌شود وصولیهای مالیاتی در بازه پیش‌بینی شده قرار دارد. مقایسه عملکرد سال ۱۳۸۸ با نتایج پیش‌بینی تأییدی بر عملکرد مناسب مدل مورد استفاده می‌باشد لذا نتایج پیش‌بینی مدل را با اطمینان بیشتری می‌توان پذیرفت.

جدول۷. پیش بینی بازه درآمدی مالیاتها به تفکیک منابع وصولی برای سالهای ۱۳۹۳-۱۳۸۸

سال		مالیات براشخاص حقوقی*	مالیات بر اشخاص حقوقی دولتی	مالیات بر اشخاص حقوقی خصوصی
۱۳۸۸	پیش بینی	۱۲۹۲۲۰-۱۴۰۷۸۴	۷۰۹۸۲-۸۱۵۹۳	۴۴۰۶۵-۵۳۰۷۲
	عملکرد	۱۳۰۵۶۹	۷۹۶۱۱	۵۰۷۸۲
۱۳۸۹		۱۳۸۸۴۴-۱۶۲۱۳۶	۷۴۰۶۵-۸۸۰۷۲	۵۲۷۰۶ -۶۱۶۷۷
۱۳۹۰		۱۵۰۶۶۷-۱۹۸۰۳۶	۷۹۷۰۶-۹۵۶۷۸	۵۵۴۰۰ -۶۳۹۷۵
۱۳۹۱		۱۷۳۴۴۲-۲۱۹۲۳۹	۸۲۴۰۰-۹۹۹۷۵	۵۹۵۲۱ -۶۶۶۲۱
۱۳۹۲		۱۸۵۳۵۲-۲۵۵۴۹۷	۸۷۵۲۱-۱۰۵۶۲۲	۶۱۹۸۱ -۷۰۷۳۰
۱۳۹۳		۲۰۶۰۵۳-۲۸۷۳۲۸	۹۱۱۸۲-۱۱۲۷۳۰	۶۴۹۸۱ -۷۵۵۹۳

* برآوردها بدون لحاظ نمودن مالیات عملکرد نفت انجام شده است.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق به منظور پیش بینی درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی کشور به تفکیک منابع وصولی برای سالهای ۱۳۹۳-۱۳۸۷ از دو روش شبکه‌های عصبی غیرخطی و مدلهای سری زمانی ARIMA استفاده شده است. قبل از انجام فرآیند مدلسازی و پیش‌بینی ابتدا لازم است میزان پیش‌بینی‌پذیری سری زمانی مالیاتهای مختلف و نوع ساختار آنها بررسی گردد. برای رسیدن به این هدف از آزمون نمای لیاپانوف که یکی از آزمونهای نظریه آشوب است استفاده می‌گردد. در صورت تأیید وجود آشوب، سیستم با استفاده از الگوسازی غیرخطی قابلیت پیش‌بینی را داراست. شدت آشوب طول دوره پیش‌بینی را نشان می‌دهد. در

واقع، قابلیت پیش‌بینی برای دوره‌ای که با عکس نمای لیاپانوف متناسب است ممکن خواهد بود. پیش‌بینی بلندمدت به دلیل وجود ویژگی حساسیت سیستم‌های آشوبگونه نسبت به شرایط اولیه بسیار مشکل و یا می‌توان گفت که غیرممکن است. از آنجا که پیش‌بینی ما برای دوره میان‌مدت می باشد بررسی میزان پیچیدگی سریهای زمانی موردنظر این امکان را برای ما فراهم می‌سازد که با توجه به ساختار سریهای زمانی از مدلهای مناسب برای پیش‌بینی میان مدت و دستیابی به جوابهای قابل اطمینان‌تر استفاده کنیم. به این منظور از آزمون بعدهمبستگی استفاده می‌کنیم. نتایج حاصل از تحلیل بعد همبستگی نیز موید وجود آشوب در داده‌ها است و نیز نشانگر پیچیدگی در مدل پیشنهادی برای مدلسازی و پیش‌بینی می-باشد. لذا استفاده از مدلسازی خطی و روشهای آمار کلاسیک به جوابهای خوبی منتهی نخواهد شد. همچنین با توجه به نتایج این تحلیلها میزان وقفه بهینه در مدلهای مربوط به پیش‌بینی مشخص می‌شود. لذا چنانچه مدلهای قوی و ساختارهای مناسبی برای فرآیند مدلسازی و پیش‌بینی انتخاب شود، می‌توان انتظار پیش‌بینی‌های مطلوبی را داشت.

در بخش دوم این مقاله به منظور تأیید نتایج حاصل از آزمون‌های آشوب از دو روش شبکه‌های عصبی غیرخطی و مدلهای سری زمانیARIMA برای پیش‌بینی سریهای زمانی مورد بررسی در دوره آزمون (۱۳۸۷-۱۳۸۱) استفاده شده و در نهایت با استفاده از معیارهای عملکرد بهترین مدل انتخاب و برای دوره زمانی ۱۳۹۳-۱۳۸۸ پیش‌بینی از درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی به تفکیک منابع وصولی انجام شده است. نتایج حاصل از معیارهای عملکرد حاکی از عملکرد بهتر مدلهای شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختار پیشنهادی می-باشد. بدین ترتیب از این روش برای پیش‌بینی متغیرهای مورد بررسی استفاده شده است. از میان ۴۳ مدل شبکه با ساختارهای متفاوت از نظر تعداد ورودی، خروجی و میزان وقفه و تعداد نرونهای لایه میانی، نوع یادگیری، نحوه آموزش، نوع توابع نرونهای لایه میانی و ..... ، ۱۲ مدل برتر که از ساختار و خروجیهای بهتری برخوردار بوده، انتخاب گردیده‌اند که نتایج این مدلها دربازه درآمدی معین برای سالهای (۱۳۸۷-۱۳۸۵) تعریف شد.

پی‌نوشت‌ها

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

۲. حمیدی علمداری، سعیده، 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،۱۳۸۴

۳. خاکی صدیق، علی، کارلوکس و حمید خالوزاده ، 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،۱۳۷۷ ، ص ۱۰۲-۸۷.

۴. خالوزاده، حمید و علی خاکی، ارزیابی روش های پیش بینی قیمت سهام و ارائه مدل غیرخطی بر اساس شبکه های عصبی، ***مجله تحقیقات اقتصادی***، شماره ۶۳،۱۳۸۲، ص ۴۳-۸۵.

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

۶. فلاحی، محمد علی، حمید خالوزاده و سعیده حمیدی علمداری، الگوسازی غیرخطی و پیش بینی درآمدهای مالیات بر مشاغل در اقتصاد ایران، ***مجله تحقیقات اقتصادی***، شماره ۶۳،۱۳۸۵، ص۱۶۷-۱۴۳.

۷. قدیمی، محمدرضا وسعید مشیری، مدل‌سازی و پیش‌بینی رشد اقتصادی در ایران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، ***فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران***، شماره ۱۲، ۱۳۸۱.

۸. مشیری، سعید، آشنایی با نظریه آشوب و کاربردهای اقتصادی آن، ***مجموعه مقاله های اولین همایش معرفی و کاربرد مدل های ناخطی پویا و محاسباتی در اقتصاد***، مرکز تحقیقات اقتصاد ایران، دانشگاه علامه طباطبائی،۱۳۸۱، ص۵۰-۱۱.

۹. مشیری، سعید و فائزه فروتن ،آزمون آشوب و پیش‌بینی قیمت‌های آتی نفت خام، ***فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران***، شماره ۲۱، ۱۳۸۳.

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

11. Chen, An-S. and Mark T.Leung, "Regression Neural Network for error Correction in Foreign Exchange Forecasting and Trading", ***Elsevier***, (2004), pp.1049-1068.

12. Ellner, S. and P. Turchin, "Chaos in a Noisy World: New Methods and Evidence from Time Series Analysis", ***American Naturalist***, Vol. 145, (1995), pp.343-375.

13. Fllareiov, G.F. and E.O. Averehenkov, "Using Netural Nets for Time Series Forecasting", ***IEEE***, (1999), pp. 249-253.

14. Garliauskas, A., "Neural Network Chaos and Computational Algorithms of Forecast in Finance" ***IEEE***,(1999), pp. 638-643.

15. Gruca, S. Th., Klemz, R.B. and A. Petersen, "Mining Sales Data Using a Neural Network Model of Market Response", ***ACM SIGDD***, Vol. 1, (1999), pp.39-43.
16. Khaloozadeh, H. A, Khaki Sedigh, "Long Term Prediction of Tehran Price Index (TEPIX) using Neural Networks", ***IEEE-IFSA/NAFIPS***, (2001).
17. Kendell, E.B., "Nonlinear Dynamics and Chaos", ***Encyclopedia of Life Sciences***, Vol. 13, (2001), pp.255-262.
18. Leung, M. and An-Sing Chen and Hazem Daouk, "Forecasting Exchange Rate Using General Regression Neural Networks", ***Pergamon***, (2000), pp. 1093-1110.
19. Lisi, F. and Rosa A.Schiavo, "A Comparison Between Neural Networks and Chaotic Models for Exchange Rate Predition", ***Elsevier***, (1999), pp. 87-102.
20.Moshiri, S.,Cameron, N., and Scuse, D. "Static, Dynamic and Hybrid Neural Networks in Forecasting Inflation", ***Computational Economics***, Vol.14, (1999), pp.219-235.
21. Palit, A. and D. Popovic, "Nonlinear Combination of Forecasts Using Artifical Neural Network, Fuzzy Logic and Neuro Fuzzy Approaches", ***IEEE***, (2000), pp.566-571.
22. Qi, M. and Yangru, Wu, "Nonlinear Prediction of Exchange Rates with Monetary Fundamentals", ***Elsevier***,(2003), pp.623-640.
23. Scheinkman and B. LeBaron, "Nonlinear Dynamics and Stock Returns", ***Journal of Business***, No. 62, Vol. 3, (1989), pp. 311-338.
24. Serletis, A. and M. Shintani, "No Evidence of Chaos but Some Evidence of Dependence in the US Stock Market", ***Chaos, Solitons and Fractals***, Vol. 17, (2003), pp.449-454.
25. Shazly, M. and Hassan E.El Shazly, "Comparing the Forecasting Performance of Neural Networks and Forward Exchange Rates", ***Elsevier***,(1997), pp. 345-356.
26. Virili, F. and B. Freisleben , "Nonstionarity and Data Preprocessing for Neural Network Predictions of an Economic Time Series" , ***IEEE***, (2000), pp. 129-134.
27. Zhang, G. and Michael, Y.HU., "Neural Network Forecasting of the British Pound/US Dollar Exchange Rate", ***Pergamon***, Vol.26, No.4, (1998), pp. 495-506.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی