فصلنامه علمی- پژوهشی مطالعات اقتصادیِ کاربردی در ایران
سال دوّم، شماره‌ی۶، تابستان۱۳۹۲
صفحات: ۱۲۳- ۱۳۸

ارزیابی روش‌های ترکیب پیش‌بینی: مطالعه موردی قیمت مسکن در شهر تهران

حامد عطریان‌فر[۱]
سیدمهدی برکچیان[۲]
سیدفرشاد فاطمی اردستانی[۳]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۱/۰۴/۲۸ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۰۲/۲۱

چکیده

در این مطالعه ابتدا محتوای اطلاعاتی متغیرهای گوناگون اقتصادی برای پیش‌بینی قیمت مسکن در شهر تهران بررسی شده و سپس عملکرد برخی از روش‌های ترکیب پیش‌بینی برای پیش‌بینی این متغیر ارزیابی شده‌است. نتایج به‌دست آمده حاکی از آن است که اســـتفاده از اطلاعات متغیرهای گوناگون به وسیله تکنیک‌های ترکیب پیش‌بینی می‌تواند باعث افزایش دقت پیش‌بینی گردد. در این میان، دقت روشهای ساده ترکیب از روش وزن‌های بهینه، علیرغم برخورداری از پشتوانه نظری، بیشتر است. همچنین بطور کلی اختصاص اهمیت بیشتر به پیش‌بینی‌های اخیر (در روش مجذور خطای تنزیل‌شده) و همفزونی کمتر اطلاعات (در روش خوشه‌بندی) موجب افزایش دقت پیش‌بینی می‌گردد. از طرف دیگر انقباض وزن‌ها به سمت وزن‌های یکسان (در روش انقـــباضی) با کاهش میـــزان خطای تخمین، عملکرد پیش‌بینی را بهبود می‌بخشد.

کلید واژه‌ها: ترکیب پیش‌بینی، ارزیابی پیش‌بینی، قیمت مسکن، مدل خودرگرسیون با وقفه توزیع‌شده

طبقه‌بندیJEL: C22, C53, G12, R32

۱. دانش‌آموخته کارشناسی ارشد اقتصاد، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه صنعتی شریف Email: hamed_atrianfar@yahoo.com
۲. استادیار دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه صنعتی شریف Email: barakchain@sharif.edu
۳. استادیار دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه صنعتی شریف Email: ffatemi@sharif.edu

۱- مقدمه

مطالعات آکادمیک در حوزه پیش‌بینی اقتصادی به‌طور تاریخی بر روی مدل‌هایی متمرکز بوده‌اند که از اطلاعات تعداد محدودی متغیر استفاده می‌کند. اما با توجه به روابط گسترده و فراگیری که بین متغیرهای اقتصادی وجود دارد، عموما تعداد زیادی متغیروجود دارند که دارای اطلاعات مفیدی برای پیش‌بینی متغیر مورد نظر هستندو لزوماً نمی‌توان اطلاعات موجود در آن‌ها را صرفاً در چند متغیر همفزون‌شده اقتصاد کلان خلاصه کرد. همچنین به علت پیچیدگی روابط اقتصادی از یک طرف و استفاده از تصریح‌های ساده در مدل‌های اقتصادسنجی برای تخمین روابط از طرف دیگر، می‌توان گفت یک مدل اقتصادسنجی در بهترین حالت تنها تخمین موضعی خوبی از فرآیند تولید داده واقعی (DGP[1]) است و کاملاً محتمل است که با گذشت زمان این مدل قابلیت خود را در تقریب DGP از دست داده و مدل دیگری جایگزین آن گردد.از طرف دیگر روش‌های مختلفی برای تخمین یک معادله پیش‌بینی وجود دارد. به‌عنوان مثال، در بعضی روش‌ها از مدل‌های خطی و در بعضی دیگر از مدل‌های غیرخطی استفاده می‌شود؛یا اینکه بعضی از مدل‌ها دارای پارامترهای ثابت و بعضی دیگر دارای پارامترهای متغیر با زمان هستند و موارد دیگری از این دست که هر کدام از این رویکردهای مختلف مدل‌سازی می‌تواند در جای خود سودمند واقع گردد. آنچه در بالا ذکر شد حاکی از آن است که بهتر است در پیش‌بینی، از اطلاعات حاصل از متغیرهای مختلف و مزیت روش‌های گوناگون مدلسازی استفاده گردد.

اولین و ساده‌ترین راهی که برای این منظور به ذهن می‌رسد این است که تمامی متغیرها را در معادله‌ی پیش‌بینی خود بکار گیریم. یعنی به‌عنوان مثال اگر فکر می‌کنیم ۱۰۰ متغیر وجود دارند که حاوی اطلاعات مفیدی برای پیش‌بینی متغیر موردنظر هستند، معادله‌ای را برآورد کنیم که متغیر هدف را به این ۱۰۰ متغیر ارتباط داده و سپس از آن برای پیش‌بینی استفاده نمائیم. این کار در عین سادگی راه‌حل مناسبی برای این منظور نیست؛چرا که افزایش تعداد متغیرها و به تبع آن افزایش تعداد پارامترهای مورد برآورد، باعث می‌شود خطای تخمین مدل در اثـــر انباشـــته‌شدن خطای تخمین تک‌تک پارامترها افزایش یابد که این خود موجب افزایش واریانس خطای پیش‌بینی می‌گردد.

راه‌حلی که برای رفع این مشکل پیشنهاد می‌گردد استفاده از روش‌های اطلاعات مقیاس گسترده است که آن‌ها را می‌توان به دو دسته کلی روش‌های ترکیب اطلاعات[2] و روش‌های ترکیب پیش‌بینی[3] تقسیم کرد. در روش‌های ترکیب اطلاعات، ابتدا محتوای اطلاعاتی موجود در طیف وسیعی از متغیرها را در تعداد محدودی از فاکتورها[4] خلاصه کرده و سپس از این فاکتورها برای تولید

1. Data Generating Process
2. Information Combination
3. Forecast Combination
4. Factors

پیش‌بینی استفاده می‌کنند (استاک و واتسون[۱] (۲۰۰۲،۱۹۹۹)، مارسلینو و همکاران[۲] (۲۰۰۳)). اما در روش‌های ترکیب پیش‌بینی ابتدا از هر کدام از متغیرها یک پیش‌بینی برای متغیر هدف حاصل کرده و در مرحلـــه‌ی بعد به‌وسیله تکنیک‌های ترکیـــب پیـــش‌بینی، پیش‌بینی‌های حاصل‌شده را ترکیب کرده تا پیش‌بینی واحدی به دست آید(استاک و واتسون (۲۰۰۴،۲۰۰۳،۱۹۹۹)).

دو مسأله اساسی هنگام ترکیب پیش‌بینی‌های ساده رخ می‌نماید: ۱- خطای تخمین وزن‌ها،۲- وجود تغییرات زمانی، یعنی اینکه به علت تغییر در فرایند تولید داده واقعی، دقت هرکدام از پیش‌بینی‌های ساده نسبت به یکدیگر در طول زمان می‌تواند دچار تغییر گردد. برای کاهش خطای تخمین وزن‌ها روش‌های مختلفی پیشنهاد شده که از جمله آنها می‌توان به استفاده از وزن‌های ساده (بان[۳] (۱۹۸۵)، فیگلوسکی و یوریچ[۴] (۱۹۸۳)، کلمن و وینکلر[۵] (۱۹۸۶))، وضع ساختار روی وزن‌ها (بیتس و گرنجر[۶] (۱۹۶۹)، نیوبلد و گرنجر[۷] (۱۹۷۴)، وینکلر و مکریداکیس[۸] (۱۹۸۳))، استخراج عوامل اصلی (چان و همکاران[۹](۱۹۹۹))،روش انقباضی (دیبلد و پاولی[۱۰] (۱۹۹۰)، استاک و واتسون (۲۰۰۴)) و خوشه‌بندی (ایولفی و تیمرمن[۱۱] (۲۰۰۶)) اشاره کرد. همچنین برای درنظر گرفتن تغییرات زمانی روش‌هایی چون لحاظ کردن تنها تعدادی از مشاهدات اخیر (وینکلر و مکریداکیس (۱۹۸۳))، وزن‌دهی بیشتر به مشاهدات اخیر (بیتس و گرنجر (۱۹۶۹))، تغییر صریح وزن‌ها در طول زمان با پیروی از یک فرآیند مشخص (سشنز و چترجی[۱۲] (۱۹۸۹)، زلنر و همکاران[۱۳] (۱۹۹۱)، لسیج و ماگورا[۱۴] (۱۹۹۲))، تغییرات گسسته وزن‌ها در طول زمان (دچ و همکاران[۱۵] (۱۹۹۴)) و وابستگی وزن‌های بهینه به متغیر حالت (الیوت و تیمرمن[۱۶] (۲۰۰۵)) بررسی شده‌است.

نیوبلد و گرنجر (۱۹۷۴) و کلمن و وینکلر (۱۹۸۶) نشان دادند روش‌هایی که دارای پارامترهای کمتری برای تخمین هستند از عملکرد بهتری برخوردارند. استاک و واتسون (۲۰۰۳) نیز بطور مشابهی دریافتند که روش‌های ساده میانگین پیراسته و میانه نسبت به پیش‌بینی مدل مرجع عملکرد بهتری داشته‌اند.

1. Stock & Watson
2. Marcellino et al.
3. Bunn
4. Figlewski & Urich
5. Clemen & Winkler
6. Bates & Granger
7. Newbold & Granger
8. Winkler & Makridakis
9. Chan et al.
10. Diebold & Pauly
11. Aiolfi & Timmermann
12. Sessions & Chatterjee
13. Zellner et al.
14. LeSage & Magura
15. Deutsch et al.
16. Elliott & Timmermann

از سوی دیگر، نیوبلد و گرنجر (۱۹۷۴) و وینکلر و مکریـــداکیس (۱۹۸۳) نشـــان دادند روش‌هایی که دارای حافظه بلندمدت‌اند و دارای تغییرات زمانی کمتری در طول زمان هستند عملکرد بهتری دارند.استاک و واتسون (۲۰۰۴) نیز بطور مشابهی دریافتند که روش‌هایی که در آنها تغییرات زمانی در وزن‌ها یا وجود ندارد یا کم است، دارای عملکرد پیش‌بینی بهتری هستند. بهترین روش‌های ترکیب در مطالعه آنها به ترتیب عبارتند از روش پارامترهای متغیر با زمان با تغییرات زمانی اندک، میانگین و میانگین پیراسته.

ایولفی و تیمرمن (۲۰۰۶) روش ترکیب جدیدی بر مبنای خوشـــه‌بندی پیش‌بینی‌ها ارائه می‌دهند. آنها ابتدا پیش‌بینی‌های ساده را بر اساس عملکرد پیش‌بینی گذشته، به ۲ (و نیز ۳) خوشه تقسیم می-کنند. سپس در هر خوشه، از تمام پیش‌بینی‌های ساده میانگین می‌گیرند. حال روش‌های ترکیب پیش‌بینی را روی این ۲ (و نیز ۳) پیش‌بینی حاصله پیاده می‌کنند. این روش‌ها عبارتند از: انتخاب میانگین پیش‌بینی بهترین خوشه، کنار گذاشتن پیش‌بینی بدترین خوشه و میانگین‌گیری روی پیش‌بینی سایر خوشه‌ها، ترکیب پیش‌بینی خوشه‌ها بوسیله وزن‌های بهینه، انقباض وزن‌های بهینه خوشه‌ای به سمت وزن‌های یکسان و ساختن پیش‌بینی مرکب توسط وزن‌های جدید. نتایج آنها حاکی از این است که روش انتخاب میانگین پیش‌بینی بهترین خوشه دارای بهترین عملکرد است و نیز انقباض وزن‌ها به سمت وزن‌های یکسان، عملکرد پیش‌بینی را بهبود می‌بخشد.

راپاچ و استراوس[1] (۲۰۰۹) علاوه بر روش‌های ساده میانگین، میانگین پیراسته و میانه، روش‌های میانگین مجذور خطای پیش‌بینی تنزیل‌شده (استاک و واتسون (۲۰۰۴)) و انتخاب میانگین پیش‌بینی بهترین خوشه (ایولفی و تیمرمن (۲۰۰۶)) را برای پیش‌بینی رشد قیمت حقیقی مسکن در ایالات متحده بکار بستند. نتایج آنها حاکی از این است که در بین روش‌های ساده،روش میانگین بهتر از بقیه عمل می‌کند. همچنین روش‌های مجذور خطای پیش‌بینی تنزیل‌شده و انتخاب میانگین پیش‌بینی بهترین خوشه نیز عموماً دارای میانگین مجذور خطای پیش‌بینی نسبی کمتر از یک بوده و حتی بعضی مواقع در مقایسه با میانگین ساده کاهش‌های بیشتری را در میانگین مجذور خطای پیش‌بینی سبب می‌شوند.

همان‌گونه که اشاره شد، تاکنون مطالعات زیادی به روش‌های کاهش خطای تخمین و درنظر گرفتن تغییرات زمانی هنگام ترکیب پیش‌بینی پرداخته‌اند. اما در این میان روش‌های بر مبنای خوشه‌بندی علیرغم ابتکار و نوآوری، کمتر مورد بررسی قرار گرفته‌اند؛ به‌طوری‌که به نظر می‌رسد تا کنون تنها دو مطالعه عملکرد این روش‌ها را آزمون کرده‌اند(ایولفی و تیمرمن (۲۰۰۶) و راپاچ و استراوس (۲۰۰۹)).[2] (۲۰۰۹)).[2] در این راستا، این مطالعه قصد دارد بررسی نسبتاً کاملی از عملکرد روش‌های خوشه‌بندی

1. Rapach & Strauss

۲. لازم به ذکر است که در مطالعه راپاچ و استراوس (۲۰۰۹)، تنها یکی از روش‌های خوشه‌بندی بررسی شده‌است.

در پیش‌بینی قیمت مسکن در شهر تهران انجام داده و میزان کارایی این روش‌ها در بهبود دقت پیش‌بینی را بررسی کند.

برای این منظور، دسته وسیعی از متغیرهای اقتصادی گوناگون (۸۱ متغیر) جمـــع‌آوری شده‌است. سپس ۸۱ مدل خودرگرسیون با وقفه توزیع‌شده برآوردشده‌است که در هرکدام از این مدل‌ها، مقدار آتی قیمت مسکن به مقدار حال و مقادیر گذشته یک متغیر توضیحی ارتباط داده شده‌است. در مرحله بعد پیش‌بینی حاصل از هرکدام از این مدل‌ها استخراج شده‌است. سپس این پیش‌بینی‌ها با روش‌های ترکیب پیش‌بینی متفاوت، ترکیب شده و با مقایسه پیش‌بینی‌های مرکب حاصله به ارزیابی روش‌های ترکیب پیش‌بینی پرداخته شده‌است. نتایج به دست‌آمده حاکی از آن است که اکثر روش‌های ترکیب، می‌تواننـــد پیش‌بینی بهتری نسبت به بسیاری از پیش‌بینی‌های ساده و نیز مدل پایه خودرگرسیون ارائه دهند. همچنین در میان روش‌های ترکیب، روش‌های ساده و آنهایی که نیاز به اطلاعات کامل ماتریس واریانس–کوواریانس خطاهای پیش‌بینی ندارند یعنی روش‌های میانگین ساده، میانگین پیراسته، وزن یکسان خوشه‌ای، بهترین خوشه و روش‌های مجموع مجذور خطای تنزیل‌شده عملکرد بهتری نسبت به وزن‌های بهینه خوشه‌ای داشتند.

سایر بخش‌های مقاله به این شرح ادامه می‌یابد. بخش ۲ به مقایسه محتوای اطلاعاتی متغیرهای گوناگون برای پیش‌بینی قیمت مسکن می‌پردازد. بخش ۳ارزیابی عملکرد روش‌های ترکیب پیش‌بینی را ارائه می‌دهد وبخش ۴ نیز نتیجه‌گیری می‌کند.

۲.بررسی محتوای پیش‌بینی

در این مطالعه سعی شده تا از بیشترین اطلاعاتی که ممکن است برای پیش‌بینی قیمت مسکن استفاده گردد. لذا با رجوع به منابع مختلف، در نهایت ۸۱ متغیر (به‌غیر از متغیر مورد پیش‌بینی) با تناوب فصلی و از فصل ۱۳۶۹:۱ تا ۱۳۸۷:۲ گردآوری شد (نام تمام متغیرهایی که در این مطالعه استفاده شده، بانضمام واحد اندازه‌گیری و نیز منبع گردآوری آنها، در پیوست آمده‌است). این متغیرها را می‌توان به ۸ گروه کلی حسابداری ملی، پولی و اعتباری، مسکن و ساختمان، اشتغال، داراییهای مالی، درآمدها و هزینه‌های دولت، شاخصهای قیمت و انرژی تقسیم کرد.از تمام متغیرها (به‌غیر از نرخ بیکاری)، لگاریتم طبیعی گرفته شده و سپس فصلی‌زدایی و مانا شده‌اند.[۱]

۱.برای حذف اثرات فصلی از فیلتر X11 استفاده شده‌است. برای مشاهده نسخه پیشرفته‌تر X11 موسوم به X-12-Arima مراجعه کنید به: http://www.census.gov/srd/www/x12a. برای بررسی مانایی متغیرهااز دو آزمون دیکی–فولر تعمیم‌یافته و KPSSاستفاده شده‌است. اگر این دو آزمون یکدیگر را تأیید می‌کردند، تحلیل‌های بعدی نیز بر اساس نتیجه‌گیری یکسان آنها انجام شده‌است. اما اگر نتایج این دو آزمون بر خلاف یکدیگر بود، تحلیل‌های بعدی یکبار بر اساس نتیجه آزمون دیکی–فولر تعمیم‌یافته انجام شده و بار دیگر بر اساس نتیجه آزمون KPSS تکرار گردیده‌است. لازم به ذکر است که نتایج گزارش‌شده در این مقاله تحت تبدیل پیشنهاد شده توسط آزمون دیکی–فولر تعمیم‌یافته به دست آمده‌اند اگرچه نتایج بدست آمده تحت تبدیل پیشنهاد شده توسط آزمون KPSS نیز تقریبا یکسان می‌باشد.

متغیر هدف که در این مطالعه به پیش‌بینی آن پرداخته شده‌است، متوسط قیمت هر مترمربع زیربنای واحد مسکونی در شهر تهران بر حسب هزار ریال است که اطلاعات مربوط به آن از وزارت مسکن و شهرسازی گرفته شده‌است.[۱]

در این مطالعه از چارچوب بکاررفته در مطالعات استاک و واتسون (۲۰۰۳) و راپاچ و استراوس (۲۰۰۹) برای بررسی محتوای پیش‌بینی‌ها استفاده می‌کنیم.ابتدا تعداد زیادی از متغیرهایی که بالقوه می‌توانند روی قیمت مسکن اثرگذار باشند را انتخاب می‌کنیم و آنها را در بردار متغیرهای توضیح‌دهنده $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)'$ قرار می‌دهیم.[۲]فرض کنید نمونه‌ای به حجم T از داده‌ها در اختیار داریم. برای هریک از x_iها، $i = 1,2, \dots, m$، مدل خودرگرسیون با وقفه توزیع‌شده زیر را با استفاده از N داده اولیه یعنی برای $t = 1,2, \dots, N$ برآورد می‌کنیم:

$$y_{t+h} = \alpha_i + \sum_{j=0}^{q_1} \beta_{j,i} y_{t-j} + \sum_{j=0}^{q_2} \gamma_{j,i} x_{i,t-j} + \varepsilon_{t+h} \qquad (۱)$$

که متغیر y همان متوسط قیمت هر مترمربع زیربنای واحد مسکونی در شهر تهران است. لازم به‌ذکر است که مقادیر وقفه $0 \leq q_1, q_2 \leq 3$ بوسیله آماره اطلاعاتی شوارتز[۳] تعیین می‌شوند. انتخاب آماره شوارتز به این دلیل است که نتایج مطالعات انجام‌شده نشان می‌دهد در مدلهای خودرگرسیون با وقفه محدود، انتخاب تعداد وقفه به وسیله آماره شوارتز در پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت عملکرد بهتری دارد[۴]. سپس با استفاده از پارامترهای تخمین زده‌شده، پیش‌بینی زیر را برای زمان $N + 2h$ ارائه می‌دهیم:

$$\hat{y}_{N+2h,N+h} = \hat{\alpha}_i + \sum_{j=0}^{q_1} \hat{\beta}_{j,i} y_{N+h-j} + \sum_{j=0}^{q_2} \hat{\gamma}_{j,i} x_{i,N+h-j} \qquad (۲)$$

که منظور از $\hat{y}_{N+2h,N+h}$، مقدار پیش‌بینی انجام‌شده در زمان $N + h$برای مقدار متغیر y در زمان $N + 2h$است.

در مرحله‌ی بعد یک گام در زمان جلو رفته و معادله‌ی فوق را با استفاده از $N + 1$ داده اولیه یعنی برای $t = 1,2, \dots, N + 1$، برآورد می‌کنیم و یک پیش‌بینی برای زمان $t = N + 2h + 1$تولید می‌کنیم (توجه شود که مقادیر وقفه $0 \leq q_1, q_2 \leq 3$ دوباره و با درنظر گرفتن داده‌های اضافه‌شده تعیین می‌شوند). همین روال را ادامه می‌دهیم تا سری زمانی پیش‌بینی شبه‌برون‌نمونه‌ای از y را برای

---

۱. نتایج هر دو آزمون دیکی-فولر تعمیم‌یافته و KPSS نشان می‌دهد که این متغیر پس از حذف روند زمانی، ماناست. در این مطالعه در صورت نیاز برای مانا شدن، روند زمانی متغیرها بوسیله فیلتر هودریک-پرسکات حذف شده‌است.

۲. از میان تعداد زیادی از متغیرهای اثرگذار بر قیمت مسکن، دسته‌ای وجود دارد که هم می‌توان آنها را بصورت اسمی و هم بصورت حقیقی برای پیش‌بینی بکار برد. با مقایسه دقت پیش‌بینی حاصله از دو فرم اسمی و حقیقی متغیرها، آن‌که پیش‌بینی دقیق‌تری ارائه می‌دهد را به‌عنوان فرم مورد استفاده از آن متغیر برای قسمت‌های بعدی مطالعه برمی‌گزینیم. یعنی به‌عنوان مثال اگر فرم اسمی نقدینگی پیش‌بینی بهتری از فرم حقیقی آن ارائه دهد، در تمام قسمت‌های بعدی مطالعه از فرم اسمی نقدینگی استفاده خواهدشد.

3. Schwarz Information Criterion(SIC)

۴. برای مثال نگاه کنید به نیکلزبرگ (Nickelsburg) (۱۹۸۵) و لوتکه پول (Lutkepohl) (۱۹۸۵ و ۱۹۹۱).

هرکدام از x_iها حاصل کنیم. بدین‌ترتیب برای هر افق پیش‌بینی h، m سری زمانی به طول $T-h-N+1$ از پیش‌بینی قیمت مسکن به‌دست می‌آید. سپس دقت هر پیش‌بینی i را با پیش‌بینی مدل پایه از لحاظ معیار میانگین مجموع مجذور خطای پیش‌بینی (MSFE)[1] وآزمون MDM[2]مقایسه می‌کنیم. مدل خودرگرسیون که مدل پایه معروفی در ادبیات پیش‌بینی سری‌های زمانی است، به‌عنوان مدل پایه برای پیش‌بینی قیمت مسکن انتخاب شده‌است.

به طور کلی نتایج به‌دست آمده نشان می دهد که با افزایش افق پیش‌بینی تعداد متغیرهایی که از لحاظ معیار MSFE پیش‌بینی بهتری از مدل پایه ارائه داده‌اند، کاهش می‌یابد. همچنین، تنها متغیری که در تمامی افق‌های پیش‌بینی از لحاظ آزمون MDM بهتر از مدل پایه عمل می‌کند، متغیر ارزش افزوده معدن است. اما جالب‌توجه‌تر از همه اینکه، به طور کلی متغیرهای پولی (مشخصاً دو متغیر حجم پول و سپرده‌های دیداری) از لحاظ معیار MSFE در پیش‌بینی قیمت مسکن شهر تهران بهتر از سایر متغیرها عمل کرده‌اند. بویژه در افق ۴-فصل میانگین مجذور خطای پیش‌بینی نسبی این دو متغیر بطور قابل توجهی کاهش می‌یابد و برتری عملکرد آنها از لحاظ آزمونMDMنیز معنادار است. این نتیجه حاکی از آن است که برای پیش‌بینی قیمت مسکن در شهر تهران باید به متغیرهای پولی توجه ویژه‌ای نمود (نگاه کنید به جدول ۱).

جدول ۱ متغیرهایی که بهترین عملکرد را در پیش‌بینی قیمت مسکن شهر تهران داشته‌اند

افق ۱-فصل		افق ۴-فصل	
نام متغیر	MSFE نسبی	نام متغیر	MSFE نسبی
پول	۰.۸۲۴	سپرده‌های دیداری	0.440*
درآمد مالیاتی	0.825*	پول	0.462*
سپرده‌های دیداری	۰.۸۴۱	پایه پولی	0.895*
ارزش افزوده معدن	0.877*	شاخص قیمت تولید کننده (مواد (معدنی)(۱۳۷۶=۱۰۰	۰.۹۲۹
کارمزد احتسابی	۰.۸۸۶	کارمزد احتسابی	۰.۹۳۰
ارزش افزوده بخش آب و برق و گاز	0.936*	ارزش افزوده معدن	0.941*
شبه‌پول	۰.۹۳۶	ارزش افزوده کل گروه خدمات	۰.۹۵۱
ارزش افزوده خدمات اجتماعی، شخصی و خانگی	۰.۹۵۱	سپرده های دیداری بانک ها نزد بانک مرکزی	0.953*

1. Mean Square Forecast Error

۲. آزمون دیبلد-ماریانو تغییر یافته (Modified Diebold-Mariano Test). این آزمون بررسی می‌کند که آیا امید ریاضی تابع زیان مربوط به دو سری زمانی پیش‌بینی بطور آماری با یکدیگر برابرست یا نه. برای مطالعه بیشتر نگاه کنید به هاروی و همکاران Harvey et al.)(۱۹۹۷).

شاخص قیمت تولید کننده (مواد معدنی)(۱۰۰=۱۳۷۶)	۰.۹۵۴	درآمد مالیاتی	۰.۹۵۴
تشکیل سرمایه ثابت ناخالص در ماشین آلات	۰.۹۵۷	هزینه‌های مصرفی دولتی	۰.۹۶۲
توضیحات: در ستون اول (سوم)، ۱۰ متغیر مانا شده تحت تبدیل پیشنهادشده توسط آزمون دیکی–فولر تعمیم‌یافته که دارای بیشترین دقت پیش‌بینی از لحاظ معیار MSFE بوده‌اند، نشان داده شده‌است و در ستون دوم (چهارم) MSFE نسبی این متغیرها نسبت به MSFEمدل پایه خودرگرسیون آمده‌است. علامت * نمایانگر دقت بیشتر هر پیش‌بینی نسبت به پیش‌بینی مدل پایه تحت آزمون دیبلد–ماریانو تغییریافته و در سطح معناداری ۵ درصد است.			

۳.بررسی عملکرد روش‌های ترکیب پیش‌بینی

در این مطالعه از ترکیب‌های خطی به‌منظور ترکیب پیش‌بینی‌ها استفاده شده‌است. بنابراین برای پیش‌بینی مرکب داریم:

$$\hat{y}^{c}_{t+h,t} = \sum_{i=1}^{m} \omega_{t+h,t,i}\hat{y}_{t+h,t,i} \qquad (۳)$$

که $\omega_{t+h,t,i}$ وزنهای ترکیب هنگام پیش‌بینی در زمان t برای h دوره بعد است.

در این قسمت از بین ۸۱ متغیر موجود، متغیرهایی را برای ترکیب پیش‌بینی برمی‌گزینیم که میانگین مجموع مجذور خطای پیش‌بینی آنها کمتر از مدل پایه باشد. شیوه‌ی کار بدین صورت است که مانند قبل قسمتی از مشاهدات را به تخمین مدل اختصاص می‌دهیم و سپس با استفاده از مدل تخمین زده‌شده، پیش‌بینی‌های ساده را تولید می‌کنیم.[۱] در مرحله‌ی بعد ابتدا l داده ابتدایی از سری زمانی پیش‌بینی‌های ساده‌ی تولید شده را جدا کرده و به کمک آنها وزن‌های ترکیب را تخمین می‌زنیم. سپس به‌وسیله این وزن‌های تخمین زده‌شده، پیش‌بینی مرکب را برای دوره‌ی بعد ارائه می‌دهیم. در مرحله‌ی بعد یک گام در زمان جلو رفته، $l+1$ داده ابتدایی از سری زمانی پیش‌بینی‌های ساده‌ی تولید شده را جدا کرده و به‌وسیله آنها وزن‌های ترکیب را تخمین می‌زنیم. سپس به‌وسیله این وزن-های تخمین زده‌شده، پیش‌بینی مرکب را برای دوره‌ی بعد ارائه می‌دهیم. به همین شیوه این کار را ادامه می‌دهیم تا سری زمانی پیش‌بینی مرکب حاصل گردد. در حالت کلی می‌توان گفت اگر T حجم نمونه متغیر هدف، N حداقل تعداد مشاهدات برای تخمین معادلات خودرگرسیون با وقفه توزیع‌شده، l حداقل تعداد پیش‌بینی‌های ساده برای برآورد وزن‌ها و h افق پیش‌بینی باشد، طول سری زمانی پیش‌بینی مرکب برابر $T-N-2h-l+1$ خواهدبود.

ترکیب‌هایی که برای ساختن پیش‌بینی مرکب درنظر می‌گیریم را می‌توان به دو دسته تقسیم کرد:

۱.در این مقاله از واژه "پیش‌بینی ساده" در مقابل واژه "پیش‌بینی مرکب" استفاده شده‌است و منظور از آن پیش‌بینی‌هایی است که از ترکیب آنها، پیش‌بینی مرکب حاصل می‌شود.

الف. روش‌های ساده

۱. میانگین ساده: $\omega_{t+h,t,i} = \frac{1}{m} \quad i = 1, \dots, m$

۲. میانه مجموعه $\{\hat{y}_{t+h,t,i}\}_{i=1}^{m}$

۳. میانگین پیراسته: یعنی در هر زمان وزن بیشترین و کمترین پیش‌بینی را برابر صفر و برای بقیه پیش‌بینی‌ها وزنی معادل $\omega_{t+h,t,i} = \frac{1}{m-2}$ قائل شویم.

ب. روش‌هایی که نیاز به برآورد وزن‌ها دارند

۴. استاک و واتسون (۲۰۰۴) با استفاده از میانگین مجذور خطای پیش‌بینی تنزیل‌شده، وزن‌های زیر را ارائه کرده‌اند:

$$\omega_{t+h,t,i} = \frac{f_{t+h,t,i}^{-1}}{\sum_{j=1}^{m} f_{t+h,t,j}^{-1}} \qquad (۴)$$

$$f_{t+h,t,i} = \sum_{s=N}^{t-h} \theta^{t-h-s} \left(y_{s+h} - \hat{y}_{s+h,s,i}\right)^2$$

که θ نرخ تنزیل، N حداقل حجم نمونه برای تخمین معادله‌ی پیش‌بینی (معادله‌ی (۱)) و m تعداد پیش‌بینی‌های ساده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود این روش از همبستگی بین پیش‌بینی‌های ساده صرفنظر کرده و به مدل‌هایی که عملکرد بهتری در پیش‌بینی داشته‌باشند، وزن بیشتری می‌دهد. هنگامی‌که $\theta = 1$ باشد، تنزیلی صورت نمی‌گیرد و این روش همانند وزن‌های بهینه ارائه‌شده توسط بیتس و گرنجر (۱۹۶۹) برای حالتی که پیش‌بینی‌های ساده همبسته نباشند، خواهدبود. اگر $\theta < 1$ باشد، آنگاه وزن بیشتری به مشاهدات اخیر داده‌می‌شود. در این مطالعه مقادیر $\theta = 1$، $\theta = 0.8$ و $\theta = 0.6$ درنظر گرفته شده‌است.

۵. ایولفی و تیمرمن (۲۰۰۶) روشی بر مبنای خوشه‌بندی[1] پیش‌بینی‌ها ارائه داده‌اند. روش کار بدین‌صورت است که پیش‌بینی‌های ساده را به K خوشه با اندازه‌های یکسان تقسیم می‌کنیم، به‌طوری‌که پیش‌بینی مدلهای با کمترین میانگین مجذور خطای پیش‌بینی را در اولین خوشه و به‌همین ترتیب بقیه پیش‌بینی‌ها را در خوشه‌های بعدی قرار می‌دهیم. اکنون استراتژیهای زیر را برای ترکیب درنظر می‌گیریم:

۱.۵ بهترین خوشه: این روش، خوشه دارای کمترین میانگین مجذور خطای پیش‌بینی را انتخاب کرده و میانگین پیش‌بینی‌های موجود در این خوشه را به‌عنوان پیش‌بینی مرکب ارائه می‌دهد.

۲.۵ وزن یکسان خوشه‌ای: این روش، ضعیف‌ترین خوشه از لحاظ عملکرد پیش‌بینی را جدا کرده و در پیش‌بینی مرکب به پیش‌بینی حاصل از بقیه خوشه‌ها وزن یکسانی می‌دهد.

1. Clustering

۳.۵ وزن بهینه خوشه‌ای: در این روش، از پیش‌بینی‌های هر خوشه میانگین گرفته و آن را به‌عنوان پیش‌بینی خوشه درنظر می‌گیرد. سپس پیش‌بینی مرکب را به‌صورت ترکیبی از پیش‌بینی خوشه‌ها ارائه می‌دهد که وزنها به‌وسیله روش حداقل مربعات برآورد شده‌اند.

۴.۵ وزن انقباضی خوشه‌ای: این روش، پیش‌بینی‌های حاصل از روش قبل را به‌سمت وزنهای یکسان انقباض می‌دهد:

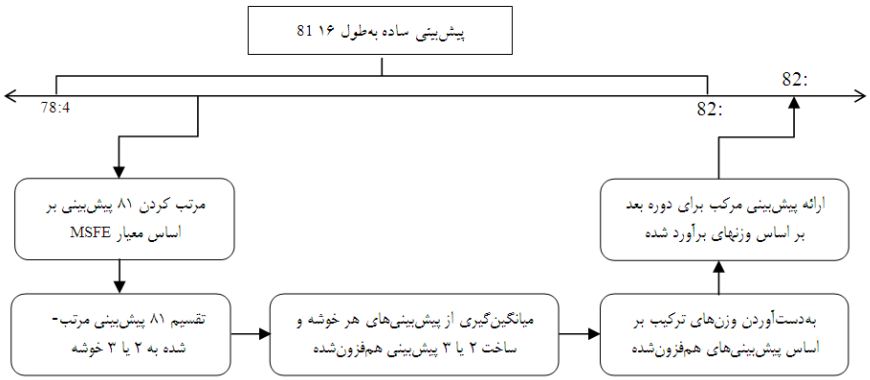
$$\hat{y}^{c}_{t+h,t} = \sum_{k=1}^{K-1} \hat{s}_{kt} \left[\left(\frac{i'_{N_k}}{N_k} \right) \hat{y}^{k}_{t+h,t} \right] \qquad (۵)$$

$$\hat{s}_{kt} = \varphi_t \hat{\omega}_{kt} + (1-\varphi_t)\frac{1}{K}$$

$$\varphi_t = \max\left\{0{,}1 - \rho\left(\frac{K}{t-h-R-K}\right)\right\} \qquad \rho = 2.5,5,7.5$$

که $\hat{y}^{k}_{t+h,t}$ یک بردار $N_k \times 1$ حاوی پیش‌بینی‌های خوشه kام است، i_N یک بردار $N_k \times 1$ است که تمامی درایه‌های آن عدد ثابت یک است، و $\hat{\omega}_{kt}$ برآورد حداقل مربعات از وزن‌های ترکیب است. بدیهی است هرچه ρ بیشتر باشد، φ_t کوچکتر و لذا انقباض بیشتری به‌ســـمت وزن‌های یکسان صورت می‌گیرد. بنابراین مقادیر ۲.۵ و ۵ و ۷.۵ برای ρ به‌ترتیب متناظر با انقباض کم، متوسط و زیاد است. لازم به‌ذکر است در این مطالعه مانند راپاچ و استراوس (۲۰۰۹)، مقادیر $K = 2$ و $K = 3$ را برای تعداد خوشه‌ها درنظر خواهیم‌گرفت. به‌عنوان نمونه، شکل ۱ نحوه‌ی ساخت اولین پیش‌بینی مرکب را برای افق پیش‌بینی ۱ فصل نشان می‌دهد. همان‌طور که این شکل نشان می‌دهد، در این مطالعه مقدار $l = 16$ به‌عنوان حداقل تعداد مشاهدات لازم از پیش‌بینی‌های ساده برای تخمین وزن-های ترکیب، درنظر گرفته شده‌است.

شکل ۱ نحوه ساخت پیش‌بینی‌های مرکب در روش‌هایی که نیاز به تخمین وزن‌های ترکیب دارند



جدول۲ عملکرد روش‌های مختلف ترکیب پیش‌بینی برای افق پیش‌بینی ۱ فصل

MSFE مدل پایه خودرگرسیون (۰.۰۰۳۳۱۴)			
روش ترکیب	MSFEنسبی	P-Value	درصد پیش‌بینی‌های ساده ضعیف‌تر
میانگین ساده	۰.۹۴۵	0.035*	۹۱.۳۶
میانگین پیراسته	۰.۹۵۱	0.042*	۹۰.۱۲
میانه	۰.۹۷۴	0.141	۷۹.۰۱
مجذور خطای تنزیل شده، نرخ تنزیل=۰۶	۰.۹۴۲	0.020*	۹۱.۳۶
مجذور خطای تنزیل شده، نرخ تنزیل=۰۸	۰.۹۴۴	0.025*	۹۱.۳۶
مجذور خطای تنزیل شده، نرخ تنزیل=۱	۰.۹۴۵	0.032*	۹۱.۳۶
بهترین خوشه، تعداد خوشه=۲	۰.۹۵۳	0.039*	۹۰.۱۲
بهترین خوشه، تعداد خوشه=۳	۰.۹۴۷	0.042*	۹۱.۳۶
وزن یکسان خوشه‌ای، تعداد خوشه=۲	۰.۹۵۳	0.039*	۹۰.۱۲
وزن یکسان خوشه‌ای، تعداد خوشه=۳	۰.۹۵۰	0.034*	۹۱.۳۶
وزن بهینه خوشه‌ای، تعداد خوشه=۲	۱.۰۶۲	0.310	۱۶.۰۵
وزن بهینه خوشه‌ای، تعداد خوشه=۳	۱.۰۴۰	0.393	۱۷.۲۸
وزن انقباضی خوشه‌ای، ضریب انقباض=۲.۵، تعداد خوشه=۲	۱.۰۲۲	0.418	۲۷.۱۶
وزن انقباضی خوشه ای ضریب انقباض=۵، تعداد خوشه=۲	۱.۰۰۶	0.474	۴۵.۶۸
وزن انقباضی خوشه ای ضریب انقباض=۷.۵، تعداد خوشه=۲	۰.۹۹۳	0.460	۵۸.۰۲
وزن انقباضی خوشه ای ضریب انقباض=۲.۵، تعداد خوشه=۳	۰.۹۹۸	0.494	۴۸.۱۵
وزن انقباضی خوشه ای ضریب انقباض=۵، تعداد خوشه=۳	۰.۹۶۹	0.368	۸۳.۹۵
وزن انقباضی خوشه ای ضریب انقباض=۷.۵، تعداد خوشه=۳	۰.۹۶۰	0.259	۸۶.۴۲

توضیحات: MSFE مدل پایه خودرگرسیون در ردیف اول و داخل پرانتز آمده‌است. لازم به ذکر است که برای تولید پیش‌بینی‌های ساده، ابتدا متغیرها تحت تبدیل پیشنهادشده توسط آزمون دیکی–فولر تعمیم‌یافته مانا شده‌اند. ستون اول روش‌های مختلف ترکیب پیش‌بینی را نشان می‌دهد. در ستون دوم، MSFE نسبی هر روش ترکیب نسبت به MSFE مدل پایه آمده‌است. ستون سوم ارزش احتمال آزمون دیبلد–ماریانو تغییریافته برای فرضیه‌ی برابری دقت پیش‌بینی مدل پایه و روش ترکیب موردنظر را نشان می‌دهد. علامت * به معنی معنادار بودن این آزمون در سطح معناداری ۵ درصد است. ستون چهارم درصد پیش‌بینی‌های ساده‌ای را نشان می‌دهد که دقت کمتری (از لحاظ معیار MSFE) نسبت به پیش‌بینی تولیدشده توسط روش ترکیب موردنظر داشته‌اند.

در مرحله‌ی بعد دقت هر پیش‌بینی مرکب را با پیش‌بینی مدل پایه (مدل خودرگرسیون) از لحاظ معیار MSFEو آزمون MDM مقایسه می‌کنیم. لازم به ذکر است چون کمترین طول سری زمانی پیش‌بینی مربوط به روش‌های قسمت (ب) با افق پیش‌بینی ۴ فصل است که طولی برابر ۲۰ دارد، لذا برای ایجاد شرایط برابر به هنگام مقایسه پیش‌بینی‌ها (چه پیش‌بینی‌های ساده و چه پیش‌بینی‌های ترکیبی) با مدل مرجع و با یکدیگر، از ۲۰ داده اخیر پیش‌بینی‌ها استفاده می‌کنیم. نتایج بررسی پیش‌بینی‌های مرکب در جداول ۲ و ۳ نمایش داده شده‌است.[۱]

۱برای رعایت اختصار، صرفاً جداول مربوط به افق‌های پیش‌بینی ۱ و ۴ فصل در اینجا ارائه شده‌است.

جدول۳عملکرد روش‌های مختلف ترکیب پیش‌بینی برای افق پیش‌بینی ٤ فصل

MSFE مدل پایه خودرگرسیون (۰.۰۱۲۰۳۲)			
روش ترکیب	MSFE نسبی	P-Value	درصد پیش‌بینی‌های ساده ضعیف‌تر
میانگین ساده	0.903	0.000*	96.30
میانگین پیراسته	0.916	0.000*	96.30
میانه	0.964	0.000*	87.65
مجذور خطای تنزیل شده، نرخ تنزیل=۰۶	0.864	0.000*	97.53
مجذور خطای تنزیل شده، نرخ تنزیل=۰۸	0.869	0.000*	97.53
مجذور خطای تنزیل شده، نرخ تنزیل=۱	0.904	0.000*	96.30
بهترین خوشه، تعداد خوشه=۲	0.924	0.000*	96.30
بهترین خوشه، تعداد خوشه=۳	0.908	0.004*	96.30
وزن یکسان خوشه‌ای، تعداد خوشه=۲	0.924	0.000*	96.30
وزن یکسان خوشه‌ای، تعداد خوشه=۳	0.912	0.000*	96.30
وزن بهینه خوشه‌ای، تعداد خوشه=۲	1.132	0.016*	14.81
وزن بهینه خوشه‌ای، تعداد خوشه=۳	1.022	0.443	39.51
وزن انقباضی خوشه‌ای، ضریب انقباض=۲.۵، تعداد خوشه=۲	0.954	0.143	88.89
وزن انقباضی خوشه ای ضریب انقباض=۵، تعداد خوشه=۲	0.922	0.001*	96.30
وزن انقباضی خوشه ای ضریب انقباض=۷.۵، تعداد خوشه=۲	0.901	0.000*	96.30
وزن انقباضی خوشه ای ضریب انقباض=۲.۵، تعداد خوشه=۳	0.830	0.020*	97.53
وزن انقباضی خوشه ای ضریب انقباض=۵، تعداد خوشه=۳	0.837	0.006*	97.53
وزن انقباضی خوشه ای ضریب انقباض=۷.۵، تعداد خوشه=۳	0.872	0.001*	97.53
توضیحات: در این جدول عملکرد ترکیب پیش‌بینی‌های ساده برای افق پیش‌بینی ۴ فصل نشان داده شده‌است. برای جزئیات بیشتر به توضیحات جدول ۲ مراجعه شود.			

با بررسی نتایج ارائه‌شده در جداول فوق می‌توان چند نتیجه‌گیری کلی از نحوه‌ی عملکرد پیش‌بینی-های مرکب به‌دست آورد:

۱. به طور کلی با افزایش افق پیش‌بینی عملکرد پیش‌بینی‌های مرکب از لحاظ معیار MSFE بهبود می‌یابد.
۲. با افزایش افق پیش‌بینی تعداد روش‌های ترکیب پیش‌بینی که از لحاظ آزمون MDM بهتر از مدل پایه عمل می‌کنند، افزایش می‌یابد.
۳. روشهای ترکیب پیش‌بینی که از لحاظ آزمون MDMبهتر از مدل پایه عمل می‌کنند، در افق پیش‌بینی۱فصل از بیش از ۹۰ درصد پیش‌بینی‌های ساده و در افق پیش‌بینی ۴ فصل از بیش از ۹۶ درصد پیش‌بینی‌های ساده از لحاظ معیار MSFE بهتر عمل می‌کنند.
۴. بهترین روش ترکیب در افق پیش‌بینی ۱ فصل روش مجذور خطای تنزیل‌شده با نرخ تنزیل ۰.۶(MSFE نسبی= ۰.۹۴۲)، و در افق پیش‌بینی ۴ فصل روش وزن انقباضی خوشه‌ای با ضریب انقباض ۲.۵ و تعداد خوشه ۳ (MSFE نسبی= ۰.۸۳۰) می‌باشد. مشاهده می‌شود که با

افزایش افق پیش‌بینی، مقدار کمینه مجموع مجذور خطای پیش‌بینی نسبی در هر افق، کاهش می‌یابد.

۵. به طور کلی در روش‌های مجذور خطای تنزیل‌شده و در همه افق‌های پیش‌بینی، هرچه نرخ تنزیل کاهش پیدا کند (یعنی هر چه به داده‌های اخیر اهمیت بیشتری بدهیم تا داده‌های اولیه)، عملکرد پیش‌بینی از لحاظ معیار MSFE بهبود می‌یابد.
۶. در روش وزن یکسان خوشه‌ای و در همه افقهای پیش‌بینی، هرچه تعداد خوشه‌ها افزایش پیدا کند، عملکرد پیش‌بینی از لحاظ معیار MSFE بهبود می‌یابد.
۷. در روش بهترین خوشه و در همه افق‌های پیش‌بینی، هرچه تعداد خوشه‌ها افزایش پیدا کند، عملکرد پیش‌بینی از لحاظ معیار MSFE بهبود می‌یابد.
۸. در روش وزن بهینه خوشه‌ای و در همه افقهای پیش‌بینی، هرچه تعداد خوشه‌ها افزایش پیدا کند، عملکرد پیش‌بینی از لحاظ معیار MSFE بهبود می‌یابد.
۹. بطور کلی در روش وزنهای انقباضی و در همه افقهای پیش‌بینی، هرچه ضریب انقباض افزایش یابد (یعنی هرچه وزنها بیشتر به سمت وزنهای یکسان سوق داده‌شوند)، عملکرد پیش‌بینی از لحاظ معیار MSFE بهبود می‌یابد.
۱۰. در روش وزنهای انقباضی و در همه افقهای پیش‌بینی، هرچه تعداد خوشه‌ها افزایش پیدا کند، عملکرد پیش‌بینی از لحاظ معیار MSFE بهبود می‌یابد.

نتیجه‌گیری

با توجه به نتایج ارائه‌شده، ملاحظه می‌شود که تکنیک‌های ترکیب پیش‌بینی می‌تواند بهبود قابل ملاحظه‌ای نسبت به بسیاری از پیش‌بینی‌های ساده و همچنین مدل پایه خودرگرسیون حاصل کند.به طور کلی با افزایش افق پیش‌بینی عملکرد پیش‌بینی‌های مرکب از لحاظ معیار MSFE بهبود می‌یابد.

همان‌گونه که در مطالعه کلمن و وینکلر (۱۹۸۶) اشاره شده‌است، روش‌های ساده ترکیب یعنی روش-هایی که نیاز به تخمین پارامترهای متعدد ندارند مانند میانگین حسابی یا وزن‌هایی که بر اساس معکوس میانگین مجذور خطای پیش‌بینی محاسبه می‌شوند، بهتر از روش‌های پیچیده‌تر که بر اساس تخمین وزن‌های بهینه بنا نهاده‌شده‌اند و نیاز به اطلاعات کامل ماتریس واریانس-کوواریانس خطاهای پیش‌بینی دارند، عمل می‌کنند. در نتایج ارائه‌شده مشاهده گردید که روش‌های ساده ترکیب یعنی میانگین ساده، میانگین پیراسته، وزن یکسان خوشه‌ای، بهترین خوشه و روش‌های مجذور خطای تنزیل‌شده بسیار بهتر از روش‌های وزن بهینه خوشه‌ای عمل کردند. همچنین درمیان روش-های ساده (میانگین ساده، میانگین پیراسته و میانه)، میانگین ساده دارای عملکرد بهتری است؛نتیجه-

ای که راپاچ و استراوس (۲۰۰۹) نیز بدان دست یافته‌اند. همچنین در راستای نتایج گرفته‌شده توسط استاک و واتسون (۲۰۰۴) و ایولفی و تیمرمن (۲۰۰۶)، انقباض وزن‌ها به سمت وزن‌های یکسان باعث بهبود پیش‌بینی می‌گردد. از طرف دیگر در روش‌های مجذور خطای تنزیل‌شده به طور کلی با کاهش نرخ تنزیل عملکرد پیش‌بینی بهبود می‌یابد. این نتیجه پیشنهاد می‌کند که در ساختن پیش‌بینی مرکب، پیش‌بینی‌های اخیر باید اهمیت بیشتری نسبت به پیش‌بینی‌های اولیه داشته‌باشد. یکـــی از دلایلی که ســـبب این نتیجه‌گیری شده‌است می‌تواند بروز تغییرات ساختاری در مدل‌های تولیدکننده پیش‌بینی باشد.

روش وزن بهینه خوشه‌ای علی‌رغم برخورداری از پشـــتوانه نظری، عملکرد قابل‌قبولی ندارد؛به‌نظر می‌رسدعلی‌رغم تقسیم پیش‌بینی‌های ســاده به چند خوشه و استفاده از میانگین پیش‌بینی‌های هر خوشه برای کاستن از خطای تخمین، اما همچنان خطای تخمین بزرگ است به طوریکه انقباض وزن‌ها به سمت وزن‌های یکسان می‌تواند بهبود چشمگیری در عملکرد پیش‌بینی حاصل کند.

با بررسی نتایج حاصل از پیش‌بینی‌های مرکبی که در ساخت آنها پیش‌بینی‌های ساده به چند خوشه تقسیم شده‌است، مشاهده می‌شود که به طور کلی با افزایش تعداد خوشه‌ها، دقت پیش‌بینی مرکب نیز افزایش می‌یابد. لذا به‌نظر می‌رسد که با افزایش تعداد خوشه‌ها از ۲ به ۳، همفزونی کمتر در پیش‌بینی‌های ساده و استفاده بیشتر از اطلاعات موجود در آنها باعث بهبود عملکرد پیش‌بینی می‌شود.

منابع

-Aiolfi, M., and A. Timmermann. (2006); "Persistence of Forecasting Performance and Combination Strategies", Journal of Econometrics, 135, no. 1-2: 31-53.

-Bates, J. M., and Clive Granger. (1969); "The Combination of Forecasts", Operations Research Quarterly, 20: 451-468.

-Bunn, D. W. (1985); "Statistical Efiiciency in the Linear Combination of Forecasts", International Journal of Forecasting, 1: 151-163.

-Chan, Y. L., James Stock, and Mark Watson. (1999); "A Dynamic Factor Model Framework for Forecast Combination.", Spanish Economic Review, 1, no. 2: 91-121.

-Clemen, R. T., and R. L. Winkler. (1986); "Combining Economic Forecasts.", Journal of Business and Economic Statistics, 4: 39-46.

-Deutsch, M., Clive Granger, and T. Terasvirta. (1994); "The Combination of Forecasts Using Changing Weights.", International Journal of Forecasting, 10: 47-57.

-Diebold, F. X., and P. Pauly. (1990); "The Use of Prior Information in Forecast Combination.", International Journal of Forecasting, 6, no. 4: 503-508.

-Elliott, G., and A. Timmermann. (2005); "Optimal Forecast Combination Weights under Regime Switching.", International Economic Review, 46: 1081-1102.

-Figlewski, S., and T. Urich. (1983); "Optimal Aggregation of Money Supply Forecasts: Accuracy, Profitability and Market Efficiency.", Journal of Finance, no. 28: 695-710.
-Granger, Clive, and R. Ramanathan. (1984); "Improved Methods of Combining Forecasts.", Journal of Forecasting, 3: 197-204.
-Harvey, David, Stephen Leybourne, and Paul Newbold. (1997); "Testing the Equality of Prediction Mean Squared Errors.", International Journal of Forecasting, 13: 281-291.
-LeSage, J. P., and M. Magura. (1992); "A Mixture-Model Approach to Combining Forecasts.", Journal of Business and Economic Statistics, 10, no. 4: 445-453.
-Lutkepohl, H. (1985); "Comparison of Criteria for Estimating the Order of a Vector Autoregressive Process.", Journal of Time Series Analysis, 6: 35-52.
-Lutkepohl, H. (1991); Introduction to Multiple Time Series Analysis. New York: Springer-Verlag.
-Marcellino, Massimiliano, James Stock, and Mark Watson. (2003); "Macroeconomic Forecasting in the Euro Area: Country Specific Versus Area-Wide Information.", European Economic Review, 47, no. 1: 1-18.
-Newbold, P., and Clive Granger. (1974); "Experience with Forecasting Univariate Time Series and the Combination of Forecasts.", Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General), 137, no. 2: 131-165.
-Nickelsburg, G. (1985); "Small Sample Properties of Dimensionality Statistics for Fitting VAR Models to Aggregate Economic Data. A Monte Carlo study.", Journal of Econometrics, 28: 183-192.
-Rapach, David E., and Jack K. Strauss. (2009); "Differences in Housing Price Forecastability across US States.", International Journal of Forecasting, 25: 351-372.
-Reid, D. J. (1968); "Combining Three Estimates of Gross Domestic Product.", Economica, 35: 431-444.
-Sessions, D. N., and S. Chatterjee. (1989); "The Combining of Forecasts Using Recursive Techniques with Nonstationary Weights.", Journal of Forecasting, 8, no. 3: 239–251.
-Stock, James, and Mark Watson. (2004); "Combination Forecasts of Output Growth in a Seven-Country Data Set.", Journal of Forecasting, 23: 405-430.
-Stock, James, and Mark Watson. (1999); "Forecasting Inflation.", Journal of Monetary Economics, 44, no. 2: 293-335.
-Stock, James, and Mark Watson. (2003); "Forecasting Output and Inflation: The Role of Asset Prices.", Journal of Economic Literature, 41, no. 3: 788-829.
-Stock, James, and Mark Watson. (2002); "Forecasting Using Principal Components From a Large Number of Predictors.", Journal of the American Statistical Association, 97, no. 460: 1167-1179.
-Timmermann, Allan (2006); Forecast Combinations. Vol. 1, in Handbook of Economic Forecasting, edited by Graham Elliott, Clive W.J. Granger and Allan Timmermann, 135-196. Amsterdam: Elsevier,.
-Winkler, Robert L., and Spyros Makridakis. (1983); "The Combination of Forecasts.", Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General), 146, no. 2: 150-157 .

-Zellner, Arnold, Chansik Hong, and Chung-ki Min. (1991); "Forecasting Turning Points in International Output Growth Rates Using Bayesian Exponentially Weighted Autoregression, Time-Varying Parameter, and Pooling Techniques.", Journal of Econometrics, 49, no. 1-2: 275–304.

Evaluation of Forecast Combination Methods: A Case Study for Tehran House Price

HamedAtrianfar[1], Saed Mehdi Barakchian[2], Saed Farshad Fatemi Ardestani[3]

Abstract

In this study, the information content of diverse range of economic variables for Tehran house price forecast has been examined and then the performance of some forecast combination methods for this target variable has been evaluated. The results show that using the information of various variables through forecast combination techniques can improve the forecast accuracy. Among these techniques, simple combination methods are more accurate than the optimal weight methods although latter has theoretical background. Also, in general, putting more emphasis on the recent forecasts (in the discounted squared error methods) and less information aggregation (in clustering methods) can improve forecast accuracy. On the other hand, shrinking weights toward the equal weights (in shrinkage methods) can improve forecast performance through reducing estimation error.

Keywords: Forecast Combination, Forecast Evaluation, House Price, Auto Regressive Distributed Lag Model

JEL:C22, C53, G12, R32

1Economics M.Sc. Graduate Student, Graduate School of Management and Economics, Sharif University of Technology. Email: hamed_atrianfar@yahoo.com

2 Assistant Professor, Graduate School of Management and Economics, Sharif University of Technology. Email: barakchian@sharif.edu

3Assistant Professor, Graduate School of Management and Economics, Sharif University of Technology. Email: ffatemi@sharif.edu