فصلنامه علمی- پژوهشی مطالعات اقتصادیِ کاربردی ایران
سال چهارم، شماره‌ی ۱۵، پاییز ۱۳۹۴
صفحات: ۱۴۹- ۱۶۰

اثر قیمت انرژی بر قیمت غلات با استفاده از الگوهای رگرسیونی با داده‌های مختلط (روش ARDL تعمیم‌یافته مبتنی بر OLS)

فاطمه صیادی[1*]
رضا مقدسی[2]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۰۳/۰۲ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۰۴/۱۵

چکیده

رابطه بین قیمت انرژی و کالاهای کشاورزی از عوامل مهم و تأثیرگذار در افزایش قیمت مواد غذایی است. از طـرفی وجود داده‌ها در تواترهای مختلف همواره مشکل مهمی فـــرا روی محققان مطـالعات سری زمانی می‌باشد؛ زیرا محقق با استفاده از روش میانگی‌گیری ناگزیر به از دست دادن بعضی اطلاعات ارزشمند در تواترهای بالاتر می‌باشد. به منظور رفع این معضل مدل‌های رگرسیونی MIDAS به عنوان یک روش جایگزین در سال‌های اخیر موردتوجه قرار گرفته‌اند. بر این اساس مطالعه حاضر بر آن است تا با به‌کارگیری روش ARDL تعمیم‌یافته الگوی MIDAS به پیش‌بینی قیمت غلات با استفاده از قیمت انرژی و همچنین متغیرهای کلان اقتصادی ازجمله نرخ ارز رسمی، نرخ تورم و نرخ بهره با تواترهای مختلف در دوره زمانی ۱۳۸۷-۱۳۶۱ بپردازد. آماره‌های دقت پیش‌بینی نشان می‌دهند که الگوی MIDAS در مقایسه با روش میانگین‌گیری دقت پیش‌بینی قیمت غلات را بهبود بخشیده است.

کلیدواژه‌ها: الگوی MIDAS، پیش‌بینی، قیمت غلات، قیمت انرژی

طبقه‌بندی JEL: C01 ,C13 ,C22

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

۱. دانشجوی دکتری گروه اقتصاد کشاورزی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران، ایران(*نویسنده مسئول)
Email: sayadi86@yahoo.com
۲. دانشیار گروه اقتصاد کشاورزی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران، ایران
Email: r.moghaddasi@srbiau.ac.ir

۱. مقدمه

افزایش همزمان قیمت انرژی و کالاهای کشاورزی نشان می‌دهد که انرژی عاملی مؤثر در افزایش قیمت مواد غذایی است. پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی همواره موضوعی قابل‌توجه از سوی محققین جهت برنامه‌ریزی‌های آتی در کشور می‌باشد. لذا در این مطالعات بررسی آمار سری زمانی حائز اهمیت است.

بسیاری از مدل‌های سری زمانی کاربردی وجود دارند که به بررسی رگرسیون در تواترهای مشابه می‌پردازند. به‌طور مثال تمامی داده‌های موجود در آن‌ها به شکل سالیانه، ماهیانه و... است. با این وجود سری‌های زمانی دیگری نیز دیده می‌شوند که در آن‌ها این برابری تواتر مشاهده نمی‌شود. به‌عنوان‌مثال درحالی‌که بسیاری از متغیرهای کلان اقتصادی مانند GDP به صورت سالیانه گزارش می‌شوند متغیرهایی مانند قیمت مواد غذایی نیز وجود دارند که ممکن است آمارشان به شکل فصلی، ماهیانه و یا حتی روزانه باشد. روش متداول میان‌گیری ساده که به تجمیع داده‌های با تواتر بالاتر می‌پردازد منجر به از دست رفتن اطلاعات بالقوه مفیدی می‌شود که می‌توانست در شناسایی بهتر روابط میان متغیرهای هدف مورداستفاده قرار گیرد. فرض وزن‌های مساوی در روش میان‌گیری ساده، اگرچه ممکن است در دوره‌های آرام و بی نوسان قابل‌استفاده باشد؛ اما نمی‌توان اطلاعات اخیری که مجموعه اطلاعات بزرگتری را منعکس نموده و در پیش‌بینی‌های آتی مفیدتر می‌باشند را نادیده گرفت. برای حل این معضل مدل رگرسیونی (MIDAS)[1] به عنوان یک روش کاربردی در سری‌های زمانی، اطلاعات موجود در تواترهای بالاتر را حفظ می‌کند. لذا این مدل موجبات اجرای طرح انعطاف‌پذیر استخراج وزنی داده‌ها را فراهم می‌نماید.

به این ترتیب مدل‌های رگرسیونی شامل داده‌های مختلط MIDAS از دغدغه‌های کلی اقتصاددانان و محققین بوده است.

۲. پیشینه تحقیق

مدل‌های اقتصادسنجی متعددی مطرح شده‌اند تا با استفاده از متغیرهای مستقل و برون‌زا به توضیح و در بسیاری موارد پیش‌بینی سری‌های زمانی اقتصادی بپردازند. این رگرسیون‌ها معمولاً مستلزم برابری تواتر کلیه متغیرها بوده‌اند که به تجمیع داده‌های 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.

ناهماهنگ بودن در تواترهای داده‌ها، محققین را بر آن داشت تا به منظور بالا بردن دقت پیش‌بینی متغیرهای کلان اقتصادی چاره‌ای بیندیشند. غلبه بر این مشکل موضوعی قابل‌توجه در سال‌های اخیر است. مدل رگرسیونی MIDAS یکی از روش‌هایی است که برای اولین بار توسط (گیسلس و همکاران،

1. Mixed Data Sampling

۲۰۰۴) پیشنهاد شد. از بررسی‌ها در این زمینه می‌توان به مطالعات (تای،۲۰۰۷)، (گیسلس و همکاران، ۲۰۰۷)، (لئون و همکاران، ۲۰۰۷)، (کلمنت و گالواا، ۲۰۰۸)، (آرمستو، ۲۰۱۰)، (کیان، ۲۰۱۰)، (آندرو و همکاران، ۲۰۱۱)، (جوارین و مارسلینو، ۲۰۱۱)، (فورونی و همکاران، ۲۰۱۱)، (کوزین و همکاران، ۲۰۱۱)، (اِس چورفید و سانگ، ۲۰۱۲)، (گیسلس، ۲۰۱۲) و (فورونی و مارسلینو، ۲۰۱۳) نام برد. دراین مطالعات، رگرسیون‌ها با هدف ارتقاء دقت پیش‌بینی متغیرهای کلان اقتصادی مورداستفاده قرار گرفته‌اند. همچنین (اِندرِس و هولت، ۲۰۱۲) و (بارِرا و پینگز،۲۰۱۳) به رابطه بین قیمت انرژی و کالاهای کشاورزی با استفاده از مدل رگرسیونی MIDAS، مشابه با مطالعه حاضر پرداخته‌اند. به منظور بهبود پیش‌بینی داده‌های کلان فصلی (کلمنت وگالوا، ۲۰۰۸)، (آرمستو، هرنان دِز- ماریلو، اُیانگ و پیگر، ۲۰۰۹)، (فرال و مونته فورت، ۲۰۱۲) و (مارسلینو و اِس‌چوماچر، ۲۰۱۰) با استفاده از این روش از داده‌های ماهیانه بهره برده‌اند. همچنین (آندرو گیسلس، کورتلوز، ۲۰۱۱)، (گیسلس و رایت، ۲۰۰۹) و (همیلتن، ۲۰۰۸) به منظور بالا بردن دقت پیش‌بینی داده‌های کلان فصلی و ماهیانه از داده‌های مالی روزانه در MIDAS استفاده کرده‌اند.

۳. مبانی نظری

همانند اغلب سری‌های زمانی ارتباط انرژی و بازار محصولات کشاورزی شامل داده‌های مختلط در تواترهای متفاوت است. بطور مثال در مطالعه حاضر درحالی‌که اطلاعات نرخ ارز رسمی به شکل فصلی است سایر متغیرها سالیانه می‌باشند. مطالعات پیشین روش میانگین‌گیری ساده را برای یکسان نمودن تواترها انتخاب نموده‌اند. در این روش ناگزیر به از دست دادن بعضی اطلاعات ارزشمند در تواترهای بالاتر می‌باشیم. این تفاوت‌ها بر دقت نتایج حاصل از برآورد ارتباط انرژی و بازار محصولات کشاورزی تأثیرگذار است. در این مطالعه با توجه به اهمیت شناسایی عوامل مؤثر و پیش‌بینی قیمت غلات، امکان افزایش دقت شناسایی روابط و پیش‌بینی، از الگوهای شامل داده‌های مختلط MIDAS استفاده‌شده است.

مدل رگرسیونی MIDAS با استفاده از وقفه‌های توزیعی برای حل این معضل پیشنهاد گردید. این روش به عنوان فرم تقلیل یافته جانشین برای رویکرد کالمن در زمینه تخمین داده‌های مختلط دیده شد. اگرچه فیلتر کالمن ابزار مناسبی را برای الحاق داده‌های مختلط فراهم می‌کند اما پیچیدگی محاسبات و افزایش معیارهای خطا در نتایج آن قابل‌مشاهده است. این مقاله مدل خود توضیح با وقفه‌های گسترده تعمیم‌یافته[1](GARDL) مبتنی بر حداقل مربعات معمولی (OLS) جهت تخمین رگرسیون‌ها با داده‌های مختلط پیشنهاد می‌نماید. در روش GARDL به منظور پارامترسازی ضرایب وزن داده شده از ساختار توزیع وقفه‌ای چندجمله‌ای آلمون استفاده می‌شود. این روش با توجه به راحتی در برآورد و کمتر بودن معیارهای خطا روش جایگزین مناسبی برای رویکرد کالمن است. در روش

1. Generalized Autoregressive Distributed Lag Model

GARDL ماتریس وندرموند به عنوان ابزار مؤثری برای استخراج اطلاعات از داده‌های با تواتر بالاتر دیده می‌شود.

تحقیقات ارزشمند زیادی در مورد الگوهای مختلف روش MIDAS وجود دارند. (اندرو و همکاران، ۲۰۱۱) و (فورونی و مارسلینو، ۲۰۱۳) بررسی جامعی در خصوص نحوه به‌کارگیری این مدل‌ها در پیش‌بینی شاخص‌های مختلف کلان اقتصادی و سری‌های مالی ارائه کرده‌اند. همچنین می‌توان به مطالعه (آرمستو، ۲۰۱۰) اشاره نمود که به بیان مختصری از موضوع موردنظر پرداخته است.

این مطالعه به مقایسه روش متداول میان‌گیری ساده و مدل رگرسیونی MIDAS جهت پیش‌بینی تأثیر قیمت انرژی بر قیمت غلات که گروه قابل‌توجهی در محصـولات زراعی می‌باشد، پرداخته است. فرضـیه ما در این پژوهش آن اسـت که همانند مطالعات ذکرشده در پیشینه تحقیق روش MIDAS که به اسـتخراج وزنی داده‌ها می‌پردازد نسـبت به روش میان‌گیری سـاده ارجحیت دارد. سؤالی که در این مطالعه مطرح می‌شـود آن است که آیا مدل رگرسیونی MIDAS روش مناسبی جهت پیش‌بینی تأثیر قیمت انرژی بر قیمت غلات است یا خیر؟

مدل رگرسیونی MIDAS یک مدل وقفه توزیعی با متغیرها در تواترهای متفاوت می‌باشد. شکل عمومی این مدل به صورت زیر است (بارِرا و پنینگز،۲۰۱۳).

$$y_{tq} = \alpha + B(L)x_{tq} + \varepsilon_{tq} \qquad (۱)$$

$B(L)$ عملگر وقفه، y_{tq} و x_{tq} متغیرهای وابسته و توضیحی در دوره t با تواتر فصلی می‌باشند. حال اگر فرض کنیم داده‌های x_{tm} به شکل ماهیانه باشند. روش مرسوم در تخمین مدل روش میان‌گیری ساده به شکل زیر است (بارِرا و پنینگز،۲۰۱۳).

$$y_{tq} = \frac{1}{3}\sum_{i=1}^{3} x_{tm} \qquad (۲)$$

مدل پیشنهادی MIDAS به اجرای طرح انعطاف‌پذیر و صرفه‌جویانه استخراج وزنی داده‌ها می‌پردازد که در تابع (۳) قابل‌مشاهده است (گیسلس،۲۰۱۲).

$$y_{tq} = \alpha + \beta(L)W(\theta)\, x_{tm,q} + \varepsilon_{tq} \qquad (۳)$$

تابع وزنی $W(\theta)$ به اشکال مختلفی در مطالعه (آرمستو، ۲۰۱۰) آمده است که می‌توان فرم بتا، چندجمله‌ای وقفه نمایی آلمون و توزیع وقفه‌ای چندجمله‌ای آلمون را نام برد. همان‌گونه که در مطالعه (گیسلس،۲۰۱۲) مشاهده می‌شود یک روش برای شناسا نمودن β_1 محدود نمودن جمع وزن‌ها به ۱ می‌باشد. تحت این قید، پارامتر β_1 می‌تواند به عنوان معیاری از اثر تجمعی مقادیر جاری و وقفه‌ای x_1 و y تفسیر شود.

با بسط معادله ۳ رگرسیون ARDL تعمیم‌یافته با q مجموعه پیش‌بینی کننده با تواتر مختلط به صورت زیر خواهد بود (گیسلس، ۲۰۱۲):

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 w_1\left(L^{1/m}, \theta_1\right) x_{1,t-h}^{m} + \cdots + \beta_q w_q\left(L^{1/m}, \theta_q\right) x_{q,t-h}^{m} + e_t \qquad (۴)$$

که در آن

$$w_i\left(L^{1/m}, \theta_i\right) = \sum_{k=1}^{k} b_i\,(k;\theta_i) L^{(k-1)/m}, L^{s/m} x_{i,t}^{(m)} = x_{i}^{(m)}{}_{t-s/m}, \forall i = 1, \ldots, q \qquad (۵)$$

در اینجا t نشان‌دهنده واحد زمان پایه برای داده‌های با تواتر کمتر (از ۱ تا T) m و x^m تواتر و مشاهدات نمونه‌گیری شده با تواتر بالاتر از ۱ تا k شاخص گذاری شده (که در آن k محدود است) می‌باشد. $L^{1/m}$ عملگر وقفه در فضای تواتر m، b(k,θ) وزن هر پیش‌بینی کننده وقفه‌ای با تواتر بالاتر k و e_t فرآیند نوفه سفید می‌باشند. همچنین پارامترهای β_1، β_2، ... β_q به ترتیب اثر تجمعی پیش‌بینی کننده‌های $x_{1,t-h}$ ، $x_{2,t-h}$ ... $x_{q,t-h}$ بر y_t مشروط بر این که مجموع چندجمله‌ای موزون در $W_1(L^{1/m}$, $\theta_1)$، $W_2(L^{1/m}, \theta_2)$... $W_q(L^{1/m}, \theta_q)$ همگی به ۱ نرمال شده باشد را اندازه‌گیری می‌نمایند.

در راستای نمادگذاری بالا، مدل ARDL مرسوم با داده‌های با تواترهای یکسان می‌تواند به صورت زیر نوشته شود:

$$y_t = \beta_0 + w(L^1, \theta) x_{1,c-n} + e_c \qquad (۶)$$

زمانی که متغیر وابسته و مستقل تواتر یکسان داشته باشند، وجود پارامتر β_1 در معادله ضروری نمی‌باشد.

در مطالعه حاضر به منظور استخراج وزنی داده‌ها در مدل ARDL تعمیم‌یافته از ماتریس وندرموند با وقفه K استفاده‌شده است:

$$V = \begin{bmatrix} 1 & 1^1 & 1^2 & \ldots & 1^{n-1} \\ 1 & 2^1 & 2^2 & \ldots & 2^{n-1} \\ 1 & 3^1 & 3^2 & \ldots & 3^{n-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ldots & \vdots \\ 1 & K^1 & K^2 & \ldots & K^{n-1} \end{bmatrix} \qquad (۷)$$

در اینجا T نشان‌دهنده واحد زمان پایه برای داده‌های با تواتر کمتر، h دوره آتی و n ضریب تبدیل داده‌های با تواتر کمتر به تواتر بالاتر شاخص‌گذاری شده‌اند. متغیرهایی با داده‌های تواتر پایین‌تر مانند Y به صورت یک بردار T*1 نشان داده می‌شوند.

$$Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ Y_3 \\ \vdots \\ Y_T \end{bmatrix}, \quad X_i = \begin{bmatrix} x_{i,1-h} & x_{i,1-h-1/k} & x_{i,1-h-2/k} & \cdots & x_{i,1-h-(k-1)/K} \\ x_{i,2-h} & x_{i,2-h-1/k} & x_{i,2-h-2/k} & \cdots & x_{i,2-h-(k-1)/K} \\ x_{i,3-h} & x_{i,3-h-1/k} & x_{i,3-h-2/k} & \cdots & x_{i,3-h-(k-1)/K} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ldots & \vdots \\ x_{i,T-h} & x_{i,T-h-1/k} & x_{i,T-h-2/k} & \cdots & x_{i,T-h-(k-1)/K} \end{bmatrix} \qquad (۸)$$

با احتساب B(L) عملگر وقفه توزیع یافته چندجمله‌ای آلمون که یک بردار n^*1 است و ماتریس وندرموند، متغیر جدیدی به جای x_{tm} خواهیم داشت که ارزش وزن‌ها در آن لحاظ شده است. اکنون تخمین GARDL می‌تواند با OLS روی متغیر تغییریافته X و با تقلیل بعد انجام شود.

به منظور مقایسه قدرت پیش‌بینی دو الگوی با تواتر یکسان و با تواتر ترکیبی، علاوه بر معیارهای متداول ازجمله معیار میانگین مربع خطا، ریشه میانگین مربع خطا و معیار میانگین قدر مطلق خطا P روش ارائه‌شده توسط (گرنجر و نیوبولد، ۱۹۹۷) جهت آزمون معنی‌داری اختلاف خطای الگوهای رقیب نیز استفاده‌شده است. به این منظور ابتدا رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$r = \frac{\sum_{t=1}^{T^*}(e_t^1 + e_t^2)(e_t^1 - e_t^2)}{\sqrt{\sum_{t=1}^{T^*}(e_t^1 + e_t^2)^2 \sum_{t=1}^{T^*}(e_t^1 - e_t^2)^2}} \qquad (۹)$$

که در آن e_t^1 و e_t^2 به ترتیب خطای پیش‌بینی خارج از نمونه دو روش رقیب و T^* تعداد پیش‌بینی‌های خارج از نمونه است. سپس آزمون برابری دقت پیش‌بینی دو روش را می‌توان با استفاده از آماره GN موردبررسی قرار داد. این آماره دارای توزیع t با درجه آزادی T^*-1 بوده و طبق رابطه ۷ محاسبه می‌گردد.

$$GN = r\sqrt{\frac{T^*-1}{1-r^2}} \qquad (۱۰)$$

در این مطالعه قیمت غلات کشور به‌طور سالیانه تابعی از قیمت نسبی انرژی و همچنین متغیرهای کلان اقتصادی از جمله نرخ ارز رسمی، نرخ تورم و نرخ بهره در دوره زمانی ۱۳۸۷-۱۳۶۱ در نظر گرفته‌شده است. روش مورداستفاده جهت محاسبه شاخص قیمت غلات بر اساس روش پیشنهادی (بارِرا و پنینگز،۲۰۱۳) می‌باشد؛ بنابراین با محاسبه سهم هر یک از محصولات گندم، جو، برنج و ذرت از کل غلات و با توجه به شاخص قیمتی هر یک از آن‌ها، ارزش سالیانه غلات به دست آمد. همچنین شاخص قیمت انرژی در بخش کشاورزی با توجه به مقادیر ارائه‌شده در ترازنامه انرژی کشور بر اساس میلیون بشکه نفت خام در سال محاسبه گردید. اطلاعات موردنیاز در این پژوهش از بانک مرکزی و مرکز آمار ایران جمع‌آوری شده است. همچنین مدل با استفاده از نرم‌افزار EViews 6 برآورد و مقایسه گردیده است.

۳-۱. الگوی خود توضیح با وقفه‌های توزیع‌شده ARDL

روش خود توضیح با وقفه‌های توزیع‌شده 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 و همچنین برای اجتناب از نواقص موجود در این الگوها، ازجمله وجود اریب در نمونه‌های کوچک مورداستفاده قرار می‌گیرد. در این

روش یکسان بودن درجه جمعی 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. ازاین‌رو در مطالعه حاضر به منظور بررسی عوامل مؤثر بر قیمت غلات در سال‌های مختلف و همچنین مقادیر آتی آن از الگوی ARDL به عنوان الگوی پایه استفاده شد.

۴. تجزیه و تحلیل

در اولین قدم ایستایی متغیرهای الگو با استفاده از سه روش دیکی فولر تعمیم‌یافته، فیلیپس پرون و KPSS مورد بررسی قرار گرفت. در این روش‌ها فرضیه صفر آزمون‌ها متفاوت بوده به طوری که در آزمون‌های دیکی فولر تعمیم‌یافته و فیلیپس پرون فرضیه صفر عدم ایستایی و در آزمون KPSS فرضیه صفر ایستایی سری زمانی است. نتایج آزمون‌ها در جدول ۱ آمده است. عموماً الگوهای تمام لگاریتمی در مطالعات اقتصادی برازش بهتری را نشان می‌دهد ضمن آنکه در این الگوها ضرایب رگرسیونی همان کشش‌های متغیرها می‌باشند که به لحاظ اقتصادی حائز اهمیت فراوان است. علاوه بر آن استفاده از مقیاس لگاریتمی به کاهش مشکلات ناشی از نقص فروض کلاسیک کمک می‌نماید، لذا به جای الگوی خطی در مدل استفاده شده‌اند. نتایج حاکی از آن است که متغیر نرخ تورم در سطح و متغیرهای نرخ ارز، قیمت غلات، قیمت انرژی و نرخ بهره با یک‌بار تفاضل گیری ایستا می‌باشند.

جدول ۱: نتایج آزمون ایستایی متغیرهای الگو

نام متغیر	KPSS	آماره دیکی فولر	فیلیپس پرون	تعداد وقفه بهینه	وضعیت	وضعیت عرض از مبدأ و روند
لگاریتم قیمت غلات	۰/۱۳۷	۵/۶۷ ***	۵/۸۷	۰	ایستا در تفاضل اول	با عرض از مبدأ
لگاریتم قیمت انرژی	۰/۱۳۱	۴/۲۲ ***	۶/۸۷	۰	ایستا در تفاضل اول	با عرض از مبدأ و روند
لگاریتم نرخ تورم	۰/۱۳۰	۲/۸۴ **	۲/۸۹	۰	ایستا در سطح	با عرض از مبدأ
لگاریتم نرخ ارز	۰/۰۷۱	۴/۶۹ ***	۴/۷۱	۰	ایستا در تفاضل اول	بدون عرض از مبدأ و روند
لگاریتم نرخ بهره	۰/۱۵۴	۳/۹۱ **	۳/۹۳	۰	ایستا در تفاضل اول	بدون عرض از مبدأ و روند

** و*** به ترتیب نمایانگر معنی‌دار بودن در سطح ۵ و ۱ درصد است.

منبع: یافته‌های تحقیق

همان‌گونه که قبلاً ذکر شد، به منظور مقایسه روش‌های پیش‌بینی میان‌گیری ساده و MIDAS، اطلاعات نرخ ارز رسمی با تواتر فصلی و شاخص قیمت غلات، شاخص قیمت انرژی، نرخ تورم و نرخ بهره با تواتر سالانه در دوره زمانی ۱۳۸۷-۱۳۶۱ به صورت لگاریتمی در نظر گرفته شده‌اند. نتایج حاصل از برآورد الگوی پویای قیمت غلات با داده‌های با تواتر یکسان در جدول (۲) آورده شده است.

جدول ۲: نتایج حاصل از برآورد الگوی پویای ARDL(1,0,0,0,1) با داده‌های با تواتر یکسان

نام متغیر	ضریب	آماره t
عرض از مبدأ	-۰/۴۱۲	-۱/۱۷
قیمت انرژی	۰/۳۰۱**	۲/۱۹
نرخ تورم	۰/۱۷۵***	۳/۲۵
نرخ ارز رسمی	-۰/۰۳۸	-۱/۲۵
نرخ بهره	۰/۰۵۴	۱/۵۱
قیمت غلات	۰/۱۹۷**	۲/۳۳

$F=$ ۱۶/۰۹ $R^2=$۰/۷۸

** و***به ترتیب نمایانگر معنی‌دار بودن در سطح ۵ و ۱ درصد است.

منبع: یافته‌های تحقیق

نتایج الگوهای پویای ARDL حاکی از وجود وقفه متغیر وابسته قیمت غلات در تابع بوده که می‌توان این نتیجه را به وجود تفاوت میان رابطه بلندمدت و کوتاه‌مدت میان متغیرهای مستقل و وابسته الگو تفسیر کرد. نتایج نشان می‌دهند که مطابق با انتظار قیمت غلات با قیمت انرژی و نرخ تورم رابطه مستقیم دارد. متغیرهای نرخ ارز و نرخ بهره هرچند معنی‌دار نشده‌اند، اما علائم مورد انتظار را دارند. با افزایش نرخ ارز تولیدکنندگان با انتظار صادرات بیشتر، میزان تولید خود را افزایش می‌دهند. نبود امکان صادرات برای کلیه تولیدات دلیلی بر کاهش قیمت غلات است. نتایج حاصل از برآورد الگوی پویای قیمت غلات با داده‌های با تواتر متفاوت در جدول (۳) آورده شده است.

جدول ۳: نتایج حاصل از برآورد الگوی پویای ARDL(1,0,0,0,1) با داده‌های با تواتر متفاوت

نام متغیر	ضریب	آماره t
عرض از مبدأ	-۰/۲۸۴	-۱/۲۵
قیمت انرژی	***۰/۳۲۷	۲/۹۱
نرخ تورم	***۰/۱۷۷	۳/۲۴
نرخ ارز رسمی	-۰/۰۵۱	-۱/۶۲
نرخ بهره	۰/۰۵۳	۱/۲۹
قیمت غلات	**۰/۲۰۱	۲/۲۴

$R^2=$۰/۸۳ $F=$۱۶/۶۳

** و*** به ترتیب نمایانگر معنی‌دار بودن در سطح ۵ و ۱ درصد است.

منبع: یافته‌های تحقیق

نتایج الگوهای پویای MIDAS-GARDL نیز حاکی از وجود وقفه متغیر وابسته قیمت غلات در تابع بوده که می‌توان این نتیجه را به وجود تفاوت میان رابطه بلندمدت و کوتاه‌مدت میان متغیرهای مستقل و وابسته الگو تفسیر کرد.

آماره‌های دقت مقادیر قیمت غلات پیش‌بینی‌شـــده با الگوی میان‌گیری ســـاده با داده‌های با تواتر سالانه یکسان منتخب برای دوره ۱۳۸۷-۱۳۶۱ در جدول (۴) ارائه‌شده است.

جدول ۴: نتایج دقت پیش‌بینی الگوی میان‌گیری ساده

الگو	RMSE	MAD	MAPE	Theil C
میان‌گیری ساده	۰/۱۹۱	۰/۱۵۰	۲/۱۰۳	۰/۰۹۵

منبع: یافته‌های تحقیق

آماره‌های دقت مقادیر قیمت غلات پیش‌بینی‌شده با الگوی MIDAS با داده‌های مختلط منتخب برای دوره آزمون ۱۳۸۷-۱۳۶۱ در جدول (۵) ارائه‌شده است.

جدول ۵- نتایج دقت پیش‌بینی الگوی ARDL با تواتر ترکیبی

الگو	RMSE	MAD	MAPE	Theil C
MIDAS	۰/۱۷۳	۰/۱۳۹	۲/۸۸	۰/۰۲۱

منبع: یافته‌های تحقیق

همان‌طور که مشاهده می‌شود بر اساس کلیه معیارها دقت پیش‌بینی الگوی با داده‌های مختلط به‌طور قابل‌توجهی برتر از الگوی با داده‌های با فراوانی یکسان است. معیارهای خطای پیش‌بینی هر چه کمتر باشند، نمایانگر پیش‌بینی دقیق‌تر هستند؛ اما هیچ‌یک از معیارهای فوق قادر نیستند برتری یک روش را به صورت آماری بررسی نمایند. ازاین‌رو با استفاده از آزمون ارائه‌شده توسط گرنجر نیوبولد به آزمون معنی‌داری اختلاف خطای الگوهای رقیب پرداخته می‌شود. آماره محاسبه‌شده برای آزمون معنی داری اختلاف خطای دو روش ۲/۴۱ به دست آمد که با توجه به مقدار t جدول، فرضیه صفر مبتنی بر برابری خطای دو روش رد می‌گردد. این بدان معنی است تفاوت دقت پیش‌بینی دو الگو از نظر آماری معنی‌دار بوده و دقت پیش‌بینی الگوی با داده‌های مختلط به‌طور معنی‌داری از الگوهای با داده‌های با تواتر یکسان بیشتر است.

نتیجه‌گیری

مدل‌های رگرسیونی شامل داده‌های مختلط از دغدغه‌های کلی اقتصاددانان و محققین بوده است. در پیش‌بینی با استفاده از پیش‌بینی کننده‌های با تواتر تطبیق یافته، محقق فرض را بر این قرار می‌دهد که در پیش‌بینی متغیر با تواتر پایین‌تر، نوسانات با تواتر بالاتر برای پیش‌بینی، وزن‌هایی یکسان دریافت می‌نمایند. این فرض قابل طرح است که در کل داده‌ها و اطلاعات اخیرتر مجموعه اطلاعات بزرگتری را منعکس نموده و لذا در پیش‌بینی‌های آتی مفیدتر می‌باشند. در پیش‌بینی کننده‌های با تواتر تطبیق یافته با میانگین‌گیری ساده جهت تبدیل متغیرها به داده‌های با تواتر یکسان این اطلاعات از دست می‌روند.

این مقاله با ارائه مدلی مبتنی بر روش حداقل مربعات معمولی جهت تخمین رگرسیون‌های شامل داده‌های مختلط (MIDAS) به دنبال بررسی این احتمال است. نتایج نشانگر آن است که الگوهای با داده‌های مختلط 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. نتایج این تحقیق و معناداری متغیرهای آن با مطالعات (اِندِرس و هولت، ۲۰۱۲) و (بارِرا و پنینگز،۲۰۱۳) که به رابطه بین قیمت انرژی و کالاهای کشاورزی با استفاده از مدل رگرسیونی MIDAS پرداخته‌اند مشابه است و همانند مطالعات ذکرشده در پیشینه تحقیق روش MIDAS که به استخراج وزنی داده‌ها می پردازد نسبت به روش میان‌گیری ساده در پیش‌بینی قیمت‌ها ارجحیت دارد؛ بنابراین این روش انعطاف‌پذیر که به استخراج صرفه‌جویانه وزنی داده‌ها می‌پردازد می‌تواند به عنوان یک روش کاربردی در مطالعات آتی مورداستفاده قرار گیرد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

منابع

Andreou, E.; Ghysels, E. and Kourtellos, A. (2011a); Forecasting with mixed-frequency data, Oxford Handbook of Economic Forecasting, 225-245.

Andreou, E.; Ghysels, E. and Kourtellos, A. (2011b); Should macroeconomic forecasters look at daily financial data? Discussion Paper UNC and University of Cyprus.

Armesto, M. (2010); Forecasting with mixed frequencies, Federal Reserve Bank of Saint Louis 92, 521-536.

Armesto, Michelle T.; Rub´en Hernandez-Murillo, Michael Owyang, and Jeremy Piger. (2009); Measuring the information content of the beige book: A mixed data sampling approach, Journal of Money, Credit and Banking 41, 35-55.

Barrera, A, T. and Pennings, J. M. E. (2013); Energy and Food Commodity Prices Linkage: An Examination with Mixed-Frequency Data, Selected Paper prepared for presentation at the Agricultural & Applied Economics Association 2013 AAEA & CAES Joint Annual Meeting, Washington, DC, August 4-6: 2013.

Clements, M. P., and Galvao, A. B. (2008a); Forecasting US output growth using Leading Indicators: An appraisal using MIDAS models, Journal of Applied Econometrics (forthcoming).

Clements, M. and A. Galv˜ao. (2008b); Macroeconomic Forecasting with Mixed Frequency, Data: Forecasting US output growth, Journal of Business and Economic Statistics 26, 546-554.

Enders, W. and Holt, M. T. (2012); The Evolving Relationships between Agricultural and Energy Commodity Prices: A Shifting-Mean Vector Autoregressive Analysis, in: Chavas, J.P. (Ed.), The Economics of Food Price Volatility", National Bureau of Economic Research, Inc.

Foroni, C.; Marcellino, M. and Schumacher, C. (2011); U-MIDAS: MIDAS regressions with unrestricted lag polynomials, International Journal of Forecasting 27: 529-542.

Foroni, C. and Marcellino, M.G. (2013); A Survey of Econometric Methods for Mixed-Frequency Data, SSRN Electronic Journal, 1-43.

Frale, C. and Monteforte, L. (2011); FaMIDAS: A Mixed Frequency Factor Model with MIDAS structure, Bank of Italy Temi di Discussione -Working Paper No. 788.

Ghysels, E.; Santa-Clara, P. and Valkanov, R. (2004); The MIDAS touch: Mixed Data Sampling regression models, mimeo, Chapel Hill, N.C.

Ghysels, E; Sinko, A. and Valkanov, R., (2007); MIDAS Regressions: Further Results and New Directions, Econometric Reviews, 2007, 26(1):53-90.

Ghysels, Eric, and Jonathan Wright. (2009); Forecasting professional forecasters, Journal of Business and Economic Statistics 27, 504–516.

Ghysels, E., (2012); Forecasting professional forecasters, Journal of Business and Economic Statistics, 27: 504-516.

Granger, C.W.J. and Newbold, P. (1977); Forecasting economic time series, Academic Press, Orlando.

Guerin, P. and Marcellino, M. (2011); Markov-switching MIDAS models, CEPR Discussion Papers, 234.

Hamilton, J. D. (2008); Daily monetary policy shocks and new home sales, Journal of Monetary Economics 55, 1171-1190.

Kuzin, V.; Marcellino, M. and Schumacher, C. (2011); MIDAS vs. mixed-frequency VAR: Forecasting GDP in the Euro Area", International Journal of Forecasting 27, 529-542.

Leon, A.; Nave, J. M. and Rubio, G. (2007); The relationship between risk and expected return in Europe, Journal of Banking and Finance 31, 495-512.

Marcellino, M. and Schumacher, C. (2010); Factor MIDAS for Forecasting with Ragged-Edge Data: A Model Comparison for German GDP, Oxford Bulletin of Economics and Statistics 72, 518-550.

Qian, H. (2010); Vector auto regression with varied frequency data, MPRA Paper 88.

Schorfheide, F. and Song, D. (2012); Real-Time Forecasting with a Mixed Frequency VAR, Agricultural Economics 42, 35-45.

Tay, A. S. (2007); Mixing Frequencies: Stock Returns as a Predictor of Real Output Growth, Discussion Paper SMU.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی