

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 رضایی پور ***

عضو هیأت علمی موسسه مطالعات و پژوهش‌های بازرگانی

صفحات: ۱۳۹-۱۱۵

تاریخ پذیرش: ۸۹/۹/۷

تاریخ دریافت: ۸۸/۷/۷

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 لیپانوف 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 در یک بازه درآمدی، استفاده شده است.

طبقه‌بندی JEL: G_1, G_2

کلید واژه‌ها:

مالیات بر اشخاص حقوقی، آشوب، نمای لیپانوف، 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 اهداف سه گانه: بودجه‌ای، 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. اصولاً پیش‌بینی عنصری کلیدی برای تصمیم‌گیری‌های مدیریتی است. در هر تصمیم‌گیری پیامد تأثیرات و رویدادهایی که بعد از تصمیم‌گیری ممکن است رخ دهد در نظر گرفته می‌شود. قابلیت برآورد تأثیرات کنترل‌ناپذیر موجب بهبود انتخاب و تصمیم‌گیری خواهد شد. به همین دلیل سیستمهای مدیریتی برای 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 ریسک در تصمیم‌گیری است. پیش‌بینی‌ها معمولاً صحیح نبوده و دارای مقداری خطا هستند که میزان این خطا با داشتن اطلاعات بیشتر در مورد سیستم کاهش می‌یابد. چون پیش‌بینی همیشه با مقداری خطا همراه است، بنابراین فرآیند تصمیم‌گیری دربردارنده مقداری ناطمینانی ناشی از پیش‌بینی خواهد بود.

در مقاله حاضر برای انجام پیش‌بینی درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی به تفکیک منابع وصولی از دو روش الگوی سری زمانی باکس-جنکینز (ARIMA) و شبکه عصبی مصنوعی (الگوی غیر خطی) استفاده شده است. دوره برآورد در هر دو روش مربوط به سالهای ۱۳۸۶-۱۳۵۱ و دوره پیش‌بینی سالهای ۱۳۹۳-۱۳۸۷ می‌باشد.

پس از مرور مختصر ادبیات موضوع و مطالعات انجام شده در این زمینه، برای پرهیز از پدیده رگرسیون کاذب، مانایی متغیرها با استفاده از آزمونهای دیکی-فولر بررسی گردیده است. امکان پیش‌بینی درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی به تفکیک منابع وصولی و پیچیدگی مدل‌های حاصل با استفاده از آزمونهای نمای لیپاپانوف و بعدهمبستگی نظریه آشوب

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 شبکه‌های 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 معمولاً 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 شبکه‌های عصبی بوده است. تکنیک‌های مدلسازی به وسیله شبکه‌های عصبی نتایج موفقیت‌آمیزی در مسائل پیچیده‌ای مانند تقریب توابع^۱ 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^۲ 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^۱ (۱۹۹۷)، ژنگ و هو^۲ (۱۹۹۷)، لیزی و اسکیاوو^۳ (۱۹۹۹)، لی یانگ، چن و داک^۴ (۲۰۰۰)، کوآی و یانگ وو^۵ (۲۰۰۳)، لی یانگ و چن^۶ 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^۷ (۱۹۹۹)، در مطالعه‌ای تحت عنوان حساسیت بازار فروش، دقت پیش‌بینی دو روش شبکه عصبی پیشخور و مدل MCI^۸ 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 مدل‌های MCI ارائه می‌دهد. فلاریوو و آورهن‌لوو^۹ (۱۹۹۹) در مطالعات خود به این نتیجه رسیدند که در پیش‌بینی 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.Averhenkov

زمانی ARIMA بهتر است، پالیت و پوپویک^۱ (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، سری‌های زمانی و مدل‌های ساختاری VAR و BVAR برای پیش‌بینی نرخ تورم کانادا به نتایج مشابه دست یافتند. ویرلی و فریسلبن^۲ (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 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 قیمت‌های آتی نفت با مدل خطی ARIMA و غیرخطی GARCH 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) پیش‌بینی کرده است و در نهایت فرجام‌نیا، 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^۱ سری زمانی مالیاتهای مختلف و نوع ساختار آنها بررسی گردد. برای رسیدن به این هدف از آزمون نمای لیپانوف 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 لیپانوف 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 لیپانوف 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)^۲ (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 متغیرها 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

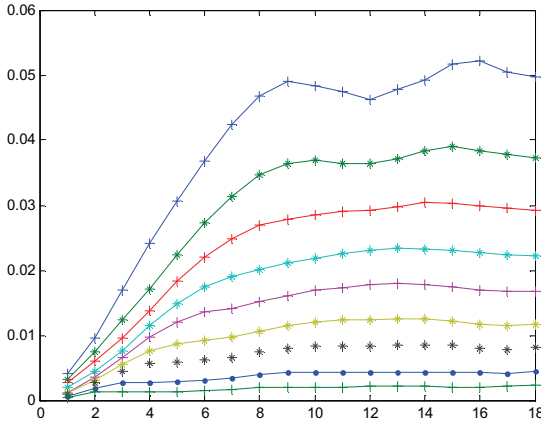
نتیجه آزمون	مقادیر بحرانی			آماره محاسبه شده	متغیر
	٪۱۰	٪۵	٪۱		
ایستا	-۱/۶۱	-۱/۹۵	-۲/۶۳	-۴/۳۳	مالیات بر اشخاص حقوقی خصوصی
ایستا	-۱/۶۱	-۱/۹۵	-۲/۶۳	-۴/۰۴	مالیات بر اشخاص حقوقی دولتی
ایستا	-۲/۶۲	-۱/۹۴	-۱/۶۲	-۸/۸	مالیات بر شرکتهای

منبع: یافته‌های تحقیق

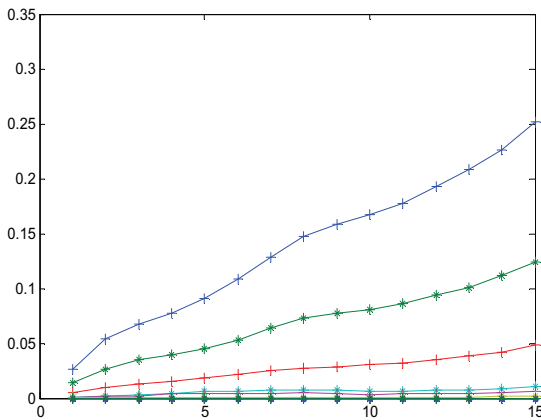
تخمین نمای لیاپانوف

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 در فضای 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 مُحاط بالاتر به m 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 می‌شود، 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)

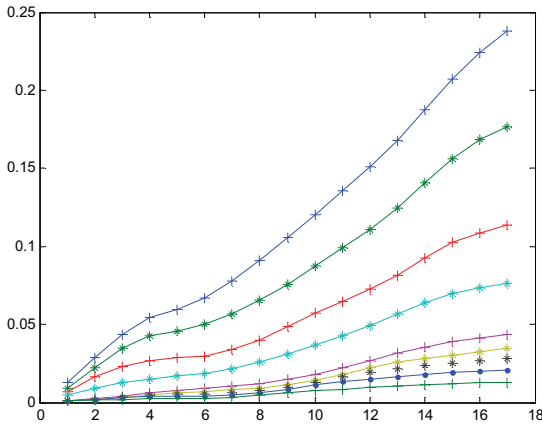


نمودار ۱. نتایج آزمون نمای لیاپانوف در ابعاد محاط ۲ تا ۱۰ برای سری زمانی مالیات بر اشخاص حقوقی



نمودار ۲. نتایج آزمون نمای لیاپانوف در ابعاد محاط ۲ تا ۱۰ برای سری زمانی مالیات بر اشخاص حقوقی

دولتی



نمودار ۳. نتایج آزمون نمای لیاپانوف در ابعاد محاط ۲ تا ۱۰ برای سری زمانی مالیات بر اشخاص حقوقی خصوصی

همانطور که در نمودارها نیز مشاهده می شود مقدار نمای لیاپانوف حتی برای بعد ۱۰ نیز مقداری مثبت است بنابراین با بهره گیری از اطلاعات گذشته می توان برای دوره بیشتری پیش بینی انجام داد.

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

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

تحلیل تخمین بعد همبستگی

یکی از مهمترین روشهای آزمون پیش‌بینی‌پذیری، تحلیل غیرخطی تخمین بعد همبستگی فرآیند مولد آنهاست. در واقع روش تخمین بعد همبستگی معیاری برای آزمون نظریه آشوب^۱ 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- پروکاسیا^۲ معروف است. در این روش ابتدا می‌بایست ماتریس M حافظه^۳ را ایجاد کرد. به این ترتیب که سری زمانی مالیات بر اشخاص حقوقی را به شکل $\{X_t, t = 1, 2, \dots, N\}$ در نظر گرفته و بردارهایی M بعدی به نام M حافظه را به صورت $X_t^M = (X_t, X_{t+1}, \dots, X_{t+M-1})$ 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. به عبارت دیگر بین بردارهای M حافظه و فرآیند تولید اطلاعات اصلی یک نگاشت و تناظر برقرار می‌شود. در روش تخمین بعد همبستگی ارتباط و همبستگی بین نقاط M حافظه اندازه‌گیری می‌شود. برای انجام این کار بایستی انتگرال همبستگی^۴ را در فضای M حافظه محاسبه کرد. انتگرال همبستگی $(C_M(\tau))$ 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 یکدیگر داشته باشند. در واقع می‌توان $C_M(r)$ را به طریق زیر محاسبه نمود:

$$C_M(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{2}{N_M(N-1)} \sum_{t \leq s} I_r(X_t^M, X_s^M) \quad (1)$$

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:

$$I_r(x, y) = \begin{cases} 0, & \|x - y\| > r \\ 1, & \|x - y\| \leq r \end{cases} \quad (2)$$

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:

$$D_M = \lim_{r \rightarrow 0} \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\log C_M(r, N)}{\log(r)} \quad (3)$$

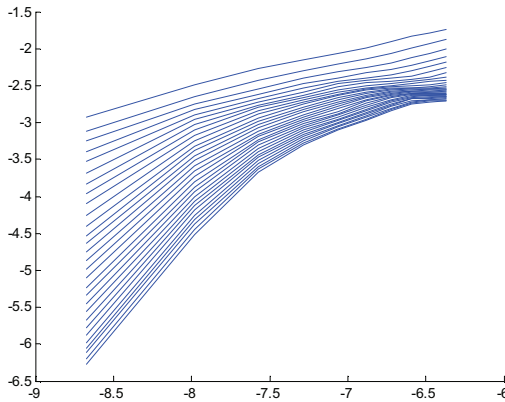
بعد همبستگی (D) برابر است با: $D = \lim_{M \rightarrow \infty} D_M$

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 $r \rightarrow 0$ و $M \rightarrow \infty$ 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.

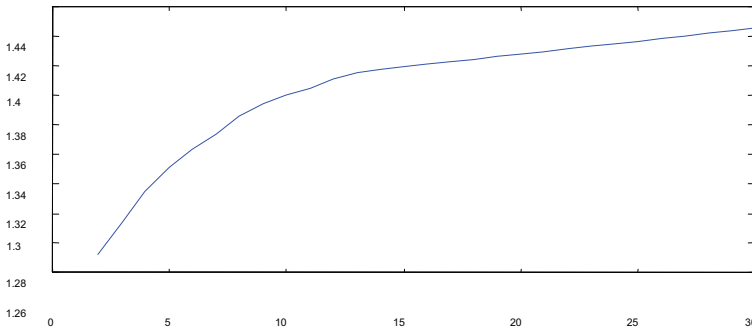
4. Embedding Dimension
5. Indicator Function

نمودار ۴ الف نشانگر منحنیهای $\log(CM)$ بر حسب $\log(r)$ به ازای مقادیر M از ۲ تا ۳۰ و نمودار ۴ ب نمایانگر بعد همبستگی این سری زمانی بر حسب M است.



نمودار ۴ الف: منحنیهای $\log(CM)$ بر حسب $\log(r)$ به ازای مقادیر M از ۲ تا ۳۰

(مالیات بر شرکتها)



نمودار ۴ 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 مقدار ۱/۴۴ 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 بر شرکتها

مالیات بر اشخاص حقوقی	مالیات بر اشخاص حقوقی دولتی	مالیات بر اشخاص خصوصی
$D_M = 1.44$	$D_M = 1.7$	$D_M = 1.88$

همانطور که مشاهده می‌شود مقدار بعد همبستگی D_M برای مالیات بر اشخاص 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 ساده‌تر و با کارایی بیشتر صورت می‌پذیرد.

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

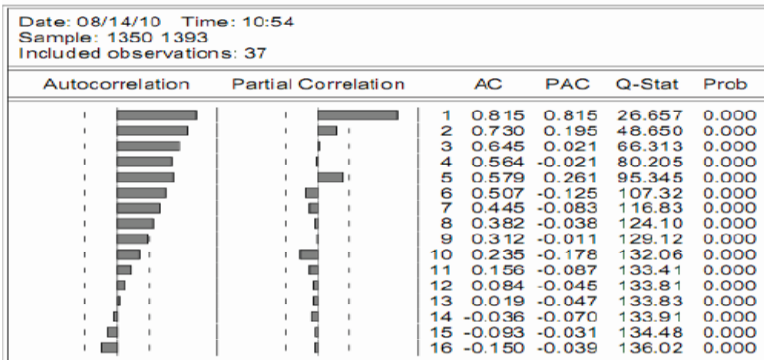
نتایج آزمون نمای لیاپانوف و بعد همبستگی نشان‌دهنده وجود آشوب ضعیف در سیستم می‌باشد، بنابراین از طریق الگوسازی غیرخطی می‌توان برای میان‌مدت پیش‌بینی دقیق‌تری انجام داد. در این قسمت برای تأیید نتایج آزمون نمای لیاپانوف، پیش‌بینی بر اساس برآورد الگوی مربوطه به دو شیوه خطی (ARIMA) و غیرخطی شبکه‌های عصبی 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

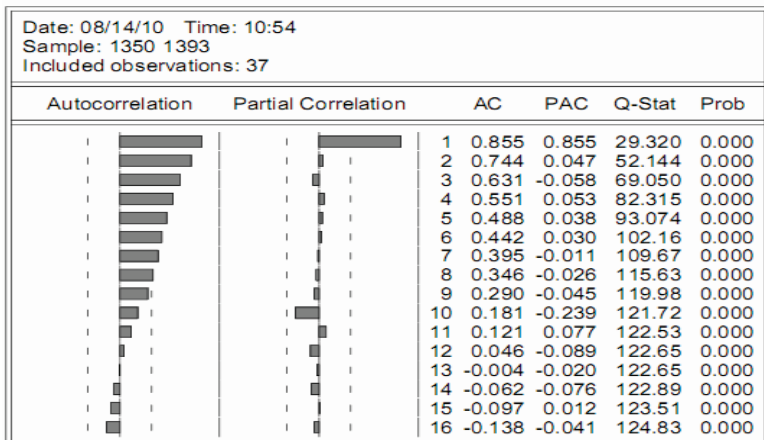
براساس روش تکراری باکس- جنکینز^۱، برای تعیین p و q در الگوی ARIMA می‌توان از تابع خودهمبستگی (ACF)^۲ و تابع خودهمبستگی جزئی (PACF)^۳ نمونه سری زمانی استفاده نمود. از آنجا که سربهای موجود در تحقیق دارای روند می‌باشند، لذا ابتدا باید روند زدایی شوند. در این صورت توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی پسماندهای هر یک از الگوهای روند زدایی شده و با استفاده از آزمون همبسته نگار، مدل‌های آزمایشی برای هر سه متغیر مورد بررسی، راهنمایی برای تعیین رتبه بهینه الگوی ARIMA خواهد بود. قابل ذکر است، بررسی مقدار متغیرهای مورد نظر به صورت اسمی درجه جمعی (انباشتی) 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.

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

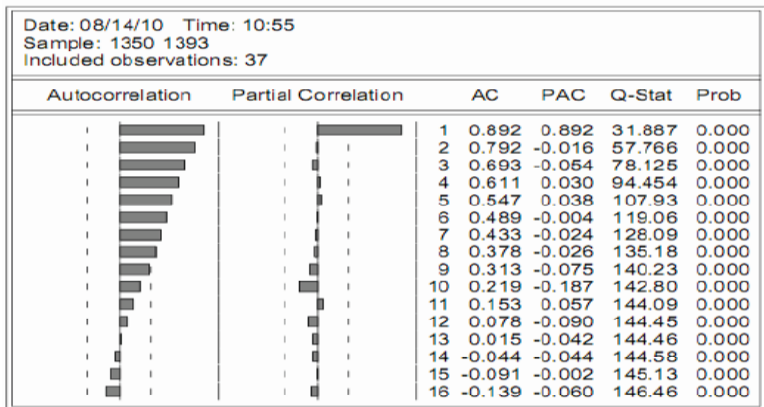
Correlogram of LNGO



Correlogram of LGO



Correlogram of LTC



جدول ۴. برآورد الگوی سری زمانی مالیات بر اشخاص حقوقی (۱۳۸۰-۱۳۵۱)

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

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 نشان دهنده قدرت توضیح دهندگی بسیار بالای مدلها می باشد. 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 می دهد. با استفاده از معادلات تخمین زده شده، نتایج حاصل از پیش بینی مالیات بر اشخاص حقوقی در روش سری زمانی به صورت درون نمونه ای و با فرض روند موجود برای تمامی متغیرها محاسبه و در جدول (۵) آمده است.

جدول ۵. پیش‌بینی مالیات‌های اشخاص حقوقی به تفکیک منابع وصولی برای سالهای ۱۳۸۱-۱۳۸۷

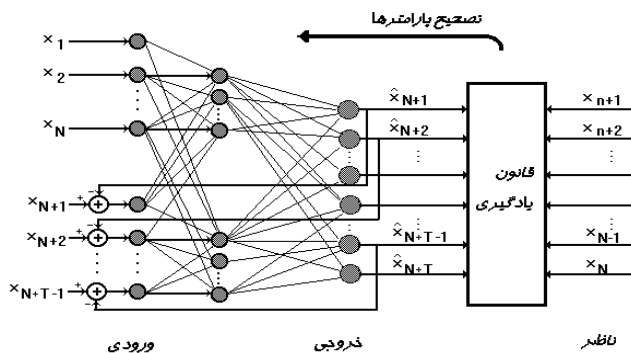
سال	مالیات بر اشخاص حقوقی	مالیات بر اشخاص دولتی	مالیات بر اشخاص حقوقی خصوصی
۱۳۸۱	۱۳۹۷۸/۹۸	۹۹۰۳/۲۹۲	۴۸۹۷/۴۶۱
۱۳۸۲	۱۵۶۳۶/۶۹	۱۲۳۹۳/۴۳۵	۴۹۹۷/۶۹۲
۱۳۸۳	۱۷۴۲۸/۹	۱۵۴۹۹/۸۳۸	۵۲۲۲/۰۷۰
۱۳۸۴	۱۹۳۵۹/۷۶	۱۹۳۷۲/۵۴۶	۵۳۹۳/۶۴۱
۱۳۸۵	۲۱۴۳۲/۹۵	۲۴۱۹۷/۵۳۶	۵۵۸۰/۱۷۱
۱۳۸۶	۲۳۶۵۱/۷	۳۰۲۰۵/۱۶۹	۵۷۵۵/۱۷۷
۱۳۸۷	۲۶۰۱۸/۶۸	۳۷۶۸۰/۶۰۲	۵۹۲۸/۵۴۷

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 ۱۳۸۱-۱۳۸۷ (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 $X_1, X_2, \dots, X_N, X_{N+1}, \dots, X_{N+T-1}$ و مقادیر پیش‌بینی شده اطلاعات در لایه خروجی به صورت $X_{N+1}, \dots, X_{N+T-1}, X_{N+T}$ 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 $X_{N+1}, \dots, X_{N+T-1}, X_{N+T}$ ، 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 $X_{N+1}, \dots, X_{N+T-1}$ به نرونهای ورودی $N+1$ تا $N+T-1$ فیدبک منفی داده شود و در واقع تفاضل داده‌های واقعی، $X_{N+1}, \dots, X_{N+T-1}$ 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 $X_{N+1}, \dots, X_{N+T-1}, X_{N+T}$ 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^۱ (RMSE) و میانگین مطلق خطا^۲ (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).

جدول ۶. مقدار معیارهای MAE, RMSE برای مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل ARIMA

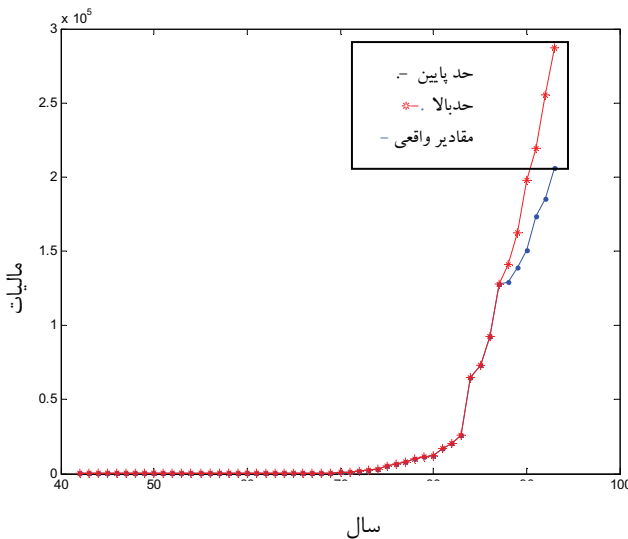
الگوی شبکه عصبی مصنوعی	الگوی سری زمانی	الگو	
		معیار	
۰/۰۱۰۰۴۴	۱/۶۶	مالیات بر اشخاص حقوقی خصوصی	RMSE
		مالیات بر اشخاص حقوقی دولتی	
		مالیات بر شرکتها	
۰/۰۹۶۵۴۲	۱/۹۲	مالیات بر اشخاص حقوقی خصوصی	MAE
		مالیات بر اشخاص حقوقی دولتی	
		مالیات بر شرکتها	
۰/۰۸۲۹۰۸	۱/۴۳	مالیات بر اشخاص حقوقی خصوصی	MAE
		مالیات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

منبع: محاسبات تحقیق

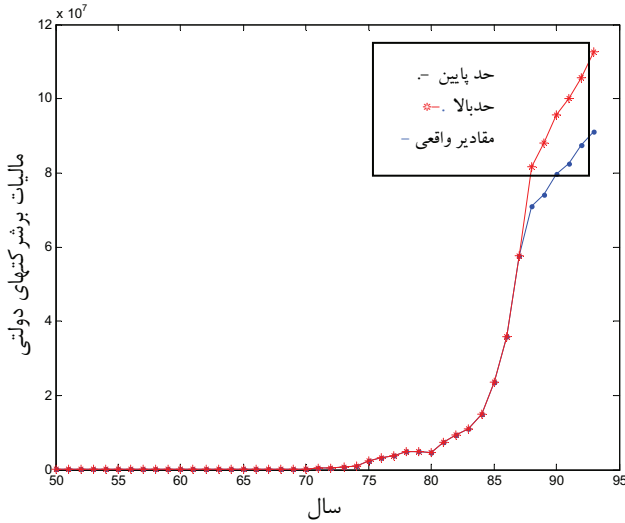
1. Root Mean Squared Error
2. Mean Absolute Error

پیش‌بینی میان‌مدت درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی به تفکیک منابع وصولی

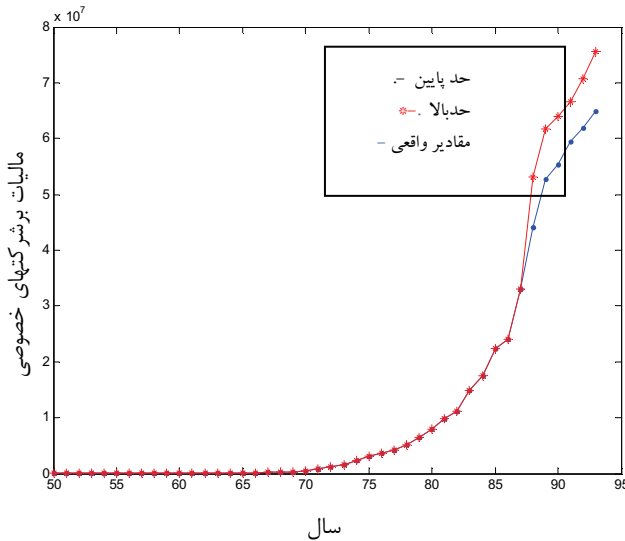
با توجه به نتایج بدست آمده از آنجا که روش شبکه‌های عصبی نسبت به روش سریهای زمانی در دوره آزمون از عملکرد بهتری برخوردار بود، لذا در این قسمت از روش غیرخطی شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی میان‌مدت (۱۳۸۸-۱۳۹۳) متغیرهای مورد بررسی استفاده شده است. از میان ۴۳ مدل شبکه، ۱۳ مدل برتر که از ساختار و خروجیهای بهتری 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 ۱۳۸۸-۱۳۹۳ نشان می‌دهد.



نمودار ۵. پیش‌بینی میان‌مدت مالیات بر شرکتها با استفاده از شبکه‌های عصبی پیشنهادی



نمودار ۶. پیش‌بینی میان‌مدت مالیات شرکتهای دولتی با استفاده از شبکه‌های عصبی پیشنهادی



نمودار ۷. 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.

جدول ۷. پیش‌بینی بازه درآمدی مالیاتها به تفکیک منابع وصولی برای سالهای ۱۳۸۸-۱۳۹۳

مالیات بر اشخاص حقوقی خصوصی	مالیات بر اشخاص حقوقی دولتی	مالیات بر اشخاص حقوقی*	سال	
			پیش بینی	عملکرد
۴۴۰۶۵-۵۲۰۷۲	۷۰۹۸۲-۸۱۵۹۳	۱۲۹۲۲۰-۱۴۰۷۸۴	۱۳۸۸	
۵۰۷۸۲	۷۹۶۱۱	۱۳۰۵۶۹		عملکرد
۵۲۷۰۶-۶۱۶۷۷	۷۴۰۶۵-۸۸۰۷۲	۱۳۸۸۴۴-۱۶۲۱۳۶	۱۳۸۹	
۵۵۴۰۰-۶۳۹۷۵	۷۹۷۰۶-۹۵۶۷۸	۱۵۰۶۶۷-۱۹۸۰۳۶	۱۳۹۰	
۵۹۵۲۱-۶۶۶۲۱	۸۲۴۰۰-۹۹۹۷۵	۱۷۳۴۴۲-۲۱۹۲۳۹	۱۳۹۱	
۶۱۹۸۱-۷۰۷۳۰	۸۷۵۲۱-۱۰۵۶۲۲	۱۸۵۳۵۲-۲۵۵۴۹۷	۱۳۹۲	
۶۴۹۸۱-۷۵۵۹۳	۹۱۱۸۲-۱۱۲۷۳۰	۲۰۶۰۵۳-۲۸۷۳۲۸	۱۳۹۳	

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

نتیجه‌گیری

در این تحقیق به منظور پیش‌بینی درآمدهای مالیات بر اشخاص حقوقی کشور به تفکیک منابع وصولی برای سالهای ۱۳۸۷-۱۳۹۳ 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 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 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 می‌باشد. 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 زمانی ARIMA 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 می‌باشد. 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 درباره 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)، **پایان نامه کارشناسی ارشد اقتصاد**، دانشگاه فردوسی مشهد، ۱۳۸۴
۳. خاکی صدیقی، علی، کارلوکس و حمید خالوزاده، آیا قیمت سهام در بازار بورس سهام قابل پیش‌بینی است؟ (نگرش جدید به رفتار قیمت سهام و قابلیت پیش‌بینی در بازار بورس تهران)، **مجله تحقیقات اقتصادی**، شماره ۱۳۷۷، ۵۳، ص ۸۷-۱۰۲
۴. خالوزاده، حمید و علی خاکی، ارزیابی روش های پیش‌بینی قیمت سهام و ارائه مدل غیرخطی بر اساس شبکه های عصبی، **مجله تحقیقات اقتصادی**، شماره ۱۳۸۲، ۶۳، 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 ۱۵، ۱۳۸۲
۶. فلاحی، محمد علی، حمید خالوزاده و سعیده حمیدی علمداری، الگوسازی غیرخطی و پیش‌بینی درآمدهای مالیات بر مشاغل در اقتصاد ایران، **مجله تحقیقات اقتصادی**، شماره ۱۳۸۵، ۶۳، ص ۱۶۷-۱۴۳
۷. قدیمی، محمدرضا و سعید 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، ص ۵۰-۱۱
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. Kendall, 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 Prediction", *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 Artificial 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.