

فصلنامه علمی- پژوهشی مطالعات اقتصادی کاربردی در ایران

سال دهم، شماره ۴، تابستان ۱۳۹۲

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 پذیرش: ۱۳۹۲/۰۲/۲۱

تاریخ دریافت: ۱۳۹۱/۰۴/۲۸

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 استفاده 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 انقباضی) با کاهش میزان خطای تخمین، عملکرد پیش‌بینی را بهبود می‌بخشد.

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

طبقه‌بندی JEL: R32, G12, C53, C22

Email: hamed_atrianfar@yahoo.com

Email: barakchain@sharif.edu

Email: ffatemi@sharif.edu

۱. دانش‌آموخته کارشناسی ارشد اقتصاد، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه صنعتی شریف

۲. استادیار دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه صنعتی شریف

۳. استادیار دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه صنعتی شریف

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، عموماً تعداد زیادی متغیر وجود دارند که دارای اطلاعات مفیدی برای پیش‌بینی متغیر مورد نظر هستند و لزوماً نمی‌توان اطلاعات موجود در آن‌ها را صرفاً در چند متغیر هم‌فزون شده 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)^۱ 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 مورد نظر هستند، معادله‌ای را برآورد کنیم که متغیر هدف را به این ۱۰۰ متغیر ارتباط داده و سپس از آن برای پیش‌بینی استفاده نماییم. 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 اثر انباشته‌شدن 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^۲ و روش‌های ترکیب پیش‌بینی^۳ تقسیم کرد. در روش‌های ترکیب اطلاعات، ابتدا محتوای اطلاعاتی موجود در طیف وسیعی از متغیرها را در تعداد محدودی از فاکتورها^۴ 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 مرحله‌ی بعد به‌وسیله تکنیک‌های ترکیب پیش‌بینی، 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 هر کدام 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 مکریدakis^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 در نظر گرفتن تغییرات زمانی روش‌هایی چون لحاظ کردن تنها تعدادی از مشاهدات اخیر (وینکلر و مکریدakis (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 & Ulrich
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، نیولید و گرنجر (۱۹۷۴) و وینکلر و مکریداکیس (۱۹۸۳) نشان 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 خوشه‌بندی پیش‌بینی‌ها ارائه می‌دهند. آنها ابتدا پیش‌بینی‌های ساده را بر اساس عملکرد پیش‌بینی گذشته، به ۲ (و نیز ۳) خوشه تقسیم می‌کنند. 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^۱ (۲۰۰۹) علاوه بر روش‌های ساده میانگین، میانگین پیراسته و میان، روش‌های میانگین مجذور خطای پیش‌بینی تنزیل شده (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 تنزیل شده 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 در نظر گرفتن تغییرات زمانی هنگام ترکیب پیش‌بینی پرداخته‌اند. اما در این میان روش‌های بر مبنای خوشه‌بندی علیرغم ابتکار و نوآوری، کمتر مورد بررسی قرار گرفته‌اند؛ به طوری که به نظر می‌رسد تا کنون تنها دو مطالعه عملکرد این روش‌ها را آزمون کرده‌اند (ایولفی و تیمرمن (۲۰۰۶) و راپاچ و استراوس (۲۰۰۹)).^۲

1. Rapach & Strauss

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

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) جمع‌آوری شده‌است. سپس ۸۱ مدل خودرگرسیون با وقفه توزیع شده برآورده شده که در هر کدام 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 هر کدام 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 دست آمده حاکی از آن است که اکثر روش‌های ترکیب، می‌توانند 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 تنزیل شده 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 ۳ ارزیابی عملکرد روش‌های ترکیب پیش‌بینی را ارائه می‌دهد و بخش 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 ۱:۱۳۶۹ تا ۲:۱۳۸۷ 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 متغیرها از دو آزمون دیکی-فولر تعمیم‌یافته و KPSS استفاده 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 گزارش شده 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 تقریباً یکسان می‌باشد.

متغیر هدف که در این مطالعه به پیش‌بینی آن پرداخته شده است، 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 شده است.^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 هر یک از x_i ها، $i = 1, 2, \dots, m$ مدل خودرگرسیون با وقفه توزیع‌شده زیر را با استفاده از N داده اولیه یعنی برای $t = 1, 2, \dots, N$ برآورد می‌کنیم:

$$y_{t+h} = \alpha_i + \sum_{j=0}^{q_1} \beta_{j,i} y_{t-j} + \sum_{j=0}^{q_2} \gamma_{j,i} x_{i,t-j} + \varepsilon_{t+h} \quad (1)$$

که متغیر y همان متوسط قیمت هر مترمربع زیربنای واحد مسکونی در شهر تهران است. لازم به ذکر 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:

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

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 در نظر 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 شده است.

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، آن که پیش‌بینی دقیق‌تری ارائه می‌دهد را به عنوان فرم مورد استفاده از آن متغیر برای قسمت‌های بعدی مطالعه برمی‌گزینیم. یعنی به عنوان مثال اگر فرم اسمی نقدینگی پیش‌بینی بهتری از فرم حقیقی آن ارائه دهد، در تمام قسمت‌های بعدی مطالعه از فرم اسمی نقدینگی استفاده خواهد شد.

3. Schwarz Information Criterion (SIC)

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

هرکدام از X_t ها حاصل کنیم. بدین ترتیب برای هر افق پیش‌بینی h ، m سری زمانی به طول $T - h - N + 1$ از پیش‌بینی قیمت مسکن به دست می‌آید. سپس دقت هر پیش‌بینی i را با پیش‌بینی مدل پایه از لحاظ معیار میانگین مجموع مجذور خطای پیش‌بینی (MSFE) و آزمون MDM^2 مقایسه می‌کنیم. مدل خودرگرسیون که مدل پایه معروفی در ادبیات پیش‌بینی سری‌های زمانی است، به عنوان مدل پایه برای پیش‌بینی قیمت مسکن انتخاب شده است.

به طور کلی نتایج به دست آمده نشان می‌دهد 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 جالب توجه‌تر 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 آزمون MDM نیز 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 ۴-فصل		افق ۱-فصل	
MSFE نسبی	نام متغیر	MSFE نسبی	نام متغیر
0.440*	سپرده‌های دیداری	0.824	پول
0.462*	پول	0.825*	درآمد مالیاتی
0.895*	پایه پولی	0.841	سپرده‌های دیداری
0.929	شاخص قیمت تولید کننده (مواد معدنی) (۱۳۷۶=۱۰۰)	0.877*	ارزش افزوده معدن
0.930	کارمزد احتسابی	0.886	کارمزد احتسابی
0.941*	ارزش افزوده معدن	0.936*	ارزش افزوده بخش آب و برق و گاز
0.951	ارزش افزوده کل گروه خدمات	0.936	شبه پول
0.953*	سپرده های دیداری بانک ها نزد بانک مرکزی	0.951	ارزش افزوده خدمات اجتماعی، شخصی و خانگی

1. Mean Square Forecast Error

۲. آزمون دیبلد-ماریانو تغییر یافته (Modified Diebold-Mariano Test). این آزمون بررسی می‌کند که آیا امید ریاضی تابع زبان 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).

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

۳. بررسی عملکرد روش‌های ترکیب پیش‌بینی

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

$$\hat{Y}_{t+h,t}^C = \sum_{i=1}^m \omega_{t+h,t,i} \hat{Y}_{t+h,t,i} \quad (3)$$

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 زده شده، 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 به وسیله این وزن‌های تخمین زده شده، 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 به وسیله آنها وزن‌های ترکیب را تخمین می‌زنیم. سپس به وسیله این وزن‌های تخمین زده شده، 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 توزیع شده، l حداقل تعداد پیش‌بینی‌های ساده برای برآورد وزن‌ها و h افق پیش‌بینی باشد، طول سری زمانی پیش‌بینی مرکب برابر $T - N - 2h - l + 1$ خواهد بود.

ترکیب‌هایی که برای ساختن پیش‌بینی مرکب در نظر 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. میانگین 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:

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

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

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 داشته باشند، وزن بیشتری می‌دهد. هنگامی که $\theta = 1$ باشد، تنزیلی صورت نمی‌گیرد و این روش همانند وزن‌های بهینه ارائه‌شده توسط بیتس و گرنجر (۱۹۶۹) برای حالتی که پیش‌بینی‌های ساده همبسته نباشند، خواهد بود. اگر $\theta < 1$ باشد، آنگاه وزن بیشتری به مشاهدات اخیر داده می‌شود. در این مطالعه مقادیر $\theta = 1$ ، $\theta = 0.8$ و $\theta = 0.6$ در نظر گرفته شده است.

۵. ایولفی و تیمرمن (۲۰۰۶) روشی بر مبنای خوشه‌بندی^۱ پیش‌بینی‌ها ارائه داده‌اند. روش کار بدین صورت است که پیش‌بینی‌های ساده را به K خوشه با اندازه‌های یکسان تقسیم می‌کنیم، به طوری که پیش‌بینی مدل‌های با کمترین میانگین مجذور خطای پیش‌بینی را در اولین خوشه و به همین ترتیب بقیه پیش‌بینی‌ها را در خوشه‌های بعدی قرار می‌دهیم. اکنون استراتژی‌های زیر را برای ترکیب در نظر 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 به عنوان 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.

۳.۵ وزن بهینه خوشه‌ای: در این روش، از پیش‌بینی‌های هر خوشه میانگین گرفته و آن را به عنوان پیش‌بینی خوشه در نظر می‌گیرد. سپس پیش‌بینی مرکب را به صورت ترکیبی از پیش‌بینی خوشه‌ها ارائه می‌دهد که وزنها به وسیله روش حداقل مربعات برآورد شده‌اند.

۴.۵ وزن انقباضی خوشه‌ای: این روش، پیش‌بینی‌های حاصل از روش قبل را به سمت وزنه‌های یکسان انقباض می‌دهد:

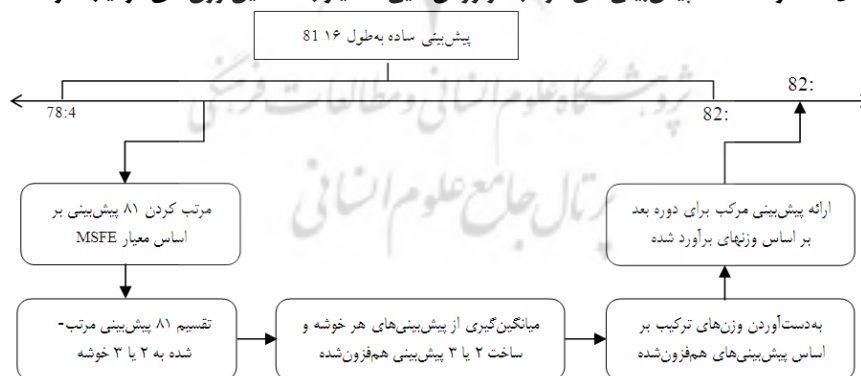
$$\hat{y}_{t+h,t}^c = \sum_{k=1}^{K-1} \hat{s}_{kt} \left[\left(\frac{i'_{N_k}}{N_k} \right) \hat{y}_{t+h,t}^k \right] \quad (5)$$

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

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

که $\hat{y}_{t+h,t}^k$ یک بردار $1 \times N_k$ حاوی پیش‌بینی‌های خوشه k ام است، i_{N_k} یک بردار $1 \times N_k$ است که تمامی درایه‌های آن عدد ثابت یک است، و $\hat{\omega}_{kt}$ برآورد حداقل مربعات از وزنه‌های ترکیب است. بدیهی است هر چه ρ بیشتر باشد، φ_t کوچکتر و لذا انقباض بیشتری به سمت وزنه‌های یکسان صورت می‌گیرد. بنابراین مقادیر ۲.۵ و ۵ و ۷.۵ برای ρ به ترتیب متناظر با انقباض کم، متوسط و زیاد است. لازم به ذکر است در این مطالعه مانند راپاچ و استراوس (۲۰۰۹)، مقادیر $K=2$ و $K=3$ را برای تعداد خوشه‌ها در نظر خواهیم گرفت. به عنوان نمونه، شکل ۱ نحوه ساخت اولین پیش‌بینی مرکب را برای افق پیش‌بینی ۱ فصل نشان می‌دهد. همان‌طور که این شکل نشان می‌دهد، در این مطالعه مقدار $l=16$ به عنوان حداقل تعداد مشاهدات لازم از پیش‌بینی‌های ساده برای تخمین وزن‌های ترکیب، در نظر گرفته شده است.

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



جدول ۲ عملکرد روش‌های مختلف ترکیب پیش‌بینی برای افق پیش‌بینی ۱ فصل

MSFE مدل پایه خودرگرسیون (۰.۰۰۰۳۳۱۴)			
روش ترکیب	MSFE نسبی	P-Value	درصد پیش‌بینی‌های ساده ضعیف‌تر
میانگین ساده	۰.۹۴۵	0.035*	۹۱.۳۶
میانگین پیراسته	۰.۹۵۱	0.042*	۹۰.۱۲
میان	۰.۹۷۴	0.141	۷۹.۰۱
مجذور خطای تنزیل شده، نرخ تنزیل=۰.۶	۰.۹۴۲	0.020*	۹۱.۳۶
مجذور خطای تنزیل شده، نرخ تنزیل=۰.۸	۰.۹۴۴	0.025*	۹۱.۳۶
مجذور خطای تنزیل شده، نرخ تنزیل=۱	۰.۹۴۵	0.032*	۹۱.۳۶
بهترین خوشه، تعداد خوشه=۲	۰.۹۵۲	0.039*	۹۰.۱۲
بهترین خوشه، تعداد خوشه=۳	۰.۹۴۷	0.042*	۹۱.۳۶
وزن یکسان خوشه‌ای، تعداد خوشه=۲	۰.۹۵۲	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 خوشه‌ای، ضریب انقباض=۵، تعداد خوشه=۲	۱.۰۰۶	0.474	۴۵.۶۸
وزن انقباضی خوشه‌ای، ضریب انقباض=۷.۵، تعداد خوشه=۲	۰.۹۹۳	0.460	۵۸.۰۲
وزن انقباضی خوشه‌ای، ضریب انقباض=۲.۵، تعداد خوشه=۳	۰.۹۹۸	0.494	۴۸.۱۵
وزن انقباضی خوشه‌ای، ضریب انقباض=۵، تعداد خوشه=۳	۰.۹۶۹	0.368	۸۳.۹۵
وزن انقباضی خوشه‌ای، ضریب انقباض=۷.۵، تعداد خوشه=۳	۰.۹۶۰	0.259	۸۶.۴۲

توضیحات: MSFE مدل پایه خودرگرسیون در ردیف اول و داخل پرانتز آمده است. لازم به ذکر است که برای تولید پیش‌بینی‌های ساده، ابتدا متغیرها تحت تبدیل پیش‌نهاد شده توسط آزمون دیکی-فولر تعمیم یافته مانا شده‌اند. ستون اول روش‌های مختلف ترکیب پیش‌بینی را نشان می‌دهد. در ستون دوم، MSFE نسبی هر روش ترکیب نسبت به MSFE مدل پایه آمده است. ستون سوم ارزش احتمال آزمون دیلدا-ماریانو تغییر یافته برای فرضیه‌ی برابری دقت پیش‌بینی مدل پایه و روش ترکیب مورد نظر 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 تولید شده توسط روش ترکیب مورد نظر داشته‌اند.

در مرحله‌ی بعد دقت هر پیش‌بینی مرکب را با پیش‌بینی مدل پایه (مدل خودرگرسیون) از لحاظ معیار MSFE و 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 شده است.^۱

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

جدول ۳ عملکرد روش‌های مختلف ترکیب پیش‌بینی برای افق پیش‌بینی ۴ فصل

MSFE مدل پایه خودرگرسیون (۰.۰۱۲۰۳۲)			
درصد پیش‌بینی‌های ساده ضعیف‌تر	P-Value	نسبی MSFE	روش ترکیب
96.30	0.000*	0.903	میانگین ساده
96.30	0.000*	0.916	میانگین پیراسته
87.65	0.000*	0.964	میان‌ه
97.53	0.000*	0.864	مجذور خطای تنزیل شده، نرخ تنزیل=۰.۶
97.53	0.000*	0.869	مجذور خطای تنزیل شده، نرخ تنزیل=۰.۸
96.30	0.000*	0.904	مجذور خطای تنزیل شده، نرخ تنزیل=۱
96.30	0.000*	0.924	بهترین خوشه، تعداد خوشه=۲
96.30	0.004*	0.908	بهترین خوشه، تعداد خوشه=۳
96.30	0.000*	0.924	وزن یکسان خوشه‌ای، تعداد خوشه=۲
96.30	0.000*	0.912	وزن یکسان خوشه‌ای، تعداد خوشه=۳
14.81	0.016*	1.132	وزن بهینه خوشه‌ای، تعداد خوشه=۲
39.51	0.443	1.022	وزن بهینه خوشه‌ای، تعداد خوشه=۳
88.89	0.143	0.954	وزن انقباضی خوشه‌ای، ضریب انقباض=۲.۵، تعداد خوشه=۲
96.30	0.001*	0.922	وزن انقباضی خوشه‌ای ضریب انقباض=۵، تعداد خوشه=۲
96.30	0.000*	0.901	وزن انقباضی خوشه‌ای ضریب انقباض=۷.۵، تعداد خوشه=۲
97.53	0.020*	0.830	وزن انقباضی خوشه‌ای ضریب انقباض=۲.۵، تعداد خوشه=۳
97.53	0.006*	0.837	وزن انقباضی خوشه‌ای ضریب انقباض=۵، تعداد خوشه=۳
97.53	0.001*	0.872	وزن انقباضی خوشه‌ای ضریب انقباض=۷.۵، تعداد خوشه=۳
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 ارائه شده در جداول فوق می‌توان چند نتیجه‌گیری کلی از نحوه‌ی عملکرد پیش‌بینی‌های مرکب به دست 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 MDM بهتر از مدل پایه عمل می‌کنند، در افق پیش‌بینی ۱ فصل 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 تنزیل شده با نرخ تنزیل ۰.۶ (نسبی MSFE = ۰.۹۴۲)، و در افق پیش‌بینی ۴ فصل روش وزن انقباضی خوشه‌ای با ضریب انقباض ۲.۵ و تعداد خوشه ۳ (نسبی MSFE = 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 تنزیل شده 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 وزنه‌های یکسان سوق داده شوند)، 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 ارائه شده، 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 شده است، روش‌های ساده ترکیب یعنی روش‌هایی 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 نهاده شده‌اند و نیاز به اطلاعات کامل ماتریس واریانس-کواریانس خطاهای پیش‌بینی دارند، عمل می‌کنند. در نتایج ارائه شده مشاهده گردید که روش‌های ساده ترکیب یعنی میانگین ساده، میانگین پیراسته، وزن یکسان خوشه‌ای، بهترین خوشه و روش‌های مجذور خطای تنزیل شده بسیار بهتر از روش‌های وزن بهینه خوشه‌ای عمل کردند. همچنین در میان روش‌های 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. یکی از دلایلی که سبب این نتیجه‌گیری شده‌است می‌تواند بروز تغییرات ساختاری در مدل‌های تولیدکننده پیش‌بینی باشد.

روش وزن بهینه خوشه‌ای علی‌رغم برخورداری از پشتوانه نظری، عملکرد قابل‌قبولی ندارد؛ به نظر می‌رسد علی‌رغم تقسیم پیش‌بینی‌های ساده به چند خوشه و استفاده از میانگین پیش‌بینی‌های هر خوشه برای کاستن از خطای تخمین، اما همچنان خطای تخمین بزرگ است به طوری که 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 به نظر می‌رسد که با افزایش تعداد خوشه‌ها از ۲ به ۳، هم‌مفزونی 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 Efficiency 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

HamedAtrianfar¹, Saed Mehdi Barakchian², Saed Farshad Fatemi
Ardestani³

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