Archive of SID

فصلنامه پژوهشهای اقتصادی (رشد و توسعه پایدار) ـ سال نوزدهم ـ شماره سوم ـ پاییز ۱۳۹۸ ـ صفحات ۱۶۱-۱۴۵

پیش‌بینی رشد بخش کشاورزی ایران: رهیافت داده‌های ترکیبی با تواتر متفاوت (MIDAS)

اسماعیل پیش بهار[۱]
شیدا بداق[۲]
قادر دشتی[۳]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۲/۲۴ **تاریخ پذیرش:** ۱۳۹۷/۷/۳۰

چکیده

امروزه در موضوعات اقتصادی و بازرگانی، پیش‌بینی به‌عنوان یکی از مهم‌ترین شاخصه‌های علمی، روز به روز پیشرفت می‌کند و پیش‌بینی متغیرهای کلان اقتصادی برای برنامه‌ریزان و سیاست‌گذاران و واحدهای اقتصادی، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. بخش کشاورزی، به‌عنوان بخش تولیدکننده محصولات راهبردی و تأمین کننده مواد غذایی مورد نیاز جمعیت رو به رشد جامعه، تأثیر زیادی در بسیاری از تصمیم‌گیری‌های اقتصادی، اجتماعی و سیاسی دارد. با توجه به اهمیت بخش کشاورزی در اقتصاد کشور و نیز وجود عوامل تأثیرگذار متفاوت و غیرقابل کنترل، سعی می‌شود از روش‌هایی در پیش‌بینی استفاده شود که به‌واسطه آنها، تخمین به واقعیت نزدیک و خطا بسیار کم باشد تا رشد اقتصادی این بخش را به‌درستی پیش‌بینی کرده و سیاست‌ها و برنامه‌های لازم برای بهبود جایگاه این بخش، طرح‌ریزی شود. در این مقاله، از الگوی داده‌های ترکیبی با تواتر متفاوت (MIDAS) که اخیراً گسترش زیادی داشته، به پیش‌بینی رشد ارزش‌افزوده بخش کشاورزی پرداخته شده است. مقایسه پیش‌بینی‌های ارائه شده توسط الگوی برآورد شده برای رشد ارزش‌افزوده بخش کشاورزی با داده‌های واقعی، حاکی از قدرت پیش‌بینی دقیق الگو است. این الگو، نرخ رشد ارزش افزوده بخش کشاورزی را برای سالهای ۱۴۰۰-۱۳۹۶ به ترتیب، ۳/۲۱۵، ۲/۵۳، ۲/۹۲، ۵/۲۹ و ۵/۹۹ درصد پیش‌بینی کرده است.

واژگان کلیدی: ایران، پیش‌بینی، رشد کشاورزی، رگرسیون با داده‌های ترکیبی، مدل ARDL
طبقه‌بندی JEL: C01، C22، C53، E17

۱. دانشیار اقتصاد کشاورزی دانشگاه تبریز pishbahar@yahoo.com
۲. دانش آموخته کارشناسی ارشد اقتصاد کشاورزی دانشگاه تبریز sheidabodagh@gmail.com
۳. استاد اقتصاد کشاورزی دانشگاه تبریز ghdashti@yahoo.com

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019

www.SID.ir

Archive of SID

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019

مقدمه

یکی از مهم‌ترین موضوعاتی که در کشورهای درحال‌توسعه موردتوجه قرارگرفته است، رشد اقتصادی می‌باشد. دستیابی به رشد و در پی آن، توسعه اقتصادی ازجمله خواست‌های همه ملت‌ها و حکومت‌ها به شمار می‌رود. این خواسته در کشورهای درحال‌توسعه که میان خود و کشورهای توسعه‌یافته شکاف چشمگیری احساس می‌کنند، به‌مراتب بیشتر است. بخش کشاورزی به‌عنوان بخش محوری در رشد و توسعه اقتصادی و بخش راهبردی در تأمین نیازهای غذایی جمعیت رو به رشد کشور، از اهمیت زیادی در برنامه‌های توسعه برخوردار است. این بخش حدود ۱۵ درصد تولید ناخالص داخلی و یک-پنجم کل شاغلان کشور را در بردارد و ۸۰ درصد محصولات غذایی مورد نیاز داخلی را تأمین می‌کند (دلیری و خلیلیان، ۱۳۸۵).

جهت برنامه‌ریزی مناسب بلندمدت در اقتصاد، پیش‌بینی متغیرهای کلان اقتصادی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است که یکی از مهم‌ترین بخش‌های اقتصاد که اطلاع از نحوه عملکرد آن در آینده حائز اهمیت است، بخش کشاورزی می‌باشد. بدون شک، اقتصادی مقاوم خواهد بود که مولد باشد. بخش کشاورزی ایران، به دلیل نقش و تأثیری که در تولید و اشتغال داشته و همچنین به‌واسطه رابطه متقابلی که با سایر بخش‌های اقتصادی دارد، دارای اهمیت ویژه‌ای است. به همین دلیل، آگاهی از نحوه عملکرد این بخش در اقتصاد ایران بسیار مهم است.

رشد مداوم جمعیت کشور و نقش ویژه بخش کشاورزی در امنیت غذایی، تأمین مواد اولیه سایر بخش‌های اقتصادی و مواد واسطه‌ای، اشتغال، توجه بیشتر به صادرات غیرنفتی و غیره سبب شده است تا به رشد این بخش، توجه ویژه‌ای شود. این اهمیت و جایگاه باعث شده است تا برنامه‌ریزان و سیاست‌گذاران تلاش کنند با روش‌های دقیق‌تر و کم خطاتر و با مدل‌سازی مناسب، علاوه بر شناسایی عوامل مؤثر بر رشد این بخش، رشد اقتصادی این بخش را به‌درستی پیش‌بینی کرده و سیاست‌ها و برنامه‌های لازم را برای بهبود جایگاه این بخش طرح‌ریزی کنند (زارع و جاودان، ۱۳۹۰).

در این راستا، مدل‌های اقتصادسنجی متعددی مطرح شده‌اند که با استفاده از متغیرهای مستقل و برونزا، به توضیح و در بسیاری موارد، به پیش‌بینی سری‌های زمانی اقتصادی از جمله رشد زیر بخش‌های مختلف اقتصادی می‌پردازند. این رگرسیون‌ها معمولاً مستلزم برابری تواتر کلیه متغیرها بوده‌اند که به تجمیع داده‌ها با تواتر بالاتر (از طریق میانگین‌گیری ساده) و درنتیجه، از دست رفتن اطلاعات بالقوه مفید منجر می‌شود؛ اطلاعاتی که می‌توانست در شناسایی بهتر روابط میان متغیرهای هدف، مورداستفاده قرار گیرد. به‌این‌ترتیب، امکان استفاده از مدل‌های رگرسیونی با داده‌هایی با تواتر متفاوت، از دغدغه‌های کلی اقتصاددانان و محققان بوده است. مدل‌های رگرسیون *MIDAS*[1] درواقع،

1. Mixed Data Sampling

www.SID.ir

Archive of SID

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019

رگرسیون شامل متغیرها با تواترهای مختلف بوده و موجبات اجرای مدلی انعطاف‌پذیر و صرفه جویانه جهت استخراج وزنی داده‌ها را فراهم می‌آورد.

هدف از نگارش این مقاله، بررسی عوامل مؤثر بر رشد بخش کشاورزی و پیش‌بینی آن، با به‌کارگیری رهیافت داده‌های با تواتر متفاوت (*MIDAS*) می‌باشد. پس از معرفی روش *MIDAS* توسط گیزلز، سانتاکلارا و والکانو (Ghysels, Santa-Clara and Valkanov, 2004) و گیزلز، سینکو و والکانو (Ghysels, Sinko and Valkanov, 2006)، این رویکرد به عنوان ابزاری قدرتمند برای استفاده همزمان از داده‌های با تواتر متفاوت در یک رگرسیون مورد استفاده قرار گرفت.

سام دلیری و خلیلیان (۱۳۸۵)، مقادیر رشد و تورم در بخش کشاورزی ایران را از طریق مدل‌های هموارسازی نمایی هالت – وینترز و *ARIMA* پیش‌بینی نموده و برای مقایسه دقت پیش‌بینی مدل‌های خطی و غیرخطی، یک مدل شبکه عصبی (*ANN*)[1] مبتنی بر متغیرهای مدل رگرسیون و مدل *ARIMA* طراحی کردند. طبق نتایج این مطالعه، مدل هموارسازی نمایی هالت وینترز دارای دقت پیش‌بینی بالاتری بوده و با داده‌های رشد و تورم در بخش کشاورزی ایران سازگاری بیشتری دارد. این مدل، متوسط نرخ رشد در بخش کشاورزی برای سال‌های برنامه چهارم توسعه را ۷ درصد و متوسط نرخ تورم در بخش کشاورزی را ۱۰/۵ درصد پیش‌بینی کرده است.

نوفرستی و بیات (۱۳۹۲)، اقدام به پیش‌بینی رشد اقتصادی ایران به کمک الگوی داده‌های با تواتر متفاوت نمودند. با توجه به درجه اهمیت بسیار بالای رشد اقتصادی کشور که عموماً در تواتری پایین و حداکثر به‌صورت فصلی و با وقفه‌های زمانی نسبتاً طولانی انتشار می‌یافت، با بهره‌گیری از روش الگوسازی داده‌های ترکیبی سری‌های زمانی با تواتر متفاوت (*MIDAS*)، الگویی برای پیش‌بینی نرخ رشد تولید ناخالص داخلی فصلی که از متغیرهای توضیحی با ترکیبی از تواترهای فصلی بهره می‌گرفت، به قیمت‌های ثابت سال ۱۳۸۳ تصریح و برآورد کردند.

صیادی و مقدسی (۱۳۹۴)، اثر قیمت انرژی بر قیمت غلات را با استفاده از الگوهای رگرسیونی با داده‌های تواتر متفاوت (روش *ARDL*[2] تعمیم‌یافته مبتنی بر *OLS*) بررسی نموده و نشان دادند که الگوهای با داده‌های تواتر متفاوت (*MIDAS*) برآورد شده به روش *ARDL* تعمیم‌یافته، برای پیش‌بینی قیمت غلات به‌طور معنی‌داری دقت پیش‌بینی را نسبت به الگوی با داده‌های تطبیق یافته بهبود می‌بخشد.

کلمنتس و گالوو (Clements and Galvao, 2008) در پیش‌بینی رشد تولید کل در ایالات‌متحده، از رهیافت داده‌های با تواتر متفاوت *MIDAS* استفاده کردند. آنها نتیجه گرفتند که

1. Artificial Neural Network
2. Autoregressive Distributed Lag Model

www.SID.ir

Archive of SID

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019

روش *MIDAS-AR* نسبت به مدل *AR* و *ADL*[1]، به کاهش *RMSE* منجر می‌شود که با بهره‌برداری شاخص‌های ماهانه برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت مجموعه کلان، کاربرد دارد.

بسک و بوعبداله (Bessec and Bouabdallah, 2012)، از قدرت توضیح دهندگی ۵۶ متغیر سری زمانی پرتواتر پایا برای دوره زمانی ۲۰۱۰-۱۹۵۹ استفاده کرده و با استفاده از یکی از بسط‌های *MIDAS*، به پیش‌بینی نرخ رشد اقتصادی فصلی آمریکا پرداخته و دقت پیش‌بینی برای افق‌های کوتاه‌تر را بسیار مناسب ارزیابی نمودند.

گیزلز و اوزکان (Ghysels and Ozkan, 2015)، به پیش‌بینی واقعی بودجه سالانه با استفاده از مدل‌های رگرسیون *ADL-MIDAS*[2] و داده‌های سالانه و سه‌ماهه در دوره زمانی ۲۰۱۲-۱۹۵۶ در کشور آمریکا پرداختند. نتایج نشان داد، استفاده از داده‌های ترکیبی با تواتر متفاوت متشکل از سری‌های مالی سه‌ماهه و شاخص‌های اقتصاد کلان در تواتر بالاتر، در پیش‌بینی سالانه داده‌های بودجه، حمایت می‌کند.

در مطالعه حاضر، ضمن بررسی عوامل مؤثر بر رشد ارزش‌افزوده بخش کشاورزی، به پیش‌بینی مقادیر آتی با الگوی داده‌های ترکیبی با تواتر متفاوت (MIDAS)، پرداخته خواهد شد و سپس با نتایج حاصل از پیش‌بینی الگوی خودرگرسیون جمعی میانگین متحرک *(ARIMA)* مقایسه خواهد شد.

روش تحقیق

الگوی داده‌های ترکیبی با تواتر متفاوت (*MIDAS*): پیش از معرفی الگوهای داده‌های ترکیبی با تواتر متفاوت یا میداس، ابتدا به شرح نمادگذاری متغیرهایی که در الگو از تواتر متفاوتی برخوردارند، می‌پردازیم. برای این منظور، فرض کنید $\{Y_t\}_t$ و $\{X\tau\}\tau$ دو سری زمانی پایا با تواترهای متفاوت است، به‌طوری‌که Y_t متغیر وابسته و X_τ متغیر توضیح‌دهنده (پرتواتر) است، t واحد زمان مورد استفاده برای متغیر کم تواتر بوده و یا به‌عبارت‌دیگر، واحد تواتری متغیر کم‌تواتر است. برای ایجاد ارتباط بین دو متغیر با تواترهای t و τ، ضریب S را در نظر می‌گیریم. این ضریب، کسری از فاصله زمانی بین t و $t-1$ است؛ به‌گونه‌ای که $m=\frac{1}{s}$ مشخص می‌کند که متغیرهای سری زمانی پرتواتر x_τ چند بار در این فاصله زمانی مورد مشاهده واقع‌شده است. بنابراین، $t=\tau.m$ بوده و

1. Autoregressive Distributed Lag
2. Augmented Distributed Lag- Mixed Data Sampling

www.SID.ir

Archive of SID

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019

درنتیجه، x_τ به‌اندازه m بار بیشتر از تواتر $\{Y_t\}_t$ در واحد زمان t است. درصورتی‌که Y_t تابعی از متغیر توضیح‌دهنده X باشد، Y_t به صورت زیر تصریح می‌شود (بیات و نوفرستی، ۱۳۹۴):

$$y_t = C_0 + \beta x_t^{(m)} + u_t \qquad (۱)$$

تابع وزن‌دهی $w(j;\theta)$ که هسته مرکزی *MIDAS* است، مبین یک‌چند جمله‌ای برای اعمال وزن‌هایی خاص به وقفه‌های گسترده x_τ می‌باشد. گیزلز (۲۰۱۴) توابع وزن‌دهی میداس را به ترتیب توابعی همچون تابع وزن‌دهی آلمون، تابع وزن‌دهی آلمون نمایی و تابع وزن دهی بتا، معرفی کرده و فرم کلی توابع وزن‌دهی، به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$w(j;\theta) = \frac{\varphi(j;\theta)}{\sum_{j=1}^{j\max} \varphi(j;\theta)} \qquad (۲)$$

بسته به نوع تابع $\varphi(j;\theta)$ مورداستفاده و همچنین حداکثر تعداد وقفه (*j max*)، تابع وزن‌دهی از تواتری به تواتر دیگر و از متغیری به متغیر دیگر، می‌تواند متفاوت باشد. این تابع، بر اساس پارامترهای j و θ که به ترتیب، شمارنده وقفه‌ها و برداری حاوی یک تا چند θ می‌باشد، شکل می‌گیرد.

یکی از توابع وزن‌دهی مورد استفاده در میداس، تابع آلمون بوده که در آن، ضریب β و وزن‌های w به صورت یک پارامتر مشترک $\beta.w_t(j;\theta)$ برآورد می‌شود. با توجه به رابطه آلمون، این تابع وزن‌دهی، به صورت زیر است:

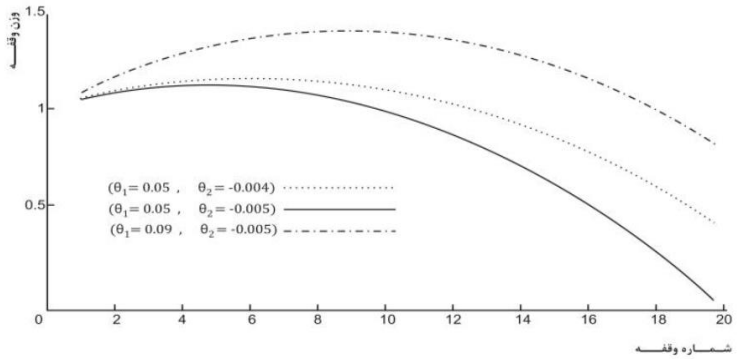
$$\beta.w(j;\theta) = \sum_{j=0}^{j\max}\sum_{\rho=0}^{p} \theta_\rho . j^\rho \qquad (۳)$$

این تابع وزن‌دهی بر اساس مقادیر متفاوت پارامترهای θ و ρ که مرتبه چندجمله‌ای آلمون است، ضرایبی متفاوت ایجاد می‌کند. در نمودار (۱) وزن‌های ایجادشده توسط تابع وزن‌دهی آلمون با مقادیر متفاوت پارامترهای θ نمایش داده شده است.

www.SID.ir

Archive of SID

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019



نمودار ۱. وزن‌های ایجادشده توسط تابع وزن‌دهی آلمون

منبع: نوفرستی و بیات، ۱۳۹۲

گیزلز (۲۰۰۹)، علاوه بر تابع وزن‌دهی آلمون، توابع وزن‌دهی متفاوتی را نظیر تابع وزن‌دهی آلمون نمایی و تابع وزن‌دهی بتا برای میداس معرفی کرده است. تابع وزن‌دهی آلمون نمایی که دارای انعطاف پذیری بالایی است، به صورت زیر نوشته می شود:

$$w(j;\theta)=\frac{\exp(\theta_1 . j+\theta_2 . j^2)}{\sum_{j=1}^{j\max}\exp\left(\theta_1 . j+\theta_2 . j^2\right)} \qquad (۴)$$

این تابع وزن‌دهی، می‌تواند شکلی صعودی، نزولی و یا به‌صورت U معکوس برای وزن‌ها ایجاد کند. هر یک از این شکل‌های متنوع را می‌توان با انتخاب پارامترهای مناسب و متفاوتی ایجاد کرده و به الگو تحمیل نمود. در این تابع، چنانچه $\theta_1=\theta_2=0$ در نظر گرفته شود، فرم تابع وزن دهی آلمون نمایی، به تابع میانگین‌گیری ساده تبدیل‌شده و وزن‌هایی ثابت و برابر را بر همه وقفه‌ها اعمال می‌کند.

تابع دیگری که می‌توان از آن، جهت وزن‌دهی استفاده نمود و به دلیل استخراج از تابع توزیع احتمال بتا، نام تابع وقفه‌های بتا را به خود گرفته است، به صورت زیر قابل نمایش است:

$$w(j/m,\theta_1;\theta_2)=\frac{F\left(j/m,\theta_1;\theta_2\right)}{\sum_{j=1}^{j\max}F\left(j/m,\theta_1;\theta_2\right)} \qquad (۵)$$

که در آن

www.SID.ir

Archive of SID

$\Gamma(a+b)$ و $\Gamma(b)$، $\Gamma(a)$ و $F(j/m, \theta_1; \theta_2) = \frac{x^{a-1}(1-x)^{b-1}\,\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\,\Gamma(b)}$

توابع گاما بوده و $\Gamma(a) = \int_0^{\infty} e^{-x}.x^{a-1}$ می‌باشد. اگر تساوی $\theta_1 = \theta_2 = 1$ برقرار باشد، این تابع، به میانگین ساده زمانی تبدیل‌شده و برای تمامی وقفه‌ها، وزنی یکسان را پدید می‌آورد.

در بیان پارامتری، می‌توان الگوی میداس را یک الگوی خطی به‌حساب آورد؛ ولی با اعمال وزن های مربوط به وقفه‌های گسترده و تحمیل یک تابع قید پارامتری به الگو، آن را از حالت خطی به حالتی غیرخطی تبدیل می‌نمایند. لذا با توجه به مطالعه گیزلز و همکاران (Ghysels, Santa-Clara and Valkanov, 2004)، لازم است از روش برآورد غیرخطی *NLS* برای برآورد ضرایب الگوی میداس استفاده نمود که به‌صورت زیر، مجموع مربعات جمله اخلال را حداقل کند (بیات و نوفرستی، ۱۳۹۴).

$$\hat{\theta} = \arg\min_{\theta \in R} (y_t - \beta \sum_{j=0}^{j\max} w(j;\theta).L^{j/m}\, x_t)^2 \qquad (۶)$$

در اینجا، از یک الگوریتم عددی برای یافتن $\hat{\theta}$ ای که عبارت داخل پرانتز را حداقل یا کمینه کند، استفاده می‌شود. این الگوریتم، با اعمال یک چرخه، به یافتن پارامتری مناسب برای بردار θ پرداخته و سعی در حداقل نمودن رابطه $(y_t - \beta \sum_{j=0}^{j\max} w(j;\theta).L^{j/m}\, x_t)^2$ می‌نماید.

الگوی میداس خود توضیح با وقفه‌های توزیع‌شده (*ARDL-MIDAS*)[1]: روش *ARDL* یکی از روش‌های بررسی روابط بلندمدت و کوتاه‌مدت بین متغیر وابسته و سایر متغیرهای توضیحی الگو و پیش‌بینی متغیر وابسته است که به علت محدودیت‌های موجود در استفاده از روش انگل-گرنجر و الگوی *ECM*[2] و همچنین برای احتساب از نواقص موجود در این الگوها، ازجمله وجود اریب در نمونه‌های کوچک، مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این روش، یکسان بودن درجه انباشتگی بین متغیرها ضروری نمی‌باشد. همچنین این روش، الگوهای بلندمدت و کوتاه‌مدت موجود در الگو را به‌طور همزمان تخمین می‌زند و مشکلات مربوط به حذف متغیرها و خودهمبستگی را رفع می‌کند (رجبی و مقدسی، ۱۳۹۳).

در این مطالعه، از نمادگذاری به کار رفته در مطالعه گیزلز و همکاران (۲۰۰۷) پیروی شده و رگرسیون پیش‌بینی h دوره آتی در رابطه زیر، مدنظر قرار می‌گیرد:

1. Autoregressive Distributed Lag Model- Mixed Data Sampling
2. Error Correction Model

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019

www.SID.ir

Archive of SID

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 w\left(L^{\frac{1}{m}}, \theta\right) x_{1,t-h}^{(m)} + u_t \qquad (۷)$$

که در آن:

$$L^{\frac{S}{M}} x_{1,t}^{(m)} = x_{1,\frac{t-s}{m}}^{(m)} \qquad w\left(L^{\frac{1}{M}}, \theta\right) = \sum_{K=1}^{K} b(k;\theta) L^{\frac{k-1}{m}} \qquad (۸)$$

در اینجا، t نشان‌دهنده واحد زمان پایه برای داده‌های با تواتر کمتر (از ۱ تا T)، m و $x_{1,t-h}^{(m)}$ تواتر و مشاهدات نمونه‌گیری شده با تواتر بالاتر از ۱ تا k شاخص شده (که در آن k محدود است)، می‌باشند. $L^{1/m}$ عملگر وقفه در فضای تواتر $\theta\, b(k;)$، وزن هر پیش‌بینی کننده وقفه‌ای با تواتر بالاتر k و θ، فرآیند نوفه سفید می‌باشند.

پیش‌بینی به‌وسیله الگوی میداس: یکی از مزایای الگوسازی به روش میداس، پیش‌بینی زمان حال متغیر وابسته توسط جمله‌ای حاوی داده‌های جدیدالانتشار می‌باشد. با در نظر گرفتن $\beta_k = \beta.w(j;\theta)$، y_t از رابطه زیر برآورد می‌شود:

$$y_t = C_0 + \sum_{i=1}^{\rho} \alpha_i y_{t-i} + \sum_{k=1}^{n} \sum_{j=0}^{m-1} \beta_k\, x_{t-k-j/m}^{(s)} + u_t \qquad (۹)$$

و آنگاه، رابطه زیر جهت انجام پیش‌بینی‌ها مورداستفاده قرار می‌گیرد:

$$y_t = C_0 + \sum_{i=0}^{\rho-1} \alpha_i y_{t-i} + \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{j=0}^{m-1} \beta_k\, x_{t-k-j/m}^{(s)} + \sum_{s=m-d+1}^{m} \gamma_s\, x_{t+1-\frac{s-1}{m}} + u_{t+1} \quad , \quad s \rangle 0 \qquad (۱۰)$$

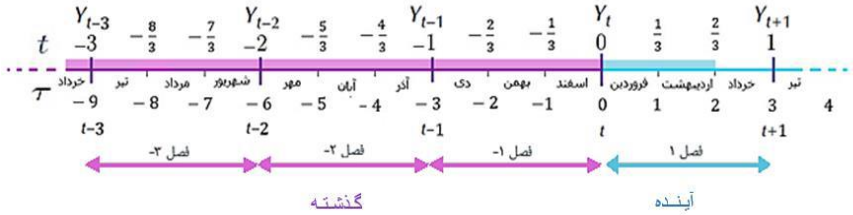
که در آن، d نشان‌دهنده دوره‌های پر تواتری است که برایشان داده‌های جدید منتشر شده است. در رابطه بالا، جمله سوم، مربوط به گذشته[1] و جمله چهارم، ناظر به آینده[2] می‌باشد. با استفاده از این روابط، می‌توان اقدام به پیش‌بینی مقادیر آینده متغیرهای موردنظر کرده و از داده‌هایی که در تواتر بالا منتشر می‌شوند، برای انجام تجدیدنظر در پیش‌بینی‌های خود استفاده نمود. در نمودار (۲) مکان داده‌های مربوط به گذشته و آینده مشخص‌شده است (بیات و نوفرستی، ۱۳۹۴).

1. Lag
2. Lead

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019

www.SID.ir

Archive of SID



نمودار ۲. نمودار زمانی تفکیک‌شده به دو جزء گذشته و آینده

منبع: نوفرستی و بیات، ۱۳۹۲

معیارهای ارزیابی پیش‌بینی: به منظور مقایسه قدرت پیش‌بینی و انتخاب بهترین روش پیش‌بینی، از معیارهای مختلف از جمله میانگین مجذور خطا *(MSE)*، ریشه میانگین مجذور خطا *(RMSE)*، میانگین قدر مطلق خطا *(MAE)* و معیار میانگین درصد قدرمطلق خطا *(MAPE)* استفاده شد. این معیارها را می‌توان به صورت روابط زیر نشان داد (سوری، ۱۳۹۲):

$$MSE = \frac{\sum_{t=T+1}^{T+m} (Y_t^f - Y_t)^2}{m} \quad (11)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=T+1}^{T+m} (Y_t^f - Y_t)^2}{m}} \quad (12)$$

$$MAE = \frac{\sum_{t=T+1}^{T+m} \left| Y_t^f - Y_t \right|}{m} \quad (13)$$

$$MAPE = \frac{100 \sum_{t=T+1}^{T+m} \left| \frac{Y_t^f - Y_t}{Y_t} \right|_t}{m} \quad (14)$$

در این روابط، m طول دوره پیش‌بینی، (Y_t) مقادیر واقعی و (Y_t^f) مقادیر پیش‌بینی شده است که از این طریق، میزان خطای پیش‌بینی را اندازه‌گیری می‌کند. از این چهار معیار برای سنجش قدرت پیش‌بینی در این مقاله، استفاده شده است.

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019

www.SID.ir

Archive of SID

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019

داده‌ها و اطلاعات: در این مطالعه، داده‌های سالانه مربوط به ارزش‌افزوده بخش کشاورزی به قیمت‌های ثابت ۱۳۷۶، از سال ۱۳۶۷ تا سال ۱۳۹۵ جمع‌آوری گردیده است. لذا نرخ رشد بخش کشاورزی بر اساس رابطه $\frac{Y_{t+1}-Y_t}{Y_t}$ محاسبه و در الگو مورد استفاده قرارگرفته است. آمار ارزش‌افزوده نفت به قیمت‌های ثابت ۱۳۷۶ برای دوره ۱۳۶۷ تا ۱۳۹۵ از بانک سری‌های زمانی اقتصادی در تواتری سالانه گرفته شده است. داده‌های فصلی تشکیل سرمایه ثابت ناخالص بخش کشاورزی به قیمت‌های ثابت ۱۳۷۶، از فصل اول سال ۱۳۶۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۵ از بانک سری‌های زمانی اقتصادی در تواتری فصلی تهیه، و اطلاعات مربوط به نرخ برابری ریال با دلار آمریکا در بازار موازی ارز (بازار غیر رسمی) نیز از ابتدای سال ۱۳۶۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۵، از بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران، اخذ، و برای برآورد الگو، از بسته نرم‌افزاری midasr در محیط نرم‌افزاری *R* گیزلز و همکاران (۲۰۱۴)، استفاده شده است.

نتایج و بحث

با توجه به کوتاه نبودن دوره زمانی مطالعه، لازم است، ابتدا وجود ریشه واحد در متغیرها بررسی شود تا از مشکلات مربوط به رگرسیون کاذب پرهیز گردد. نتایج به دست آمده در جدول (۱) گزارش شده، و آزمون دیکی فولر و آزمون KPSS حاکی از آن است که تمامی متغیرها در سطح پایا هستند. همچنین نتایج آزمون ریشه واحد با لحاظ شکست ساختاری، حاکی از عدم وجود ریشه واحد در متغیرهای مورد مطالعه است. بنابراین، می‌توان ضرایب الگو را بدون هراس از رگرسیون کاذب برآورد نمود.

جدول ۱. نتایج آزمون پایایی متغیرها برای دوره ۹۵-۱۳۶۸

متغیر	وقفه بهینه	آزمون دیکی فولر (ADF)	آزمون KPSS	آزمون زیوت- اندروز	
		در سطح[1]	در سطح[2]	سال شکست	مقدار محاسبه‌شده [3]
رشد ارزش‌افزوده کشاورزی	۱	-۴/۴۲۴**	۰/۰۴۸	۱۳۷۲	-۷/۹۵۶**
رشد ارزش‌افزوده نفت	۱	-۲/۸۷۸*	۰/۰۸۹۴	۱۳۹۱	-۶/۵۹۱**
رشد تشکیل سرمایه ثابت	۱۱	-۳/۲۴۴**	۰/۰۱۰۹	۱۳۷۸q2	-۵/۲۸۶**
رشد نرخ ارز غیررسمی	۴	-۳/۵۴۲**	۰/۱۱۲	۱۳۷۸q3	-۱۰/۰۱۵**

مأخذ: یافته‌های تحقیق ***، ** و * به ترتیب، معنی‌داری در سطوح ۱، ۵ و ۱۰ درصد

www.SID.ir

Archive of SID

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019

داده‌های نرخ رشد متغیرها در محدوده زمانی فصل اول ۱۳۶۸ تا فصل چهارم سال ۱۳۹۴ مورداستفاده قرارگرفته‌اند. اطلاع مربوط به نرخ رشد ارزش‌افزوده بخش کشاورزی سال ۱۳۹۵ در برآورد اولیه ضرایب الگو مورد استفاده واقع نشده تا بتوان بر اساس آن قدرت پیش‌بینی الگو را خارج از محدوده برآورد را محک زد.

جدول ۲. نتایج حاصل از تخمین مدل ARIMA (1,0,0) برای رشد ارزش‌افزوده بخش‌کشاورزی

متغیر	توضیحات	ضریب	انحراف معیار	آماره z	احتمال
C	عرض از مبدأ	۴/۴۹۰	۰/۸۸۵	۵/۰۷	۰/۰۰۰
AR(1)	رشد ارزش‌افزوده کشاورزی با یک وقفه	-۰/۳۳	۰/۱۹۱	۱/۷۴	۰/۰۸
آماره ها	Likelihood	آماره آکائیک	شوارتز	MSE	
	-۸۵/۴۲۵	۱۷۶/۸۵۰	۱۸۰/۸۴۷	۲۹/۲۲۱	

مأخذ: یافته‌های تحقیق * و **، *** به ترتیب، معنی‌داری در سطح ۱۰ درصد، ۵ درصد و ۱ درصد

اثر وقفه‌های متغیرهای فصلی، با توجه به برآورد پارامترهای مربوط به تابع وزن‌دهی هریک از متغیرها مشخص خواهد شد. از بین توابع وزن‌دهی مختلف، بهترین تابع وزن‌دهی برای وقفه‌های مورد نظر، به صورتی که معنی‌داری ضرایب حفظ گردد و MSE درون نمونه‌ای نیز در حد معقول باشد، تابع وزن‌دهی آلمون نمایی تعیین شده است. این تابع وزن‌دهی، دارای چند پارامتر θ است که برآورد خواهد شد. بر اساس نتایج حاصل از برآورد الگو، ضرایب الگو به‌صورت چرخه بهینه‌یابی مقید، پس از طی ۱۶۷ بار تکرار چرخه، برای رسیدن به همگرایی، با لحاظ سه وقفه متغیر وابسته نرخ رشد ارزش افزوده بخش کشاورزی، سه وقفه از متغیر توضیحی سالانه نرخ رشد ارزش‌افزوده نفت، همچنین با دو وقفه فصلی نرخ رشد تشکیل سرمایه ثابت و دو وقفه فصلی از متغیر نرخ رشد نرخ ارز، در جدول (۳) گزارش شده است.

www.SID.ir

Archive of SID

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019

جدول ۲. نتایج حاصل از برآورد ضرایب الگوی MIDAS با تابع وزن‌دهی آلمون نمایی

متغیرها		ضریب	خطای معیار	آماره t	Pr(>|t|)
عرض از مبدأ	(Intercept)	۱/۹۴۵	۳/۶۲۲	۰/۵۳۷	۰/۶۰۱
روند	Trend	۱/۲۰۴***	۰/۱۸۰	۶/۶۷۲	۰/۰۰۰
وقفه اول رشد کشاورزی	Gavg1	-۰/۷۱۵***	۰/۲۲۸	-۳/۱۳۱	۰/۰۰۸
وقفه دوم رشد کشاورزی	Gavg2	-۰/۷۱۲**	۰/۳۲۳	-۲/۲۰۲	۰/۰۴۷
وقفه سوم رشد کشاورزی	Gavg3	-۰/۷۱۲***	۰/۱۹۳	-۳/۶۸۴	۰/۰۰۳
وقفه اول رشد نفت	Avo1	-۰/۰۲۴	۰/۰۴۶	-۰/۵۲۷	۰/۶۰۷
وقفه دوم رشد نفت	Avo2	۰/۳۱۲***	۰/۰۹۰	۳/۴۵۰	۰/۰۰۴
وقفه سوم رشد نفت	Avo3	۰/۲۱۰***	۰/۰۴۶	۴/۴۷۶	۰/۰۰۰
وقفه اول رشد نرخ ارز	FER1	۰/۱۸۵*	۰/۰۹۳	۱/۹۷۳	۰/۰۷۲
وقفه دوم رشد نرخ ارز	FER2	۰/۶۰۸	۰/۹۶۰	۰/۶۳۳	۰/۵۳۸
وقفه اول رشد تشکیل سرمایه ثابت	TOTINV1	-۱/۲۷۱***	۰/۳۳۰	-۳/۸۴۰	۰/۰۰۲
وقفه دوم رشد تشکیل سرمایه ثابت	TOTINV2	-۰/۰۹۴	۰/۰۹۳	-۱/۰۱۵	۰/۳۳۰
متغیر مجازی (۹۲-۱۳۸۴)	D	-۶/۴۰۳***	۲/۰۲۱	-۳/۱۶۸	۰/۰۰۸
Shapiro_wilk Normality test= ۱(۰/ ۲۷) ۰/۹۵		hah=۰/۴۵۷ (۰/۹۹۹) Durbin-Watson=۲/۷۱۱ R2=۰/۶۱			

مأخذ: یافته‌های تحقیق * و **، *** به ترتیب، معنی‌داری در سطح ۱۰ درصد، ۵ درصد و ۱ درصد

همان‌طور که مشاهده می‌شود، ضرایب *Gavg1*، *Gavg2* و *Gavg3* مربوط به سه وقفه متغیر وابسته نرخ رشد ارزش‌افزوده بخش کشاورزی، به لحاظ آماری، کاملاً معنی‌دار است. همچنین وقفه دو و سه ارزش‌افزوده بخش نفت نیز معنی‌دار است. از تابع وزن‌دهی آلمون نمایی که عملکرد بهتری داشته، برای هر دو متغیر پرتواتر استفاده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، تمامی پارامترهای مربوط به دو متغیر توضیح‌دهنده خطی دیگر نیز بجز *FER2* و *TOTINV2* در سطح ۹۰ درصد معنی‌دار هستند. متغیر *D*، متغیر مجازی است که برای مقاطع زمانی ۹۲-۱۳۸۴، کمیت یک و برای بقیه زمان‌ها، کمیت صفر را اختیار می‌کند.

اگرچه معمولاً در الگوهای نرخ رشد، ضریب تعیین R^2 نسبتاً پایین است، اما ضریب تعیین الگو معادل $R^2 = ۰/۶۰۳$ برآورد گردیده که حاکی از قدرت توضیح دهندگی بالای الگو است. کمیت آماره آزمون *hAh test* برابر ۰/۹۹ به‌دست‌آمده که نشان می‌دهد، قیدهای تحمیلی به ضرایب الگوی میداس تصریح‌شده، به لحاظ آماری، کاملاً معنی‌دار و از کفایت لازم برخوردارند. با توجه به کمیت

www.SID.ir

Archive of SID

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019

آماره آزمون دوربین - واتسون و آزمون نرمال بودن شاپیرو - ویلک، جملات اخلال الگو، دارای همبستگی پیاپی نبوده و از توزیع نرمال برخوردارند.

پیش‌بینی: مقادیر نرخ رشد پیش‌بینی‌شده با استفاده از روش *MIDAS* در دو دوره، به‌صورت جدول (۳) گزارش شده است. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، میانگین پیش‌بینی درون نمونه‌ای الگوی *MIDAS* برای دوره ۹۵-۱۳۹۲، ۵/۱۳۹ درصد است و میانگین مقادیر رشد محقق شده ۵/۳۰۲ درصد می‌باشد. مقادیر پیش‌بینی‌شده به مقدار محقق شده در آن سال‌ها، نزدیک است. الگوی *MIDAS* به دلیل اینکه علاوه بر روند گذشته متغیر، اثر عوامل مؤثر بر نرخ رشد را نیز در نظر می‌گیرد، برای پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی از مزیت برخوردار می‌باشد و الگو، شامل داده‌های ترکیبی با تواترهای متفاوت است که باعث افزایش دقت پیش‌بینی می‌شود.

جدول ۳. مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده رشد ارزش افزوده بخش کشاورزی

پیش‌بینی	سال	مقدار واقعی	الگوی MIDAS	الگوی ARIMA (1,0,0)
درون نمونه‌ای	۱۳۹۲	۵/۴۷۸	۴/۳۴۱	۴/۴۳۴
	۱۳۹۳	۵/۴۰۸	۵/۱۴۷	۴/۱۶۱
	۱۳۹۴	۴/۶۲۲	۴/۱۲۵	۴/۱۸۵
	۱۳۹۵	۵/۷	۶/۹۴۳	۴/۴۴۶
میانگین		**۵/۳۰۲**	**۵/۱۳۹**	**۴/۳۰۶**
برون نمونه‌ای	۱۳۹۶	-	۳/۲۱۵	۴/۰۸۷
	۱۳۹۷	-	۲/۵۳۱	۴/۶۲۴
	۱۳۹۸	-	۲/۹۲۳	۴/۴۴۵
	۱۳۹۹	-	۵/۲۹۸	۴/۵۰۵
	۱۴۰۰	-	۵/۹۹۳	۴/۴۸۵
میانگین		-	**۳/۹۹۲**	**۴/۴۲۹**

مأخذ: یافته‌های تحقیق

در نمودار (۳)، مقادیر واقعی نرخ رشد کشاورزی و مقادیر شبیه‌سازی‌شده توسط الگو به همراه پیش‌بینی‌های برون نمونه‌ای به نمایش گذاشته‌شده است. خطوط کمرنگ، بیانگر مقادیر واقعی و خطوط منقطع، نمایانگر مقادیر شبیه‌سازی‌شده می‌باشد، که نشان‌دهنده قدرت توضیح‌دهندگی بالای الگو است.

www.SID.ir

Archive of SID

نمودار ۳. مقادیر واقعی، پیش‌بینی درون نمونه‌ای و برون نمونه‌ای توسط الگو

مأخذ: یافته‌های تحقیق

بر اساس نتایج حاصل از آماره های دقت پیش‌بینی که در جدول (۴) گزارش شده است. مقایسه این روش‌ها بر اساس آماره *MSE*، بیانگر آن است که الگوی *MIDAS* با میانگین مربعات خطا برابر با ۰/۷۸۸، در مقایسه با الگوی *ARIMA*، دارای حداقل میانگین مجذور خطا *(MSE)* می‌باشد. میانگین مجذور ریشه خطا *(RMSE)* برای الگوی *MIDAS* برابر ۰/۷۸۳، و در الگوی *ARIMA* و *RMSE* برابر ۰/۹۹۳ است. بنابراین، الگوی *MIDAS* به‌عنوان کاراترین روش پیش‌بینی، انتخاب می‌شود. سایر آماره‌های دقت پیش‌بینی برای الگوی *MIDAS*، دارای کمترین مقدار بوده و نتایج مشابهی را ارائه می‌دهد.

جدول ۴. آماره‌های دقت پیش‌بینی روش‌های *MIDAS* و *ARIMA*

سال	MIDAS				ARIMA (1,0,0)			
	MSE	RMSE	MAE	MAPE	MSE	RMSE	MAE	MAPE
۱۳۹۲	۱/۲۹۳	۱/۱۳۷	۱/۱۳۷	۰/۲۰۸	۱/۰۸۷	۱/۰۴۲	۱/۰۴۳	۰/۱۹۰
۱۳۹۳	۰/۰۶۸	۰/۲۶۰	۰/۲۶۱	۰/۰۴۸	۱/۵۵۲	۱/۲۴۵	۱/۲۴۶	۰/۲۳۰
۱۳۹۴	۰/۲۴۷	۰/۴۹۶	۰/۴۹۷	۰/۱۰۸	۰/۱۹۰	۰/۴۳۵	۰/۴۳۷	۰/۰۹۴
۱۳۹۵	۱/۵۴۴	۱/۲۴۲	۱/۲۴۳	۰/۲۱۸	۱/۵۷۰	۱/۲۵۲	۱/۲۵۳	۰/۲۱۹
میانگین	۰/۷۸۸	۰/۷۸۳	۰/۷۸۴	۰/۱۴۴	۱/۰۹۹	۰/۹۹۳	۰/۹۹۴	۰/۱۸۳

مأخذ: یافته‌های تحقیق

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019

www.SID.ir

Archive of SID

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

با توجه به درجه اهمیت بالای رشد ارزش افزوده کشاورزی، ما را بر آن داشت تا با تصریح الگوی مناسبی به پیش بینی این متغیر بپردازیم. با بهره‌گیری از روش الگوسازی داده‌های ترکیبی سری‌های زمانی با تواتر متفاوت که به میداس شهرت یافته است، الگویی برای پیش‌بینی نرخ رشد ارزش افزوده بخش کشاورزی به قیمت‌های ثابت سال ۱۳۷۶ تصریح و برآورد گردید. الگو برای پیش‌بینی رشد ارزش افزوده بخش کشاورزی، از متغیرهای توضیحی با ترکیبی از تواترهای سالانه و فصلی بهره می‌گیرد. نتایج پیش‌بینی با نتایج حاصل از الگوی *ARIMA* مقایسه شد و بر اساس معیارهای ارزیابی پیش‌بینی الگوی *MIDAS* دارای دقت پیش‌بینی بالاتری از مدل *ARIMA* می‌باشد.

رشد بخش کشاورزی در سه دهه گذشته ایران، نقش مهمی در رشد اقتصادی ایران داشته است. بنابراین پیشنهاد می‌شود: در برنامه‌های توسعه اقتصادی، بخش کشاورزی در قالب توسعه پایدار در نظر گرفته شود. از آنجایی که روش الگوی داده‌های ترکیبی تواتر متفاوت *MIDAS* در پیش‌بینی رشد ارزش‌افزوده بخش کشاورزی، دقت بالاتری دارد، با توجه به این نتایج، به برنامه‌ریزان، سیاست‌گذاران و مسؤولان امر، پیشنهاد می‌شود که از الگوی *MIDAS* نیز در کنار سایر روش‌های معمول پیش‌بینی استفاده کنند. همچنین دولت می‌تواند با اعمال سیاست‌های تشویقی و همچنین حمایت بیشتر از تولیدکنندگان و صادرکنندگان کالاهای کشاورزی، کاهش رشد کشاورزی را کنترل نماید و حتی موجب افزایش آن شود.

با توجه به اینکه تشکیل سرمایه ثابت ناخالص بخش کشاورزی، بر نرخ رشد ارزش افزوده این بخش تأثیر منفی دارد و با تأمین زیرساخت‌های مورد نیاز بخش و انباشت سرمایه در بخش کشاورزی و عدم تغییر قابل توجه در مدیریت و فناوری بخش، نرخ بازدهی سرمایه با کاهش قابل توجهی مواجه گردیده است. بنابراین در ادامه، فرآیند توسعه بخش باید به تنگناهای خارج از حوزه تأمین مالی و سرمایه‌گذاری نظیر دانش و فناوری، مسائل مربوط به زمین و ساختار خرده مالکی کشور و مسائل مربوط به بازار و تجارت بخش، توجه ویژه‌ای شود.

www.SID.ir

Archive of SID

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019

منابع و مآخذ

بیات، م. و نوفرستی، م. (۱۳۹۴). اقتصادسنجی کاربردی سری‌های زمانی: الگوی داده‌های ترکیبی با تواتر متفاوت. انتشارات نور علم.

رجبی، م. و مقدسی، ر. (۱۳۹۳). به‌کارگیری الگوهای رگرسیونی شامل داده‌های مختلط در مدل‌سازی و پیش‌بینی ارزش واردات گندم ایران (روش ARDL تعمیم‌یافته مبتنی بر OLS). *نشریه اقتصاد و توسعه کشاورزی*، جلد ۲۸، شماره ۲: ۱۴۸-۱۳۸.

زارع مهرجردی، م. و جاودان، ا. (۱۳۹۰). پیش‌بینی نرخ رشد بخش کشاورزی ایران (مقایسه روش‌های تک متغیره و چند متغیره). *اقتصاد کشاورزی*، جلد ۵، شماره ۱: ۱۰۱-۸۱.

سام‌دلیری، ا. و خلیلیان، ص. (۱۳۸۵). پیش‌بینی نرخ رشد و نرخ تورم در بخش کشاورزی ایران. *تحقیقات اقتصادی*، شماره ۷۴: ۲۱۵-۱۸۳.

سوری، ع. (۱۳۹۲). اقتصادسنجی پیشرفته. جلد دوم، انتشارات فرهنگ‌شناسی، چاپ اول.

صیادی، ف. و مقدسی، ر. (۱۳۹۴). اثر قیمت انرژی بر قیمت غلات با استفاده از الگوهای رگرسیونی یا داده‌های مختلط (روش ARDL تعمیم‌یافته مبتنی بر OLS). *فصلنامه علمی- پژوهشی مطالعات اقتصادی کاربردی ایران*، دوره ۴، شماره ۱۵ :۱۶۰-۱۴۹.

محنت‌فر، ی.؛ سلیمانی، ح. و بابایی، ب. (۱۳۹۴). تأثیر ارزش‌افزوده بخش‌های مختلف اقتصادی بر رشد اقتصادی استان‌ها در برنامه چهارم توسعه با استفاده از داده‌های تابلویی. *پژوهشنامه کلان (علمی-پژوهشی)*، سال ۱۰، شماره ۲۰.

نوفرستی، م. و بیات، م. (۱۳۹۲). پیش‌بینی رشد اقتصادی ایران به کمک الگوی داده‌های ترکیبی با تواتر متفاوت. *فصلنامه اقتصاد و الگوسازی دانشگاه شهید بهشتی*، دوره ۴، شماره ۱۴-۱۵، پاییز و زمستان: ۱-۲۳

Alper, C. E.; Fendoglu, S., and Saltoglu, B. (2008). Forecasting stock market volatilities using MIDAS regressions: An application to the emerging markets. MPRA Paper 7460, University Library of Munich, Germany.

Bai, J.; Ghysels, E. and Wright, J. H. (2013). State space models and MIDAS regressions. *Econometric Reviews*, 32(7): 779-813.

Bessec, M., and Bouabdallah, O. (2012). Forecasting GDP over the business cycle in a multi- frequency and data- rich environment. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 77(3): 360-384.

Clements, M. P. and Galvão, A. B. (2008). Macroeconomic forecasting with mixed-frequency data: Forecasting output growth in the United States. *Journal of Business and Economic Statistics*, 26(4): 546-554.

Foroni, C.; Marcellino, M. and Schumacher, C. (2015). Unrestricted mixed data sampling (MIDAS): MIDAS regressions with unrestricted lag polynomials.

www.SID.ir

Archive of SID

Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society), 178(1): 57-82.

Ghysels, E. and Ozkan, N. (2015). Real-time forecasting of the US federal government budget: A simple mixed frequency data regression approach. *International Journal of Forecasting*, 31(4): 1009-20.

Ghysels, E. and Sinko, A. and Valkanov, R., (2006) Midas Regressions: Further Results and New Directions. Available at SSRN: https://ssrn.com/abstract=885683 or http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.885683

Ghysels, E.; Santa-Clara, P. and Valkanov, R. (2004). The MIDAS touch: Mixed data sampling regression models. UCLA: Finance. Retrieved from https://escholarship.org/uc/item/9mf223rs

Jam, F. A., and Mehmood, S. (2013). Time series model to forecast area of mangoes from Pakistan: An application of univariate ARIMA model. *Academy of Contemporary Research Journal*, II (I): 10-15.

Johnston, B. F., and Mellor, J. W. (1961). The role of agriculture in economic development. *The American Economic Review*, 51(4): 566-593.

Lanne, M.; Nyberg, H., and Saarinen, E. (2011). Forecasting US macroeconomic and financial time series with non-causal and causal AR models: a comparison. MPRA Paper 30254, University Library of Munich, Germany.

Lundin, J., and Toom, T. (2014). Forecasting U.S. unemployment rate a MIDAS approach with initial claims as leading indicator. MPRA Paper No. 7460, posted 6. March 2008 -07-15.

Downloaded from ecor.modares.ac.ir at 9:46 IRST on Monday November 25th 2019

www.SID.ir