

# پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید در اقتصاد ایران

منیره دیزجی\*

## چکیده

مقاله حاضر به بررسی پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید در اقتصاد ایران در دوره ۱۳۷۵ تا ۱۳۹۵ پرداخته است. برای پیش‌بینی در این پژوهش از شبکه‌های عصبی پیش‌خور با الگوریتم پس انتشار خطا استفاده شده است. پنج ترکیب‌بندی متفاوت از ورودی‌ها برای طراحی پنج مدل استفاده شده و در هر مدل ۳۰ سناریوی مختلف در تعداد نورون برای پیش‌بینی طراحی و راه‌اندازی گشته است. مدل برتر شبکه با تعداد نورون مدل پنجم با ۱۸ نورون و تابع فعال ورودی TANSIG و تابع خروجی TANSIG توسط ضریب همبستگی (R) میانگین مربع خطا (MSE) و جذر میانگین خطا (RMSE) و جذر میانگین خطا نرمال (NRMSE) که به ترتیب برابر در مدل برتر ۰/۹۹۸۵، ۰/۱۱۱، ۰/۱۰۵۵، ۲/۶۲ بوده است. نتایج نشان می‌دهد شبکه‌های عصبی طراحی‌شده با شش متغیر مورد بررسی، قابلیت پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید در اقتصاد ایران را دارد.

**واژه‌های کلیدی:** پیش‌بینی، بهره‌وری کل عوامل تولید، رویکرد شبکه‌های عصبی

طبقه‌بندی JEL: C530, E230, C190

## مقدمه

بهره‌وری همانند سایر موضوعات علوم بشری حاصل تعاملات اقتصادی، اجتماعی و فرهنگی است که در بستر جامعه، بنگاه و فرد شکل می‌گیرد و به جرئت می‌توان گفت یکی از حلقه‌های ارتباطی مباحث اقتصادی است که با دیگر علوم در موضوعات بهره‌وری خود را آشکار می‌سازد. به همین دلیل هیچ کشور توسعه‌یافته‌ای را نمی‌توان پیدا کرد که بر این تعاملات موضوع بهره‌وری کم‌رنگ یا در نظام تصمیم‌گیری و سیاست‌گذاری آن جایگاه خاصی نهادینه نشده باشد. اثبات این مدعا در روند و تحولات شاخص‌های کلان اقتصادی و اجتماعی این کشورها در چند دهه گذشته مشهود است؛ چرا که در طراحی و اجرای سیاست‌های اقتصادی برای رشد پرشتاب و پایدار اقتصادی و قرار گرفتن در فضای رقابت بین‌المللی بهره‌وری مقوله‌ای اساسی محسوب می‌شود (ازوجی و داداشی، ۱۳۹۰). اندازه‌گیری بهره‌وری روش مناسبی برای ارزیابی عملکرد فعالیت‌های اقتصادی به شمار می‌آید؛ بنابراین یکی از مباحث مهم در دهه‌های اخیر توجه جدی به نقش بهره‌وری کل عوامل تولید (TFP) و عوامل تعیین‌کننده آن و پیش‌بینی آن است. روش‌های زیادی برای پیش‌بینی بهره‌وری وجود دارد که شبکه عصبی مصنوعی یکی از پرکاربردترین آن‌ها بوده و محققان به‌کرات از آن استفاده کرده‌اند. برای مثال، «چن و رومانفسکی»<sup>۱</sup> (۲۰۱۴)، شبکه عصبی فازی عامل محور را برای پیش‌بینی بهره‌وری یک سایت تجاری مورد استفاده قرار داده‌اند. «چن و پائولینو»<sup>۲</sup>

---

1. Chen and Romanowski

2. Chen and Paulino

(۲۰۱۳) نیز شبکه عصبی مصنوعی را برای تخمین بهره‌وری مصرف انرژی در چین به کار بردند. همچنین «الزوینی و همکاران»<sup>۱</sup> (۲۰۱۲) برای تخمین بهره‌وری پروژه‌های ساخت‌وساز در نقاط مختلف عراق از شبکه عصبی استفاده کردند. این تحقیقات به همراه بسیاری از تحقیقات دیگر که با استفاده از روش شبکه عصبی برای پیش‌بینی بهره‌وری انجام شده است، توانمندی فراوان این روش را در پیش‌بینی نشان می‌دهد. استفاده از روش‌های غیر کلاسیک در شناسایی مدل و پیش‌بینی رفتار سیستم‌های پیچیده، مدت‌هاست در محافل علمی و حتی حرفه‌ای متداول و معمول شده است. در بسیاری از سیستم‌های پیچیده، به‌ویژه غیرخطی که مدل‌سازی و به دنبال آن پیش‌بینی و کنترل آن‌ها از طریق روش‌های کلاسیک و تحلیلی امری بسیار دشوار و حتی گاهی غیرممکن می‌نماید، از روش‌های غیرکلاسیک استفاده می‌شود که از ویژگی‌هایی همچون هوشمندی، مبتنی بر معرفت و خبرگی برخوردار هستند. شبکه‌های عصبی، یکی از این روش‌های بدیع و در حال تحول است که در موضوعات متنوعی از قبیل الگوسازی، شناخت الگو، خوشه‌بندی و پیش‌بینی به کار رفته و نتایج مفیدی داشته است.

پرسش اصلی تحقیق حاضر این است که «آیا شبکه عصبی مصنوعی دقت مناسب برای پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید را دارد؟» بر این اساس و با توجه به مطالب گفته‌شده هدف اصلی پژوهش حاضر پیش‌بینی TFP برای نخستین بار در اقتصاد ایران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی است. در این راستا ابتدا مبانی نظری این موضوع بررسی و سپس پیشینه آن در قالب مطالعات داخلی و خارجی مطرح شده است و در ادامه، بحث اصلی مقاله یعنی طراحی مدل‌ها و مقایسه آن‌ها با یکدیگر و در بخش پایانی نتایج تحقیق ارائه گشته است.

## ۱. مبانی نظری

برای محاسبه و اندازه‌گیری TFP روش‌های مختلفی وجود دارد که در بین این روش‌ها، روش «مانده سولو» پرکاربردترین روش محاسبه TFP است. مانده سولو تحت تأثیر سرمایه انسانی، دانش و فناوری و نهادها یا سرمایه اجتماعی است؛

---

1. AL-Zwainy et al

یعنی در مدل‌های رشد درون‌زا، رشد به عواملی مانند سرمایه انسانی، تحقیق و توسعه، دانش و فناوری و... نسبت داده می‌شود (کفایی و باقرزاده، ۱۳۹۵). کیفیت نیروی انسانی، عامل مؤثری در بهبود بهره‌وری است که در مطالعات «لوکاس» (۱۹۸۸) و «نلسون و فلیس» (۱۹۶۶) مورد توجه قرار گرفته است. لوکاس در این سال به‌طور خاص بین دو منبع اقتصادی از انباشت سرمایه انسانی، یعنی آموزش و یادگیری از طریق انجام کار<sup>۱</sup> تمایز قائل می‌شود. نلسون و فلیس نیز در سال ۱۹۶۶ رشد را ناشی از سرمایه انسانی می‌دانند که به‌نوبه خود توانایی یک کشور را در نوآوری تحت تأثیر قرار می‌دهد. آن‌ها سعی می‌کنند این ایده را مدل‌سازی کنند که نقش اصلی آموزش، افزایش ظرفیت افراد است. همچنین سطح دستیابی به تحصیل را عامل رشد بهره‌وری دانسته و بهره‌وری نهایی دستیابی به تحصیل را تابعی افزایشی از نرخ پیشرفت تکنولوژیکی می‌دانند (امینی و همکاران، ۱۳۹۱). در این خصوص، توجه به جذب سرمایه‌گذاری مستقیم خارجی (FDI) یک سیاست و راهکار مهم برای دستیابی به رشد اقتصادی و پیشرفت، به‌ویژه در کشورهای در حال توسعه بوده است. FDI نه تنها به افزایش سرمایه‌گذاری و به تبع آن رشد کمک می‌کند، بلکه می‌تواند موجب انتقال تکنولوژی پیشرفته (اثرات سرریز) به کشور میزبان شود که به تدریج به بالا بردن قابلیت‌های تکنولوژیکی شرکت‌های کشور میزبان منجر خواهد شد (Pessoa, 2005). در یک رشته از تحلیل‌ها نیز که در اقتصاد متداول‌اند، انتظار می‌رود که صادرات و واردات و باز بودن اقتصاد بر بهره‌وری و در نتیجه بر رشد تولید نقش داشته باشد. واضح است هر چه حجم مبادلات کشورها بیشتر باشد، میزان ارتباط و وابستگی میان آن‌ها افزایش می‌یابد و ادغام اقتصادی و جهانی شدن سهل‌تر خواهد شد (Corbo et al, 1985). امروزه تجارت نمی‌تواند به‌تنهایی موتور رشد به شمار آید، اما هنوز هم می‌تواند کمک زیادی به کشورهای در حال توسعه کند. اکثر کشورهای پیشرفته جهان رفاه و توسعه اقتصادی خود را مدیون توجه به بخش صنعت بوده، با برنامه‌ریزی‌های مختلف داخلی و بین‌المللی در پی توسعه بخش صنعت هستند که

---

1. Learning by doing

خود باعث گسترش نظریات اقتصادی مربوط به اثر مثبت باز بودن تجاری بر بهره‌وری کشورها به‌ویژه در بخش صنعت شده است (Young, 1991). ظهور تئوری‌های جدید رشد که عمدتاً شروع آن با کارهای اصلی و مهم «رومر» (۱۹۸۶) و «لوکاس»<sup>۱</sup> (۱۹۸۸) است، این بحث را پیش آورد که یک کشور با درجه باز بودن بیشتر اقتصاد برای جذب تکنولوژی جدید مستعدتر است و در مقایسه با یک کشور بسته، در بازارهای داخلی و خارجی با رقابت بیشتری مواجه می‌شود. افزایش تجارت در اثر سیاست‌های آزادسازی تجاری، تولید همراه با افزایش دسترسی به فرآورده‌ها و مواد واسطه‌ای را با قیمت پایین‌تر فراهم می‌آورد و این بدان مفهوم است که رشد تجارت به بهبود بهره‌وری تولید منجر می‌شود (کمیجانی و همکاران، ۱۳۹۰). آزادسازی تجاری از طریق افزایش واردات کالاهای واسطه‌ای و انتقال دانش و تکنولوژی، ظرفیت اقتصاد را برای جذب فناوری‌های مؤثرتر تولید افزایش می‌دهد و منجر به رشد سریع بهره‌وری می‌شود (نجارزاده و همکاران، ۱۳۹۱).

به‌طورکلی می‌توان گفت که تجارت آزاد و باز بودن اقتصاد بر TFP از سه مسیر اثر می‌گذارد: نخست، امکان اثر خارجی تکنولوژی جدید که یک صنعت باز می‌تواند از آن بهره‌مند شود. دوم، رقابت در بازارهای جهانی بر انگیزه نوآوری اثر می‌گذارد که در حقیقت بر رشد بهره‌وری کل اثر خواهد گذاشت. سوم، ارتباط منطقی بین درجه باز بودن اقتصاد و ورود و خروج بنگاه‌های صنعتی وجود دارد. ورود و خروج بنگاه‌ها یک تخصیص بهینه را ایجاد می‌کند که در این صورت استفاده از منابع، بهره‌ورتر می‌شود. این روند به دنبال خود افزایش بهره‌وری کل را به همراه دارد (انصاری‌نسب و نامداری، ۱۳۹۵).

همچنین بهبود شاخص‌های اقتصاد کلان همچون نرخ تورم، نرخ واقعی ارز و بدهی‌های خارجی در اثر مدیریت صحیح کلان‌جامعه، سطح بهره‌وری کل عوامل تولید بالاتری را نتیجه می‌دهد (کمیجانی و همکاران، ۱۳۹۰). برخی از کشورها در راستای بهبود سرمایه‌های انسانی و فیزیکی جهت دستیابی به رشد و توسعه

---

1. Lucas

اقتصادی ناگزیر به استفاده از بدهی‌های خارجی هستند. چهار دسته از عوامل در تعیین کمک‌های خارجی مؤثرند؛ نخستین عامل، میزان مازاد سرمایه در کشورهای ارائه‌دهنده کمک‌های خارجی است. عامل دوم، ظرفیت جذب کمک‌های خارجی توسط کشورهای دریافت‌کننده است. عامل سوم، نبود منابع طبیعی و انسانی است و چهارمین عامل، ظرفیت بازپرداخت کشورهای دریافت‌کننده کمک‌های خارجی است که به وسیله شاخص‌های بار بدهی خارجی مانند درصد بدهی خارجی به صادرات مورد آزمون قرار می‌گیرد (فیروزی، ۱۳۹۰). ارتباط بین دو متغیر نرخ ارز واقعی و بهره‌وری در ادبیات متداول اقتصادی در چارچوب مدل «بالاسا-ساموئلسون» مورد بحث قرار گرفته است که در شکل اولیه خود، متغیر برون‌زا تلقی می‌شود. یکی از سازوکارهای تأثیر نرخ ارز واقعی بر بهره‌وری، به‌طرف تقاضا مربوط می‌شود؛ افزایش نرخ ارز به‌طور معمول به افزایش صادرات و کاهش واردات (افزایش خالص صادرات)، افزایش تولید (رشد اقتصادی) و درنهایت، استفاده بهتر و بیشتر از ظرفیت‌های موجود اقتصادی می‌انجامد (کميجانی، ۱۳۸۹) و نتیجه این موضوع افزایش در بهره‌وری کارگران و جذب بیشتر نوآوری‌ها خواهد بود. افزایش نرخ ارز واقعی، رقابت خارجی را که موجب تشویق بنگاه‌های داخلی در جهت افزایش کارایی (اثربخشی) خود به‌منظور باقی ماندن در بازار می‌شود، تسهیل می‌نماید (انصاری‌نسب و نامداری، ۱۳۹۵).

متغیر «تورم» یکی دیگر از مهم‌ترین متغیرهای اقتصادی اثرگذار بر بهره‌وری است. اقتصاددانان معتقدند که تورم تخصیص کارای منابع را متأثر می‌کند (Clark, 1982). نوسانات تورمی، TFP را به‌طور منفی تحت تأثیر قرار می‌دهد. در واقع افزایش تورم به علت افزایش نااطمینانی و هزینه‌های تأمین مالی بنگاه‌ها، سبب کاهش تولید و بهره‌وری می‌شود. در ساده‌ترین سطح، ارتباط تاریخی وسیع نشان‌دهنده یک رابطه منفی بین بهره‌وری و تورم است (Bulman & Simon, 2003). همچنین، افزایش نوسانات تورم ضمن تشدید فضای نااطمینانی در اقتصاد، امنیت اقتصادی و فضای کسب‌وکار را در جامعه وخیم‌تر کرده و انگیزه کار و کوشش و سرمایه‌گذاری در بخش‌های مولد را کاهش می‌دهد. علاوه بر این،

نااطمینانی اقتصادی و تنوع قیمت‌ها ممکن است ظرفیت مازادی را القا کند و بهره‌وری نهاده‌ها را کاهش دهد. مطالعات تجربی فراوانی برای بررسی اثرات نوسانات تورم بر بهره‌وری صورت گرفته است و بیشتر پژوهش‌ها از برقراری رابطه‌ای منفی میان نوسانات تورم و بهره‌وری حکایت دارد (کميجانی و همکاران، ۱۳۹۰)؛ بنابراین با استناد به تئوری‌ها و نیز چگونگی سازوکار اثرگذاری این دو متغیر بر هم می‌توان بیان کرد که رابطه دو متغیر تورم و بهره‌وری منفی است.

گفتنی است که در ایران متوسط رشد TFP در سال‌های پس از انقلاب تا پایان جنگ تحمیلی با عراق برابر با  $3/37$ - درصد بوده که دلایل عمده آن را می‌توان افزایش بی‌ثباتی‌های اقتصادی و سیاسی، کاهش درآمدهای ارزی و همچنین تخریب و فرسودگی بخشی از سرمایه‌های فیزیکی برشمرد. با شروع اجرای برنامه‌های توسعه‌ای از سال ۱۳۶۸ روند تحولات TFP نیز تغییر یافته و متوسط رشد TFP در سال‌های متناظر با دوره برنامه اول توسعه اقتصادی، اجتماعی و فرهنگی ایران (۱۳۶۸-۱۳۷۳)، برنامه دوم (۱۳۷۴-۱۳۷۸) و برنامه سوم (۱۳۷۹-۱۳۸۳) به ترتیب معادل  $0/02$ ،  $3/67$  و  $1/36$  درصد به دست آمده است. همچنین در سال‌های متناظر با دوره برنامه چهارم توسعه عمرانی کشور (۱۳۸۴-۱۳۸۸) با وجود افزایش شدید درآمدهای نفتی TFP (با رشد متوسط سالانه معادل  $0/9$  درصد) به میزان ناچیزی افزایش یافته است. شاخص TFP در سال ۱۳۸۹ با رشدی معادل  $4/8$  درصد نسبت به سال گذشته، به اوج خود رسیده و در طی سال‌های ۹۰-۹۲ به دلیل رکود حاکم بر فضای اقتصادی کشور با رشد منفی سالانه معادل چهار درصد، وارد روند نزولی شد. سپس مسیر اقتصاد کشور تغییر جهت داده و در سال ۹۳ با رشد اقتصادی مثبت سه درصدی همراه شده است؛ همچنین شاخص TFP در سال‌های ۱۳۹۳-۱۳۹۵ پس از دو دوره رشد منفی، به رشد مثبتی رسیده است (کفایی و باقرزاده، ۱۳۹۵).

## ۲. پیشینه تجربی پژوهش

در باب عوامل مؤثر بر TFP و پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی با استفاده از شبکه‌های عصبی تحقیقات زیادی انجام گرفته است که در این قسمت به مطالعات انجام گرفته خارجی و داخلی در این موضوع اشاره می‌شود.

### ۲-۱. مطالعات خارجی

«میرهادی و زاید»<sup>۱</sup> (۲۰۱۶) به پیش‌بینی بهره‌وری ساخت‌وساز مبتنی بر شبیه‌سازی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی پرداخته‌اند. به اعتقاد آن‌ها سیستم پیش‌بینی ارائه شده بالاترین سطح ممکن از دقت لازم را برای برآورد بهره‌وری دارد.

«فریا<sup>۲</sup> و همکاران» (۲۰۱۶) اثرات شوک‌های خارجی و داخلی بر TFP را بررسی کرده و نشان داده‌اند که اثرات شوک‌های خارجی بسیار بیشتر از اثرات شوک‌های داخلی است. همچنین ترمیم و بازیابی مقدار TFP ناشی از اثرات شوک‌های خارجی به زمان بیشتری نیاز دارد.

«آراجو و همکاران»<sup>۳</sup> (۲۰۱۴) در مطالعه‌ای به بررسی عوامل تعیین‌کننده TFP در آمریکای لاتین طی سال‌های ۱۹۹۶ تا ۲۰۱۰ پرداخته و نشان داده‌اند که تورم و مخارج دولت بر TFP این منطقه اثر منفی دارند.

«کلینو و همکاران»<sup>۴</sup> (۲۰۱۴) به بررسی عوامل مؤثر بر رشد TFP در ۲۶ کشور OECD بین سال‌های ۱۹۶۵ و ۲۰۱۰، پرداخته‌اند و تغییرات آن‌ها را در کارایی فنی و تغییرات در تکنولوژی در طول زمان بررسی کرده‌اند. نتایج نشان داده است که TFP با پیشرفت‌های فنی رابطه مستقیم داشته و نتیجه اصلی تکامل دانش اقتصادی و فناوری‌های افزایش TFP است.

«پارک»<sup>۵</sup> (۲۰۱۲) رشد TFP را در ۱۲ اقتصاد آسیایی مطالعه کرده و نتایج

- 
1. Mirhadi & zaied
  2. Ferreira
  3. Araujo
  4. Colino et al
  5. Park



تحقیقاتش نشان داده است که الگوی محاسبه رشد در دهه اخیر به سمت یک الگوی مبتنی بر رشد بهره‌وری منتقل شده و سهم سرمایه انسانی در رشد TFP به تدریج در هنگ‌کنگ، کره، سنگاپور و تایوان در دهه اخیر در حال افزایش بوده، اما برای دیگر اقتصادهای آسیایی راكد یا ضعیف است.

«برومنت و همکاران»<sup>۱</sup> (۲۰۱۱) در مقاله‌ای به بررسی نقش بی‌ثباتی اقتصاد کلان در رشد TFP کشور ترکیه پرداخته‌اند. نتایج مطالعه آنان نشان می‌دهد که بی‌ثباتی در درجه باز بودن اقتصاد و بی‌ثباتی در توسعه بازارهای مالی باعث کاهش رشد TFP گشته، اما نوسان تورم منجر به افزایش رشد TFP در این کشور شده است.

## ۲-۲. مطالعات داخلی

کفایی و باقرزاده (۱۳۹۵) به بررسی تأثیر برخی متغیرهای کلیدی اقتصاد کلان بر TFP در ایران طی سال‌های ۱۳۵۸ تا ۱۳۹۳ پرداخته‌اند. نتایج به دست آمده به روش ARDL بیانگر تأثیر مثبت نرخ ارز واقعی به عنوان شاخص رقابت‌پذیری در اقتصاد جهانی بر TFP و همچنین درآمدهای ارزی حاصل از صادرات نفت و شاخص بی‌ثباتی اقتصادی، شاخص بی‌ثباتی مالی و سهم هزینه‌های مصرفی دولت از تولید ناخالص داخلی تأثیر منفی بر TFP داشته است.

انصاری‌نسب و نامداری (۱۳۹۵) تأثیر جهانی شدن و آزادسازی تجاری بر رشد TFP را در دو گروه، ۱۲ کشور خاورمیانه و شمال آفریقا (MENA) و ۱۵ کشور عضو اتحادیه اروپا (EU) در دوره زمانی ۲۰۱۳-۲۰۰۰ با استفاده از روش پانل دیتا با اثرات تصادفی بررسی کرده‌اند. نتایج نشان داده که جهانی شدن و آزادسازی تجاری تأثیر مثبتی بر بهبود رشد بهره‌وری در هر دو گروه دارد، اما ضرایب برای کشورهای عضو اتحادیه اروپا بزرگ‌تر از کشورهای گروه MENA است. به عبارت دیگر افزایش درجه آزادسازی تجاری و جهانی شدن در کشورهای اتحادیه اروپا نسبت به کشورهای گروه MENA کمک بیشتری به ارتقای رشد بهره‌وری داشته است.

1. Berument et al

زنجیرچی و همکاران (۱۳۹۴) پژوهشی در راستای بهبود کارایی پیش‌بینی بهره‌وری با رویکرد طراحی آزمایش‌های تاگوچی (مورد مطالعه: صنایع غذایی ایران) انجام داده‌اند. یافته‌های پژوهش مذکور نشان می‌دهد که با به‌کارگیری این الگو علاوه بر کاهش زمان و هزینه‌های پیش‌بینی، امکان انتخاب استراتژی‌های رقابتی فراهم می‌شود.

چراغی (۱۳۹۴) در مطالعه‌ای به بررسی تأثیر برخی متغیرهای اقتصاد کلان بر بهره‌وری بخش کشاورزی، طی سال‌های ۱۳۸۹-۱۳۵۷ شمسی پرداخته و نشان داده است که در بلندمدت، ارزش واقعی کل صادرات ایران، تغییر در ذخایر بین‌المللی، سهم درآمدهای نفتی از GDP و نرخ ارز واقعی تأثیر مثبت و نرخ تورم و بدهی‌های خارجی اثر منفی بر TFP در بخش کشاورزی داشته است.

نیک‌زاد و جلایی (۱۳۹۳) در پژوهشی به اندازه‌گیری و پیش‌بینی TFP و تأثیر آن بر رشد بخش‌های اقتصادی ایران پرداخته‌اند. آن‌ها از طریق شاخص «تروئیکوئیست» به محاسبه TFP در دوره زمانی ۱۳۵۸ تا ۱۳۸۹ پرداخته‌اند. سپس با استفاده از روش پنل در دوره مذکور تأثیر TFP بر رشد بخش‌های اقتصادی ایران را بررسی کرده و در ادامه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به پیش‌بینی TFP بخش‌های اقتصادی مذکور برای سال‌های ۱۳۹۰-۱۳۹۶ پرداخته‌اند. در پایان بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، نشان داده‌اند که شبکه‌های عصبی مصنوعی قدرت و دقت بهتری در پیش‌بینی TFP دارند.

شجری و همکاران (۱۳۹۳) در پژوهشی عوامل مؤثر بر TFP را در صنایع تولید مواد شیمیایی اساسی ایران تحلیل کرده‌اند. آن‌ها محاسبه TFP را در دوره زمانی ۱۳۷۴ تا ۱۳۸۸ در نظر داشته‌اند؛ نتایج مطالعه بیانگر تأثیر مثبت و معنادار متغیرهای سرمایه انسانی (از نوع آموزش رسمی و آموزش غیررسمی)، فناوری، مقیاس کلی بنگاه، بر TFP است. همچنین با کاهش در سهم بنگاه‌های دارای مالکیت عمومی در تولید، TFP افزایش می‌یابد.

نرگسی و عسگری (۱۳۹۲) به بررسی TFP به تفکیک بخش‌های اقتصادی استان بوشهر با کمک تابع تولید و روش داده‌های تابلویی و به‌کارگیری روش

مانده سولو پرداخته‌اند. بر اساس نتایج آن‌ها، متوسط TFP، سرمایه و نیروی کار در طی دوره مورد بررسی روند نامنظم و نوسانات افزایشی و کاهش‌ی داشته است. بخش صنعت و معدن دارای بیشترین میزان نرخ رشد بهره‌وری کل و بهره‌وری متوسط نیروی کار و بخش ارتباطات دارای بالاترین میزان بهره‌وری متوسط سرمایه بوده است.

امینی و همکاران (۱۳۹۱) شاخص TFP را با استفاده از تقریب ترنکوئیست شاخص «دیویژیا» محاسبه کرده‌اند. متغیرهای مؤثر بر TFP در مطالعه آن‌ها متوسط سال‌های تحصیل، سهم شاغلان دارای آموزش عالی، سهم هزینه‌های تحقیق و توسعه دولتی در کل ارزش افزوده، سهم شاغلان بخش عمومی از کل اشتغال، صادرات غیرنفتی و نسبت ارزش خدمات سرمایه به اشتغال بوده‌اند. بر اساس نتایج حاصل از اندازه‌گیری شاخص‌های بهره‌وری در سال‌های ۱۳۷۵ تا ۱۳۸۵، بخش کشاورزی موفق‌ترین بخش در استفاده بهینه از منابع بوده که توانسته است حدود ۴۷ درصد از رشد تولید خود را از طریق ارتقای TFP به دست آورد. در مقابل، بخش‌های استخراج نفت و گاز و پالایش، سایر معادن، تأمین آب، برق و گاز، ماهیگیری، هتلداری و اداره امور عمومی، دفاع و تأمین اجتماعی در ارتقای بهره‌وری ناموفق بوده و تمامی رشد تولید خود را از طریق استفاده بیشتر از منابع به دست آورده‌اند.

کميجانی و همکاران (۱۳۹۰) با روش ARDL عوامل مؤثر بر TFP را در ایران طی دوره ۱۳۶۰ تا ۱۳۸۶ بررسی کرده و با برآورد مدل نشان داده‌اند که عواملی مانند کیفیت نهادی، انباشت تحقیق و توسعه داخلی و خارجی، سرمایه انسانی، باز بودن اقتصاد، انباشت سرمایه فیزیکی، سرمایه‌گذاری در فناوری اطلاعات و ارتباطات، نرخ ارز و تورم توانسته‌اند روند رشد بهره‌وری را در این سال‌ها توضیح دهند.

### ۳. روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر به لحاظ هدف کاربردی و از جهت روش تحقیق از دسته پژوهش‌های توصیفی-تحلیلی است. همان‌طور که پیش از این اشاره شد، هدف

پژوهش حاضر پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید برای نخستین بار در سطح کلان اقتصاد ایران با رویکرد شبکه‌های عصبی و با الهام از مطالعه میر هادی و زاید (۲۰۱۶) است. داده‌های آماری متغیرها بین سال‌های ۱۳۷۵ تا ۱۳۹۵ (۱۹۹۶-۲۰۱۶) جمع‌آوری شده‌اند. برای این منظور از اطلاعات سری‌های زمانی اقتصادی بانک مرکزی استفاده شده است. اطلاعات مربوط به متغیرهای به‌کاررفته در جدول ۱ آمده است.

جدول ۱. متغیرها و شاخص‌های به‌کاررفته

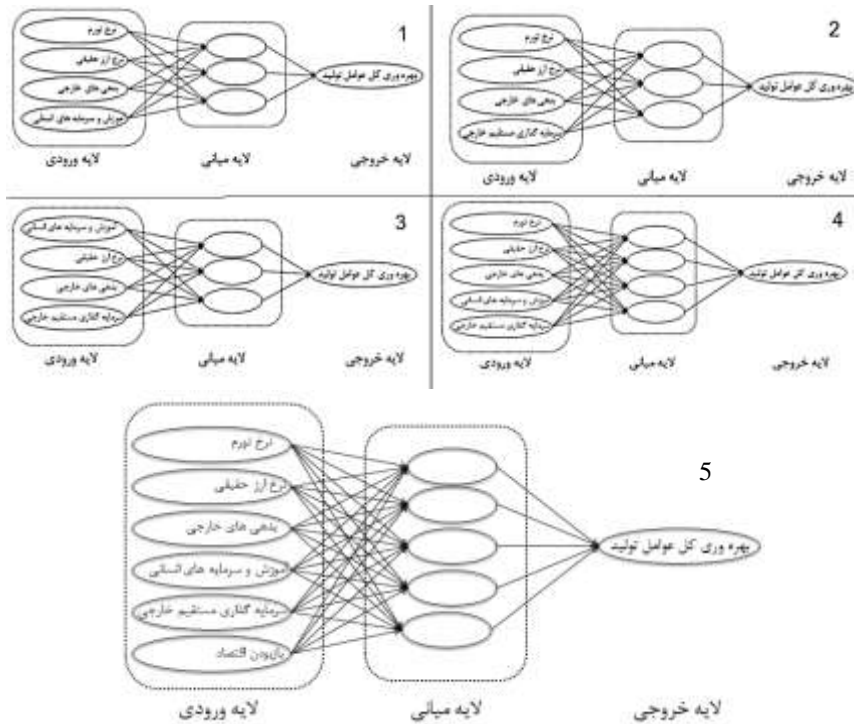
متغیر	عنوان متغیر	شاخص به‌کاررفته	علامت متغیر
متغیر وابسته	بهره‌وری کل عوامل تولید	شاخص بهره‌وری کل عوامل تولید	TPF
متغیر مستقل	سرمایه‌گذاری خارجی	سرمایه‌گذاری مستقیم خارجی	FDI
	نرخ ارز	نرخ ارز حقیقی برحسب دلار آمریکا	OER
	نرخ تورم	شاخص قیمت مصرف‌کننده	INF
	سرمایه انسانی	ثبت‌نام در مدارس متوسطه	H
	درجه باز بودن اقتصاد	شاخص آزادی اقتصادی	EF
	بدهی‌های خارجی	بدهی‌های خارجی	FD

مطابق جدول ۱ پیش‌بینی بر اساس شش متغیر نرخ تورم، نرخ ارز حقیقی، بدهی‌های خارجی، آموزش و سرمایه‌های انسانی، سرمایه‌گذاری مستقیم خارجی و باز بودن اقتصاد جهت طراحی شبکه عصبی پیش‌خور با الگوریتم پس‌انتشار خطا انجام خواهد شد. در ادامه با داده‌های گردآوری‌شده پنج مدل شبکه عصبی متفاوت (ورودی متفاوت در هر مدل، ترکیب متفاوتی از متغیرها) طراحی شده و در هر یک از مدل‌ها ۳۰ سناریو (تعداد نرون متفاوت ۱ تا ۳۰) برای تعیین مدل به‌کاررفته، در نهایت سناریوی برتر بررسی خواهد شد؛ به‌عنوان مثال در همه مدل‌ها خروجی شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید، ولی پارامترهای ورودی در مدل اول شامل متغیرهای نرخ تورم، نرخ ارز حقیقی، بدهی‌های خارجی و آموزش و سرمایه انسانی بوده است.

در مدل دوم پارامترهای ورودی شامل نرخ تورم، نرخ ارز حقیقی، بدهی‌های خارجی و سرمایه‌گذاری مستقیم خارجی بوده و در نهایت با تکمیل پارامترهای ورودی مدل پنجم نرخ تورم، نرخ ارز حقیقی، بدهی خارجی، آموزش و سرمایه‌های انسانی، سرمایه‌گذاری مستقیم خارجی و باز بودن اقتصاد را در بر

گرفته است (شکل شماره ۱). گفتنی است که از ضریب همبستگی (R)، میانگین مربع خطا (MSE) و جذر میانگین مربع خطا (RMSE) برای تعیین مدل و سناریوی برتر استفاده می‌شود؛ ضمن اینکه تمامی اطلاعات از طریق نرم‌افزار Matlab ارزیابی و پیش‌بینی می‌شوند.

نمودار ۱. طراحی شبکه عصبی در حالت‌های مختلف

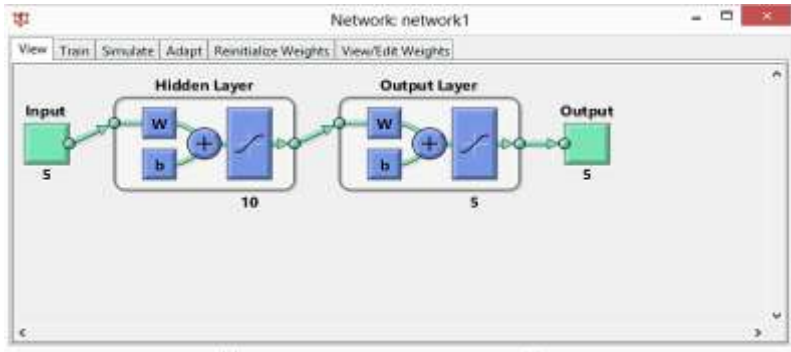


#### ۴. طراحی شبکه عصبی مصنوعی در Matlab

برای طراحی شبکه عصبی مصنوعی بعد از وارد کردن داده‌ها از پنجره مدیریت داده‌ها و شبکه عصبی پنجره ساخت شبکه عصبی برای طراحی نهایی استفاده می‌شود که در نمودار شماره ۲ نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، گزینه‌های موجود در این پنجره شامل نام شبکه عصبی مصنوعی، داده‌های ورودی، داده‌های هدف، تابع آموزشی و تابع MSE است. علاوه بر موارد فوق تعداد نرون و تعداد لایه و نوع تابع هدف و تابع خروجی نیز قابل تنظیم

است. در نمودار ۲ پنجره شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده برای مدل سوم نیز نشان داده شده است.

نمودار ۲. پنجره شبکه عصبی مصنوعی



برای ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی مورد نظر از شاخص‌های مختلفی از قبیل ضریب همبستگی (R) استفاده می‌شود. ضریب همبستگی ابزاری آماری برای تعیین نوع و درجه رابطه یک متغیر کمی با متغیر کمی دیگر بوده و یکی از معیارهای مورد استفاده در تعیین همبستگی دو متغیر است. ضریب همبستگی شدت رابطه خطی و همچنین نوع رابطه (مستقیم یا معکوس) را نشان می‌دهد. این ضریب بین «۱» تا «-۱» است و در نبود رابطه بین دو متغیر، برابر صفر است. همچنین با استفاده از دو شاخص جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)؛ خطای جذر میانگین مربعات یا از انحراف جذر میانگین مربعات یا خطای جذر میانگین مربع‌ها (RMSD) تفاوت میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل یا برآوردگر آماری و مقدار واقعی بررسی می‌شود. RMSD ابزار خوبی برای مقایسه خطاهای پیش‌بینی شده توسط یک مجموعه داده است. علاوه بر دو شاخص فوق از میانگین مربعات خطا (MSE) نیز استفاده می‌شود که معیاری بسیار معمول برای به دست آوردن بهترین برآوردگر بوده، در بین آماردانان از مطلوبیت ویژه‌ای برخوردار است. با توجه به اینکه مقدار RMSE متناسب با واحد اندازه‌گیری متغیر است، مقایسه مقدار آن بین مدل‌های ساخته شده برای دو متغیر با واحدهای متفاوت دقت

1. root-mean-square deviation

کافی را نخواهد داشت. به همین دلیل مقدار RMSE را به دامنه داده‌های متغیر وابسته تقسیم کرده و آن را RMSE نرمال شده (NRMSE) می‌نامند. این معیار برای مقایسه مدل‌های مختلف مناسب خواهد بود. روابط آماری هر یک از پارامترهای ارزیابی کارایی شبکه عصبی مصنوعی که در بالا بیان شدند، مطابق فرمول‌های زیر قابل محاسبه هستند:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{N} \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{N}} \quad (3)$$

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{N}}}{\frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N}} \quad (4)$$

که در آن‌ها،  $x_i$  مقدار مشاهده شده در گام زمانی  $i$ ام،  $y_i$  مقدار محاسبه شده در همان زمان،  $N$  تعداد گام‌های زمانی،  $\bar{x}$  میانگین مقادیر مشاهداتی و  $\bar{y}$  نیز میانگین مقادیر محاسباتی است. کم بودن میزان MSE و RMSE و نزدیک بودن NRMSE به صفر و نزدیک بودن مقدار R به 1، گویای دقت قابل قبول مدل و برتری آن نسبت به مدل دیگر است.

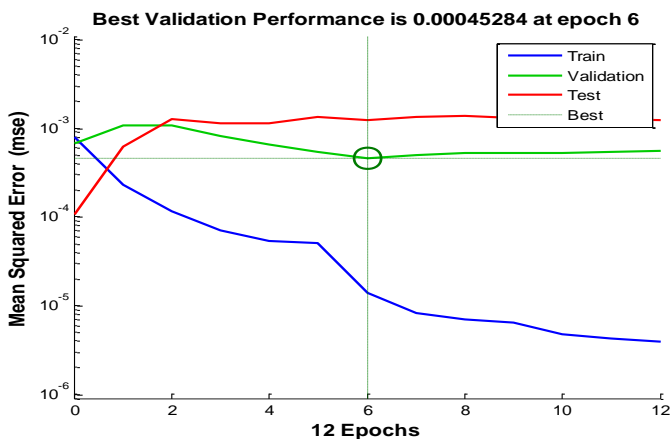
## 5. یافته‌های پژوهش

در این قسمت نتایج حاصل از اجرای پنج مدل متفاوت شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور با الگوریتم پس انتشار خطا ارائه شده است. همان‌طور که پیشتر عنوان گشت، برای طراحی مدل‌های مختلف دو نوع شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور

با الگوریتم پس انتشار خطا با توابع ورودی و خروجی متفاوت (TANSIG, LOGSIG) مورد استفاده قرار گرفته است. در هر نوع شبکه با پنج مدل متفاوت از ترکیب بندی ورودی ها قرار داده شده و خروجی در تمامی مدل ها بهره وری کل عوامل تولید در اقتصاد ایران است؛ به عبارت دیگر ۳۰۰ شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده است (۲ تابع ورودی خروجی مختلف  $\times$  ۵ مدل ورودی مختلف  $\times$  ۳۰ سناریو نرون متفاوت).

نتایج حاصل از اجرای مدل های طراحی شده در شبکه عصبی مصنوعی در جدول ۲ نشان داده شده است. با توجه به نتایج به دست آمده، مدل برتر شبکه عصبی مصنوعی پیش خور با الگوریتم پس انتشار خطا مورد بررسی قرار می گیرند. مطابق با جدول ۲ مدل پنجم با تابع ورودی و خروجی TANSIG به عنوان مدل نهایی انتخاب شد. در برترین مدل شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده، بیشترین مقدار R و کمترین مقادیر RMSE و NRMSE را داشته و در کل مقادیر R، MSE، RMSE و NRMSE به ترتیب برابر با ۰/۹۹، ۰/۰۱، ۰/۱۰ و ۲/۶۳ درصد بوده است که نسبت به تمامی سناریوهای دیگر در این مدل مقادیر بهتری را دارد. البته در ادامه با بررسی نمودارهای کارایی ساختار مدل های مختلف، با اطمینان بیشتری مدل پنجم با ۱۸ نرون به عنوان مدل برتر انتخاب می شود.

نمودار ۳. نمودار کارایی ساختار، مدل پنجم تعداد نرون ۱۸، تابع ورودی و خروجی TANSIG

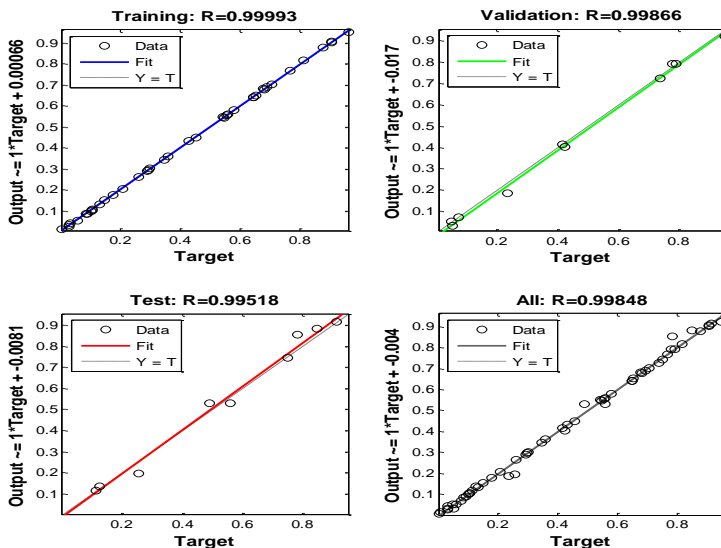




در نمودار ۳ نمودار کارایی ساختار مدل پنجم در سناریوی با تعداد نورون ۱۸ و تابع ورودی و خروجی TANSIG ارائه شده است. مطابق با نمودار شبکه عصبی بعد از تکرار شش مرحله الگوریتم پس انتشار خطا به بهترین عملکرد خود رسیده است.

نمودار ۴. نمودار کارایی ساختار برحسب ضریب همبستگی، مدل پنجم تعداد نورون ۱۸ با تابع ورودی و

خروجی



در نمودار ۴، نمودار کارایی ساختار برحسب ضریب همبستگی در مدل پنجم در سناریوی تعداد نورون ۱۸ و با تابع ورودی و خروجی TANSIG نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در این مدل با سناریوی ۱۸ نورونی مقدار ضریب همبستگی در مراحل آموزش (Training)، اعتبار سنجی (Validation)، آزمون (Test) و در کل (All) به ترتیب برابر با ۰/۹۹۹۹، ۰/۹۹۸۷، ۰/۹۹۵۲ و ۰/۹۹۸۵ است. در نمودار ۴ تنها نمودار کارایی ساختار برحسب ضریب همبستگی مدل پنجم (بهترین مدل در میان مدل‌های مورد بررسی تحقیق حاضر) نمایش داده شده است، در حالی که نمودار کارایی ساختار برای تمامی مدل‌های مورد بررسی مطالعه گردیده است<sup>(۱)</sup>؛ به‌عنوان مثال در مدل دوم با سناریوی دو نورونی مقدار

ضریب همبستگی، به ترتیب در مراحل آموزش (Training)، اعتبارسنجی (Validation)، آزمون (Test) و در کل (All) برابر با ۰/۸۵۳۲، ۱، ۱ و ۰/۹۰۰۲ بوده‌اند که در مقایسه این نتایج مدل پنجم، مدل برتری بوده است. با توجه به اینکه مدل پنجم برای پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید انتخاب شده، می‌توان نتیجه گرفت که تمامی متغیرهای مورد بررسی در مدل در بهره‌وری کل عوامل تولید در اقتصاد تأثیرگذار هستند. این موضوع همچنین بر اساس نتایج پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید در نمودار ۴ نیز قابل مشاهده است.

جدول ۲. مقایسه مدل‌های مورد بررسی در شبکه عصبی مصنوعی

R	MSE	RMSE	NRMSE	تابع خروجی	تابع ورودی	تعداد نورون	مدل
۸۵۳۵/۰	۰/۱۳۸/۰	۱۱۷۳/۰	۴۹/۹	TANSIG	TANSIG	۷	اول
۸۸۰۲/۰	۰/۱۳۱/۰	۱۱۰۱/۰	۲۰/۶	LOGSIG	TANSIG	۱۱	
۹۰۰۲/۰	۰/۱۰۷/۰	۱۰۳۶/۰	۵۴/۱	TANSIG	TANSIG	۲	دوم
۹۵۰۵/۰	۰/۱۱۵/۰	۱۰۷۲/۰	۱۷/۴	LOGSIG	TANSIG	۲۴	
۹۵۱۱/۰	۰/۱۱۷/۰	۱۰۸۴/۰	۳۹/۴	TANSIG	TANSIG	۱۲	سوم
۹۵۶۱/۰	۰/۱۶۰/۰	۱۲۶۵/۰	۷۰/۱۷	LOGSIG	TANSIG	۲۰	
۹۸۳۱/۰	۰/۱۳۰/۰	۱۱۴۱/۰	۶۲/۷	TANSIG	TANSIG	۲۳	چهارم
۹۸۸۶/۰	۰/۱۳۷/۰	۱۱۷۰/۰	۰۸/۱۱	LOGSIG	TANSIG	۳۰	
۹۹۸۵/۰	۰/۱۱۱/۰	۱۰۵۵/۰	۶۲/۲	TANSIG	TANSIG	۱۸	پنجم
۹۹۷۳/۰	۰/۱۳۲/۰	۱۱۵۰/۰	۶۳/۹	LOGSIG	TANSIG	۱۰	

همچنین در ادامه مقایسه‌ای میان نتایج توابع TANSIG و LOGSIG از پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید توسط تمامی مدل‌های اجرا شده انجام گرفته است، نتایج حاصل از این مقایسه در جدول ۳ نشان داده شده است. همان‌طور که قابل ملاحظه است ارقام نتایج توابع مذکور در مدل پنجم به مقادیر واقعی خروجی نرم‌افزار نزدیک است.

جدول ۳. نتایج توابع TANSIG و LOGSIG بهره‌وری کل عوامل تولید توسط تمامی مدل‌های اجراشده (درصد)

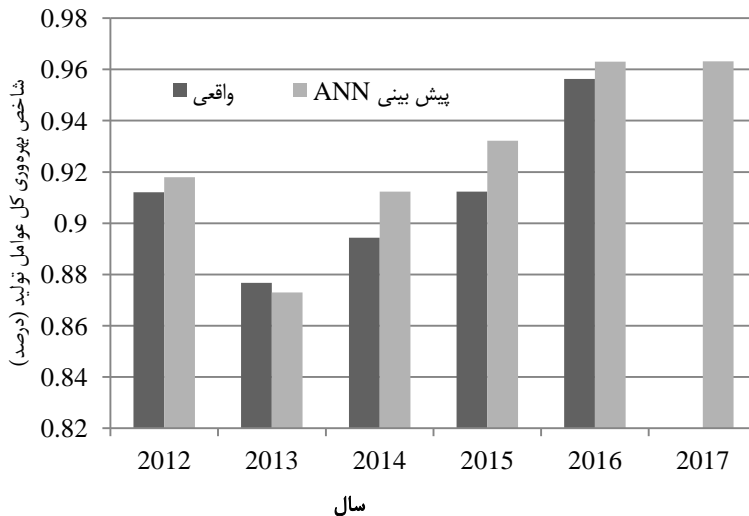
سال	ارقام واقعی	مدل اول		مدل دوم		مدل سوم		مدل چهارم		مدل پنجم	
		(۱)	(۲)	(۱)	(۲)	(۱)	(۲)	(۱)	(۲)	(۱)	(۲)
۱۳۷۵	۷/۰۷۶	۱۱/۰۷۸	۱۳/۲۱	۵/۸۵۱	۷/۳۴۳	۴/۸۰۹	۴/۵۲۷	۶/۶۵۷	۶/۴۹۰	۷/۰۰	۷/۴۲۰
۱۳۷۶	۸/۳۳۴	۸/۸۱۷	۸/۵۲۷	۷/۴۶۹	۸/۰۸۹	۸/۴۶۳	۱۰/۱۶۸	۸/۰۳۸	۸/۰۹۰	۸/۲۶۰	۸/۴۵۰
۱۳۷۷	-/۵۹۷	۱/۰۹۷	۱/۰۷۸	-/۵۲۲	-/۵۷۲	-/۶۰۵	-/۰۵۷	-/۵۳۷	-/۵۳۷	-/۵۹۰	-/۶۳۰
۱۳۷۸	-۴/۲۱۷	-۴/۵۲۹	-۵/۱۴۵	-۲/۶۵۶	-۴/۱۷۹	-۳/۵۲۵	-۲/۳۴۰	-۴/۲۶۲	-۴/۲۲۰	-۴/۱۹۱	-۴/۳۳۳
۱۳۷۹	-۱/۲۵۸	-۱/۶۲۲	-۱/۸۹۵	۰/۵۱۲	-۱/۳۰۸	۰/۹۶۳	-۱/۴۲۴	-۱/۳۳۳	-۱/۲۵۱	-۱/۲۵۳	-۱/۳۴۶
۱۳۸۰	۱/۶۲۸	۲/۲۹۱	۲/۱۹۵	۰/۴۲۰	۱/۶۸۳	۱/۶۹۵	۱/۴۸۷	۱/۷۳۳	۱/۷۳۵	۱/۶۲۴	۱/۷۶۳
۱۳۸۱	۵/۶۱۰	۸/۲۹۹	۸/۳۷۵	۲/۲۸۰	۵/۰۰۳	۴/۸۹۳	۶/۰۶۳	۵/۱۷۱	۵/۲۶۱	۵/۰۳۴	۵/۲۹۸
۱۳۸۲	-/۴۳۲	۰/۵۰۲	-/۰۷۰۲	۰/۰۰۲	-/۴۵۴	۰/۲۲۵	-/۲۹۸	-/۴۰۵	-/۴۲۰	-/۴۲۹	-/۴۴۰
۱۳۸۳	-/۳۴۸	-/۴۴۱	-/۳۶۸	۰/۰۰۷	-/۳۵۰	-/۴۱۵	-/۲۵۵	-/۳۶۸	-/۳۵۸	-/۳۴۶	-/۳۶۴
۱۳۸۴	-۱/۲۸۶	-۱/۶۲۵	-۲/۰۱۰	-۱/۱۰۲	-۱/۲۹۹	-/۸۷۸	-۱/۵۲۸	-۱/۲۵۳	-۱/۲۲۲	-۱/۲۷۰	-۱/۲۵۶
۱۳۸۵	۲/۵۸۳	۳/۸۸۹	۳/۳۵۰	۱/۷۷۴	۲/۴۸۴	۳/۰۷۶	۱/۰۷۰	۲/۴۶۵	۲/۲۹۳	۲/۵۷۳	۲/۷۱۳
۱۳۸۶	-/۶۶۵	-/۸۰۲	-۱/۰۵۹	-/۱۹۷	-/۶۳۳	-/۳۹۶	-/۴۰۲	-/۶۷۸	-/۶۸۸	-/۶۶۱	-/۶۸۹
۱۳۸۷	۴/۱۹۳	۴/۸۸۶	۵/۳۴۴	۳/۶۸۳	۴/۰۷۹	۳/۶۵۹	۲/۱۷۷	۴/۳۰۵	۴/۳۳۷	۴/۱۷۳	۴/۴۰۴
۱۳۸۸	۳/۰۵۴	۴/۶۵۶	۴/۱۹۰	۱/۸۶۶	۳/۱۳۵	۳/۴۶۵	۵/۰۹۷	۳/۱۰۲	۳/۲۱۹	۳/۰۱۷	۳/۰۰۳
۱۳۸۹	-/۰۳۸	۰/۰۵۹	-/۰۴۸	۰/۰۱۰	-/۰۳۸	-/۰۴۸	-/۰۴۳	-/۰۳۴	-/۰۳۵	-/۰۳۸	-/۰۳۷
۱۳۹۰	-/۳۶۸	۰/۴۶۸	-/۳۲۹	۰/۱۳۵	-/۳۶۲	۰/۵۰۱	-/۵۲۶	۰/۳۳۲	۰/۳۶۴	۰/۳۶۴	۰/۳۶۳
۱۳۹۱	۲/۸۰۷	۳/۰۰۰	۴/۱۸۰	۰/۲۲۲	۲/۸۸۸	۱/۵۷۶	۲/۷۶۵	۲/۶۸۹	۲/۶۷۲	۲/۷۷۹	۲/۸۰۰
۱۳۹۲	۲/۶۷۰	۲/۷۴۶	۴/۷۱۴	۱/۴۷۰	۲/۷۶۱	-/۶۵۴	۲/۰۵۸	۲/۵۶۴	۲/۷۷۲	۲/۶۴۲	۲/۶۵۴
۱۳۹۳	-۱/۰۸۷	-۱/۵۶۴	-۱/۵۳۸	-/۶۰۸	-۱/۵۵	-۱/۰۹۳	-/۹۸۳	-۱/۶۸	-۱/۱۰۸	-۱/۷۵	-۱/۰۷۰
۱۳۹۴	-/۶۷۴	-/۷۷۱	-/۶۹۹	۰/۳۱۶	-/۰۷۰۷	-/۳۳۴	-/۷۶۶	۰/۶۷۸	-/۷۰۴	۰/۶۶۸	۰/۶۸۷
۱۳۹۵	۳/۲۱۱	۳/۳۰۳	۵/۵۶۴	۰/۶۸۷	۳/۴۲۷	-/۹۹۰	۴/۳۴۴	۳/۱۸۳	۳/۲۵۸	۳/۲۷۱	۳/۲۴۲
۱۳۹۶	-/۴۳۱	-/۴۱۸	-/۶۵۰	۰/۰۰۵	-/۴۴۷	-/۱۹۱	-/۰۲۲	-/۴۲۸	-/۴۱۷	-/۴۳۰	-/۴۶۳

منبع: یافته‌های حاصل از خروجی نرم‌افزار؛ ستون‌ها با شماره «۱» بیانگر TANSIG و ستون‌ها با شماره «۲» بیانگر LOGSIG هستند.

### ۶. پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید

نتیجه پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید با مدل برتر شبکه عصبی در سال‌های ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۶ (۲۰۱۲ تا ۲۰۱۷) در نمودار ۵ نشان داده شده است. مطابق با نتایج می‌توان مشاهده کرد که مقدار بهره‌وری کل عوامل تولید در طول این سال‌ها افزایش داشته و شبکه عصبی مصنوعی دقت خوبی در پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید دارد.

نمودار ۵. نمودار پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید



همان‌طور که در این نمودار مشاهده می‌شود شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید دقت لازم را دارد؛ به‌طوری‌که بر اساس نمودار ۵ پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید در سال ۱۳۹۶ برابر با ۹۶/۳۲ درصد است که نسبت به سال ۱۳۹۵ رشد اندکی داشته است. همچنین با مقایسه مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده، بیشترین مقدار خطا در حدود دو درصد (در سال ۱۳۹۳) بوده و کمترین مقدار درصد خطا پیش‌بینی در حدود ۰/۶۴ درصد (۱۳۹۲) است.<sup>(۳)</sup> گفتنی است که حداکثر خطای مطلق در بهره‌وری کل عوامل تولید در حدود ۰/۱۹۹ و حداقل آن برابر با ۰/۰۳۷- است. مقدار بهره‌وری کل عوامل تولید در

طی سال‌های ۱۳۹۲ تا ۱۳۹۵ در حال افزایش بوده و پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید در سال ۹۶ برابر با ۹۶/۳۲ است که نسبت به سال ۹۵ رشد ناچیزی داشته است.

### نتیجه‌گیری و پیشنهادها

دستیابی به رشد اقتصادی از طریق افزایش بهره‌وری از مهم‌ترین اهداف اقتصادی کشورها در عصر حاضر به شمار می‌رود. ارتقای بهره‌وری که با استفاده بهینه از عوامل تولید حاصل می‌شود، در رسیدن به رشد اقتصادی مستمر و توسعه پایدار افق‌های جدیدی را می‌گشاید و بر این اساس باید پذیرفته شود که توجه جدی به مقوله بهره‌وری و راه‌های ارتقای آن می‌تواند رشد اقتصادی تصریح‌شده در برنامه توسعه را قابل حصول سازد. هدف اصلی پژوهش حاضر پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید در اقتصاد ایران با رویکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی بود که به این منظور متغیرهای سرمایه‌گذاری خارجی، نرخ ارز حقیقی، نرخ تورم، بدهی‌های خارجی، سرمایه‌های انسانی و درجه باز بودن اقتصاد به‌عنوان متغیرهای مورد بررسی در سال‌های ۱۳۷۵-۱۳۹۵ انتخاب شدند. اطلاعات آماری متغیرها از سایت بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران جمع‌آوری شدند. جهت پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید از رویکرد شبکه‌های عصبی و روش الگوریتم پس از انتشار با کمک نرم‌افزار Matlab استفاده شد. به‌طور کلی پنج مدل متفاوت از متغیرها که در هر یک از این مدل‌ها ۳۰ سناریوی متفاوت (تعداد نرون ۱ تا ۳۰) به کار برده و در نهایت جهت تعیین مدل و سناریوی برتر از ضریب همبستگی (R) میانگین مربع خطا (MSE) و جذر میانگین مربع خطا استفاده شده است.

بر اساس نتایج پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید در پنج مدل بررسی، مدل پنجم با نرون ۱۸ و تابع ورودی و خروجی TANSING با مقدار  $R = 0/9985$  مدل نهایی برای پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید انتخاب شد. با توجه به انتخاب مدل پنجم جهت پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید می‌توان نتیجه گرفت تمامی متغیرهای مورد بررسی در مدل در بهره‌وری کل عوامل تولید در اقتصاد تأثیرگذار هستند. مقدار بهره‌وری کل عوامل تولید در طول سال‌های ۱۳۹۲ تا ۱۳۹۵ در حال

افزایش بوده، پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید در سال ۱۳۹۶ برابر با ۹۶/۳۲ درصد است که نسبت به سال ۱۳۹۵ رشد بسیار کمی داشته است.

گفتنی است که مقایسه میان مقادیر واقعی بهره‌وری کل عوامل تولید و مقادیر پیش‌بینی شده نشان داد که بیشترین مقدار خطا در حدود ۲ درصد و کمترین خطا حدود ۰/۶۴ درصد بوده است.

به‌طورکلی نتایج حاصل از پژوهش در راستای تحقیقات پیشین از جمله خمیس و همکاران (۲۰۱۴)، پارک و بانی (۲۰۱۵)، میر هادی و زاید (۲۰۱۶) است و شبکه‌های عصبی قابلیت و دقت قابل قبولی برای پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید دارد. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، استفاده از روش‌های هوشمند می‌تواند علاوه بر سرعت محاسبات، دقت پیش‌بینی‌های اقتصادی را نیز افزایش دهد. همچنین از روش شبکه عصبی مصنوعی می‌توان در بررسی‌های بیشتر متغیرهای کلان اقتصادی بهره برد و با توجه به تأثیر متغیرهای به‌کاررفته در مدل برآوردی در پیش‌بینی TFP در راستای ارتقای بهره‌وری کل عوامل تولید در کشور، توجه به بهبود کیفیت آموزشی جهت افزایش مهارت و تخصص نیروی کار، کنترل نرخ ارز واقعی و اجرای سیاست‌های ضد تورمی برای افزایش رقابت‌پذیری اقتصاد و فراهم کردن فضای مشارکت بیشتر بخش خصوصی با جذب منابع خارجی برای سرمایه‌گذار داخلی و نیز استفاده از سرمایه‌گذاری مستقیم خارجی، اتخاذ سیاست‌های مؤثر برای ایجاد ثبات اقتصادی از طریق کاهش نوسانات تورم و رشد اقتصادی؛ توصیه سیاستی می‌گردد.

## پی‌نوشت‌ها

۱. در این قسمت به علت زیاد نشدن حجم مقاله به ذکر نتایج نمودارهای کارایی بسنده شد و تنها نمودار ۴ برای مدل برتر (مدل پنجم) نمایش داده شد.
۲. نتایج محاسبات از نرم‌افزار به دست آمده است و در این قسمت برای نمایش بهتر نتایج، اعداد به صورت نموداری نشان داده شده‌اند و از نمایش جدولی ارقام صرف نظر شد.

## منابع

- ازوجی، علاءالدین. داداشی، صادق (۱۳۹۰). تحلیل سطح بهره‌وری نیروی کار در اقتصاد ایران؛ چالش‌ها، فرصت‌ها و رهیافت‌ها. *فصلنامه کار و جامعه*. (۱۳۲ و ۱۳۳)، ص ۱۶-۳۸.
- امینی، علیرضا. فرهادی کیا، علیرضا. ازوجی، علاءالدین (۱۳۹۱). اندازه‌گیری و تحلیل شاخص‌های عمومی بهره‌وری به تفکیک بخش‌های اقتصادی ایران؛ با رویکرد نوین. *فصلنامه اقتصاد و الگوسازی*. ۳ (۱)، ص ص ۲۳۶-۱۹۰.
- انصاری‌نسب، مسلم. نامداری، سیمین (۱۳۹۵). بررسی تأثیر جهانی‌شدن و آزادسازی تجاری بر رشد بهره‌وری کل عوامل در کشورهای گروه MENA و EU15. *فصلنامه سیاست‌های مالی و اقتصادی*. ۴ (۱۴)، ص ص ۱۷۰-۱۵۱.
- چراغی، داوود (۱۳۹۴). بررسی تأثیر نوسان‌های متغیرهای کلان اقتصادی در رشد بهره‌وری بخش کشاورزی ایران. *اقتصاد کشاورزی و توسعه*. (۸۹)، ص ص ۲۰۳-۲۲۱.
- زنجیرچی، سید محمود. حاتمی‌منش، مهدی. کدخدازاده، حمیدرضا. بنی فاطمه، سید علی محمد (۱۳۹۴). بهبود کارایی پیش‌بینی بهره‌وری با رویکرد طراحی آزمایش‌های تاگوچی (مورد مطالعه: صنایع غذایی ایران). *فصلنامه علمی-پژوهشی مدیریت بهره‌وری*. ۸ (۳۲)، ص ص ۸۷-۶۹.
- شجری، هوشنگ. استادی، حسین. شیخی، ثریا (۱۳۹۳). تحلیل عوامل مؤثر بر بهره‌وری کل عوامل تولید (مطالعه موردی صنایع تولید مواد شیمیایی اساسی ایران). *فصلنامه علوم اقتصادی*. ۸ (۲۷)، ص ص ۸۸-۶۵.
- فیروزی، سمانه (۱۳۹۰). بدهی خارجی و رشد اقتصادی در کشورهای در حال توسعه (با تأکید بر ایران). *پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشگاه علامه طباطبائی*. تهران.
- کميجانی، اکبر (۱۳۸۹). سازگاری ارتقای بهره‌وری کل عوامل تولید و رشد اقتصادی در برنامه چهارم توسعه و سند چشم‌انداز ۲۰ ساله کشور. تهران: پژوهشکده پولی و بانکی.

- کمیجانی، اکبر. پاداش، حمید. صادقین، علی. احمدی حدید، بهروز (۱۳۹۰). عوامل مؤثر بر ارتقاء بهره‌وری کل عوامل تولید در ایران. *فصلنامه پژوهش‌های پولی و بانکی*. (۵)، صص ۳۸-۱.
- کفائی، سید محمدعلی. باقرزاده، مهسا (۱۳۹۵). تأثیر متغیرهای کلیدی اقتصاد کلان بر بهره‌وری کل عوامل تولید در ایران. *فصلنامه پژوهش‌ها و سیاست‌های اقتصادی*. ۲۴ (۷۹)، صص ۲۴۳-۲۱۵.
- نجاززاده، رضا. تمنایی‌فر، سیما. یحیی، گلی (۱۳۹۱). بررسی اثر آزادسازی تجاری بر بهره‌وری کل عوامل تولید در گروه منتخب کشورهای اسلامی. *فصلنامه اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق)*. ۹ (۲)، صص ۱۵۲-۱۲۹.
- نرگسی، شهین. عسگری، حشمت‌اله (۱۳۹۲). اندازه‌گیری و تحلیل روند بهره‌وری عوامل تولید به تفکیک بخش‌های اقتصادی استان بوشهر. *دو فصلنامه علمی-تخصصی اقتصاد توسعه و برنامه‌ریزی*. ۲ (۱)، صص ۱۰۵-۸۶.
- نصراله‌نیا، محمد. مداحی، محمدابراهیم. رحمانی زاده، فرزانه (۱۳۹۳). بررسی بهره‌وری در رشد اقتصادی ایران و برخی کشورهای عضو سازمان بهره‌وری آسیایی. *فصلنامه علمی پژوهش دانش مالی تحلیل اوراق بهادار*. ۷ (۲۳)، صص ۱۲۳-۱۰۹.
- نیک‌زاد، محمد. جلایی، عبدالمجید (۱۳۹۳). اندازه‌گیری و پیش‌بینی بهره‌وری کل عوامل تولید و تأثیر آن بر رشد بخش‌های اقتصادی ایران. *پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشگاه شهید باهنر کرمان، دانشکده علوم اقتصادی*.
- Alzwanly, F., Rasheed, H. A., & Ibraheem, H. F. (2012), Development of the construction productivity estimation model using artificial neural network for finishing works for floors with marble, *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences*, vol 7, Pp.714-722.
- Araujo, J. A. Feitosa, D. G. & Bittencourt, S. A. (2014), Latin America: Total factor productivity and its components, *Cepal Review*, No.114, Pp.198.
- Berument, H.; N. Dincer & Z. Mustafaoglu (2011), Total factor productivity and macroeconomic instability, *The Journal of International Trade & Economic*, vol 20, Issue 5, Pp. 605-629.
- Bulman, T., & Simon, J. (2003), Productivity and Inflation, *Reserve Bank of Australia*, RBA Research Discussion Papers, Retrieved from <https://www.rba.gov.au/publications/rdp/2003/pdf/rdp2003-10.pdf>.
- Chen, S., & Santos-Paulino, A. U. (2013), Energy consumption restricted productivity re-estimates and industrial sustainability analysis in post-reform China, *Energy Policy*, The International Journal of the Political, Economic, Planning, Environmental and Social Aspects of Energy, 57,



- Pp.52–60, Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2012.08.060>.
- Chen, T., & Romanowski, R. (2014), Forecasting the productivity of a virtual enterprise by agent-based fuzzy collaborative intelligence—With Facebook as an example. *Applied Soft Computing*, 24, Pp. 511–521, Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.08.003>
- Clark, P. K. (1982), Inflation and the Productivity Decline. *The American Economic Review*, 72(2), Pp.149–154.
- Colino, A., Benito-Osorio, D., & Rueda-Armengot, C. (2014), Entrepreneurship culture, total factor productivity growth and technical progress: Patterns of convergence towards the technological frontier. *Technological Forecasting and Social Change*, 88, Pp.349–359. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2013.10.007>.
- Corbo, V., Krueger, A. O. & Ossa, F., (1985), Export-oriented development strategies: The success of five newly industrializing countries, PP.79-110, Retrieved from <http://agris.fao.org/agris-search/search.do?recordID=XF2015008937>.
- Ertuğrul, Ö. F. (2018), A novel type of activation function in artificial neural networks: Trained activation function. *Neural Networks*, 99, Pp. 148–157. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2018.01.007>.
- Ferreira, P. C., Galvao, A. F., Gomes, F. A. R., & Pessoa, S. de A. (2016), The effects of external and internal shocks on total factor productivity. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 50(3), Pp.298–309. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.qref.2010.01.003>.
- Khamis, A. B., & Kamarudin, N. K. K. B. (2014), Comparative Study On Estimate House Price Using Statistical And Neural Network Model, 3, Pp.168–186.
- Khazem, H., & Haidar, I. (2007), Forecasting Model for Crude Oil Price Using Artificial Neural Networks and Commodity Futures Prices. *ArXiv:0906.4838 [Cs, q-Fin]*, Retrieved from <http://arxiv.org/abs/0906.4838>.
- Lachiheb, O., & Gouider, M. S. (2018), A hierarchical Deep neural network design for stock returns prediction. *Procedia Computer Science*, 126, Pp.264–272, Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.07.260>.
- Lucas, R. E.(1988), On the Mechanics of Economic Development. *Journal of*

- Monetary Economics*, 22(1): Pp. 3-42.
- Mirahadi, F., & Zayed, T. (2016), Simulation-based construction productivity forecast using Neural-Network-Driven Fuzzy Reasoning. *Automation in Construction*, 65, Pp. 102–115. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2015.12.021>.
- Nelson, R. & Phelps, E. (1966), Investment in Humans, Technological Diffusion, and Economic Growth. *American Economic Review*, Vol. 56.
- Park, B., & Bae, J. K. (2015), Using machine learning algorithms for housing price prediction: The case of Fairfax County, Virginia housing data. *Expert Systems with Applications*, 42(6), Pp.2928–2934. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.11.040>.
- Park, J. (2012), Total factor productivity growth for 12 Asian economies: The past and the future. *Japan and the World Economy*, 24(2), Pp.114–127. <https://doi.org/10.1016/j.japwor.2012.01.009>.
- Pessoa, A. (2005), *Foreign direct investment and total factor productivity in OECD countries: evidence from aggregate data* (FEP Working Papers No. 188), Universidade do Porto, Faculdade de Economia do Porto. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/por/fepwps/188.html>.
- Romer, P.M. (1986), Increasing Returns and Long-Run Growth. *Journal of Political Economy*, vol 94, No 5, Pp.1002-1037.
- Senhadji, A. (2000), Sources of Economic Growth: An Extensive Growth Accounting Exercise, International Monetary Fund, 47 (1), Pp. 129-158.
- Temenggung, D. (2007), *Productivity Spillovers from Foreign Direct Investment: Indonesian Manufacturing Industry's Experience 1975-2000* (DEGIT Conference Paper), DEGIT, Dynamics, Economic Growth, and International Trade, Retrieved from [https://econpapers.repec.org/paper/degconpap/c012\\_5f048.htm](https://econpapers.repec.org/paper/degconpap/c012_5f048.htm).
- Tkáč, M., & Verner, R. (2016), Artificial neural networks in business: Two decades of research. *Applied Soft Computing*, 38, PP.788–804. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.09.040>.
- [www.cbi.ir](http://www.cbi.ir).
- [www.worldbank.org](http://www.worldbank.org).
- Young, A. (1991), *Learning by Doing and the Dynamic Effects of International Trade* (Working Paper No. 3577), National Bureau of Economic Research. Retrieved from <https://doi.org/10.3386/w3577>.