مطالعات مدیریت راهبردی
شماره ۴۴ ـ زمستان ۱۳۹۹
ص‌ص ۱۲۹-۱۰۳

ممیزی راهبردی نیروی کار ایران در نواحی کوچک

اشکان شباک *، تابان باغفلکی **، مرضیه خاکستری ***

چکیده

مدیریت نیروی کار کشور موضوعی راهبردی است که برای مدیریت آن نیاز به تصمیم‌گیری راهبردی، تحلیل راهبردی محیطی شرایط و عملکرد موجود است که البته داشتن اطلاعات آماری پیش‌نیاز این تحلیل است. در حال حاضر با توجه به شرایط اقتصادی کشور نیاز است تا وضعیت نیروی کار علاوه بر سطوح ملی و استانی، در سطح شهرستان نیز ممیزی شده تا امکان بهبود وضعیت نیروی کار کشور در یک نظام مدیریت یکپارچه صورت پذیرد. با این وجود، در حال حاضر آمارگیری‌های رسمی نیروی کار ایران تنها در سطح ملی و استانی بهینه است و در سطح نواحی کوچک یعنی شهرستان قابل اعتماد نیست. هدف این مقاله تبیین نرخ بیکاری استان‌ها و شهرستان‌های کشور در نواحی کوچک برآورد شوند تا امکان تحلیل شکاف و به‌تبع آن ممیزی و برنامه‌ریزی راهبردی برای وضعیت نیروی کار ایران و کاهش نرخ بیکاری از سطح شهرستان‌ها به کوچکترین نواحی این حوزه فراهم شود. لذا از داده‌های آمارگیری نیروی کار مرکز آمار ایران سال ۱۳۹۷ استفاده شده است. در برآورد، آمارگیری‌های نمونه‌ای رایج که در آن‌ها واحدهای نمونه وزن‌دهی شده‌اند، معمولاً به روش‌های مدل‌بندی معمول و بدون در نظر گرفتن وزن‌های آمارگیری منجر به برآوردهای اریب می‌شود. بنابراین در این مطالعه، برای برآورد نرخ بیکاری شهرستان‌ها، از روش‌های بیزی با در نظر گرفتن وزن‌های نمونه‌گیری استفاده شده است.

کلید واژگان: تصمیم‌گیری راهبردی، ممیزی راهبردی، برآورد کوچک‌ناحیه، برآوردگر بیزی موزون، برآوردگر شبه‌پسینی بیزی.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۰۸/۱۶ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۰۹/۲۹

* استادیار، پژوهشکده آمار، تهران، ایران (نویسنده مسئول)

Email: a.shabbak@gmail.com

** استادیار، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.

*** استادیار، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران.

۱. مقدمه

مدیریت نیروی کار برای هر کشور موضوعی راهبردی است . لذا مدیریت آن نیازمند تصمیماتی است که با توجه به سوابق و اطلاعات گذشته، پیش‌بینی درستی از آینده داشته باشد. چنین مدیریتی را مدیریت راهبردی گویند که وجه اصلی و تعیین کننده آن تصمیم‌گیری راهبردی[1] است [۴]، [۳۴]، [۳۵]. یکی از ابزارهای موثر برای تصمیم‌گیری راهبردی، ممیزی راهبردی است و در آن و پیش از طرح عرصه‌ها و محورهای ممیزی باید تحلیل‌های راهبردی[2] مطرح شوند که یکی از مهم‌ترین وجوه آن توانمندی به‌کارگیری داده‌ها و اطلاعات ناشی از نتایج تجزیه‌وتحلیل‌ها و مدل‌های آماری است. یکی از مهم‌ترین فنون تجزیه‌وتحلیل که برای ممیزی راهبردی[3] نیاز است، تحلیل شکاف است [۳]. تکیه اصلی این روش بر شکاف میان موارد برنامه‌ریزی شده و نتایج به دست آمده با توجه به انتظارات و واقعیت‌ها است. در سطح کلان، تحلیل راهبردی با شناخت روندها و تشخیص شکاف‌های راهبردی منجر به اثربخشی فرایند برنامه‌ریزی راهبردی می‌شود [۱۴].

برای داشتن یک تحلیل راهبردی مناسب از شرایط نیروی کار در ایران و برنامه‌ریزی استراتژیک در این خصوص بررسی و شناخت روندها و تحولات وضع موجود و ترسیم آینده بر مبنای این داده‌ها ضروری است. در حالی‌که اکنون نتایج آمارگیری نیروی کار مرکز آمار ایران تنها برای سطوح ملی و استان بهینه است و آماری برای سطح شهرستان در دسترس نیست. داشتن اطلاعات از وضعیت نیروی کار و عوامل موثر بر آن در سطح شهرستان علاوه بر آن‌که برای ممیزی و برنامه‌ریزی راهبردی در سطح شهرستان مهم است برای ممیزی و برنامه‌ریزی راهبردی در سطح استانی و ملی هم به‌عنوان یک جز نهادی و ساختاری از کل، ضروری است. از سوی دیگر شیوه‌های گردآوری اطلاعات آماری، به دلیل رابطه مستقیمی که با کیفیت داده‌ها، اندازه‌ی دقت برآوردها و نیز اعتبار استنباط‌های پس از آمارگیری دارند، همواره از اصلی‌ترین دغدغه‌ی دست اندرکاران آمارگیری و برنامه‌ریزان آمار و اطلاعات هستند. امروزه روش‌های طرح‌مبنا، با افزایش بار خطاهای غیر نمونه‌گیری (به ویژه خطای بی‌پاسخی، خطای اندازه‌گیری و خطای پوشش) مواجه هستند.

به همین دلیل طراحان طرح‌های آمارگیری تلاش دارند تا به کمک روش‌های پیچیده‌تری مانند بهره‌گیری از اطلاعات و متغیرهای کمکی و یا وزن‌دهی متناسب با شرایط نمونه‌گیری، به تعدیل و اصلاح نتایج و کاهش انحراف استاندارد برآوردگرهای مبتنی بر روش‌های طرح مبنا بپردازند. علاوه بر این گاه شرایطی اتفاق می‌افتد که به دلیل کوچک بودن حجم نمونه و محدویت نمونه‌گیری ناشی از شرایط جغرافیایی روش‌های طرح‌مبنا به‌طور کلی از نظر اصول آماری معنادار نبوده و کارایی ندارند. در چنین مواردی آمارشناسان روش مدل‌مبنا را توصیه کرده‌اند که البته به دلایل فنی و محاسبات پیچیده و نیز معمولاً دقت پایین‌تر آن از روش‌های آمارگیری‌ها، سازمان‌های آماری تاکنون رغبت چندانی برای به‌کارگیری این روش در فرآیند تولید آمار خود، به جز کاربرد در برآورد ناحیه‌های کوچک، نداشته‌اند [۱]. در روش مدل‌مبنا با تاکید کمتر بر توزیع نمونه‌ای برآوردگرها، تلاش می‌شود با استفاده از یک مدل آماری به برآورد پارامترهای مورد نظر پرداخت. در این روش، برآوردها و پیش‌گویی‌ها با به‌کارگیری مدل سری زمانی رگرسیونی که بر پایه ارتباط میان پارامترهای مورد نظر و متغیرهای کمکی شکل گرفته به دست می‌آیند. از سوی دیگر منابع اطلاعاتی ناشی از داده‌های پیشین (مانند آمارگیری‌های گذشته و یا داده‌های ثبت شده) همواره از مهم‌ترین منابع اطلاعاتی برای این منظور هستند. به این منظور، آمارشناسان روش‌های بیزینی را که رویکردی مشخص و معین دارند، به‌کار می‌برند[۹]، [۲۹].

---

[1] Strategic Decision Making

[2] Strategic Analysis

[3] Strategic Audit

در آمارگیری‌ها برای گردآوری داده‌های خام، به ندرت از یک نمونه تصادفی ساده با احتمال انتخاب برابر آزمودنی‌ها، استفاده شده و در عمل، روش‌های نمونه‌گیری پیچیده‌تری مانند طبقه‌بندی یا خوشه‌بندی، با احتمال انتخاب نابرابر آزمودنی‌ها، به‌کارگرفته می‌شود. در این حالت یک روش متداول، استفاده از روش‌های وزنی است. این روش‌ها مانند عامل‌های گسترش عمل می‌کنند. به این مفهوم که وزن‌ها، احتمال‌های نابرابر به واحدهای مورد بررسی تخصیص می‌دهند. یعنی نمونه‌های انتخاب شده را وزن‌دار کرده و آنها را به‌عنوان یک نمونه منعکس‌کننده از جامعه معرفی می‌نمایند [۱۱]، [۱۳] و [۲۱]. در بسیاری از تحلیل‌های آماری، این وزن‌ها نادیده گرفته می‌شوند. بنابراین استفاده از روش‌های کلاسیک و استاندارد برآورد و استنباط آماری، در مواردی که وزن آمارگیری موجود است، منجر به برآوردهای ناکارا و اریب از پارامترها خواهد شد. خصوصاً این موضوع در تحلیل‌های بیزی دارای اهمیت بیشتری است [۲۱] و [۳۶]. این موضوع به ویژه در آمارگیری‌های بزرگ، مانند طرح‌های آمارگیری «هزینه و درآمد خانوار» و «نیروی کار مرکز آمار ایران» بیشتر اهمیت پیدا می‌کند.

آمارگیری نیروی کار ایران که هر ساله مرکز آمار ایران اجرا می‌کند برآوردهای قابل اعتمادی برای شاخص‌های نیروی کار، به‌مثابه یکی از شاخص‌های کلان و مهم اقتصادی–اجتماعی، در سطح کشور و استان‌ها ارائه می‌کند. اما از آنجا که این آمارگیری برای محاسبه‌ی برآوردهای مورد نظر در سطح کل کشور و استان‌ها بهینه شده است، به‌کارگیری روش‌های برآورد معمول برای محاسبه برآوردهای نیروی کار در سطح شهرستان به دلیل نبود تعداد نمونه کافی در شهرستان‌ها منطقی نیست در حالی که یکی از نیازهای اصلی برنامه‌ریزان و سیاست‌گذاران کشور همواره، برآورد شاخص‌های نیروی کار در سطح مناطق جغرافیایی کوچکتر از جمله شهرستان‌ها بوده است. از سوی دیگر طراحی آمارگیری‌هایی برای برآورد شاخص‌های اشتغال و بیکاری در سطح شهرستان‌ها، به روش کلاسیک مستلزم صرف هزینه‌های زیادی است. در چنین شرایطی استفاده از روش‌های برآورد کوچک‌ناحیه‌ای یکی از راهکارهایی است که امکان محاسبه‌ی برآوردهای موردنظر با سطح مطلوبی از اطمینان را برای مناطق جغرافیایی یا زیرجامعه‌های کوچک فراهم می‌آورد. در این روش‌ها معمولاً با استفاده از اطلاعات کمکی برآوردهایی قابل قبول و با خطایی کمتر از برآوردهای مستقیم به‌دست می‌آید.

بنابراین در این مقاله، به طور کلی، تلاش می‌شود تا ضمن بررسی اصول و مفاهیم اولیه ضروری، با به‌کارگیری روش‌های نوین استنباط بیزی و در نظر گرفتن وزن‌های نمونه‌گیری به بهبود برآورد پارامترها، به ویژه در نواحی کوچک جامعه مورد آمارگیری پرداخته شود. برآورد نرخ بیکاری استان‌ها و شهرستان‌های کشور به‌عنوان مطالعه موردی برای داشتن اطلاعات لازم برای ممیزی و تصمیم گیری راهبردی برای مدیریت راهبردی وضعیت بیکاری کشور و تحلیل محیطی شرایط آن، در این پژوهش در نظر گرفته شده است. این مقاله در پنج بخش سازماندهی شده است.

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش:

در این بخش ضمن ارائه برخی از تعاریف و مفاهیم مهم و مبانی موضوع که در ادامه مقاله به آن‌ها نیاز خواهیم داشت، مروری بر نوشتگان مرتبط نیز انجام می‌شود.

تعاریف و مفاهیم کلی

تحلیل راهبردی: که به آن رصدکردن محیطی[1] نیز گویند، بخشی از فرایند مدیریت راهبردی است که در آن کلان روندهای محیط، شامل «روندهای فناوری، اجتماعی، اقتصادی، رفتار بازار، الزامات قانونی» بازشناسی و تحلیل می‌شود [۱۹].

[1] Environmental Scanning

تصمیم‌گیری راهبردی: نتایج این نوع تصمیم‌گیری بر آینده تاثیرگذار است و دارای سه ویژگی بنیادین «نادر، نتیجه‌گرا و هدایت‌گر» است. نادر به این معنی که معمولاً سابقه‌ای برای آن وجود نداشته و تعدد ندارد. نتیجه‌گرا، چون با جذب منابع زیاد، تعهد فراوانی برای عده کثیری ایجاد می‌کند و هدایت‌گر است چون در طول زمان دستورالعمل و رویه‌های زیادی بر مبنای آن تدوین می‌شوند [۳۵].

برآورد[1]: برآورد یا تخمین به روشی گفته می‌شود که برای پیش‌بینی یا حدس تعداد اعضای یک گروه با استفاده از تقریب استفاده می‌شود. معمولاً زمانی به‌کار می‌رود که ورودی‌های بدست آمده کامل نباشند یا عدم قطعیت در تعداد آن‌ها باشد یا ثبات وضعیت وجود نداشته باشد. در علم آمار برآورد بر دو نوع است: براورد کلاسیک و براورد بیزی. در برآورد بیزی بر خلاف روش کلاسیک که پارامتر را یک مقدار ثابت و مجهول در نظر می گیرند، پارامتر یک متغیر تصادفی است. در واقع در روش بیزی هدف این است که بر اساس مشاهدات یک متغیر تصادفی، متغیر تصادفی دیگری را تخمین بزنیم.

آمارگیری از نیروی کار در ایران: برای نخستین بار اطلاعات آماری نیروی انسانی، در سال ۱۳۱۸ گردآوری شد. سپس در سال‌های بعد ضمن اجرای سرشماری‌های عمومی نفوس و مسکن آمار و اطلاعات اساسی مربوط به نیـروی کار را مرکز آمار ایران جـمع‌آوری کرد و علاوه بر آن از سال ۱۳۷۶، طرح نمونه‌گیری ویژگی‌های اشتغال و بیکاری خانوار نیز به اجرا درآمده است. سپس از سال ۱۳۸۴ آمارگیری از نیروی کار با استفاده از روش نمونه‌گیری چرخشی، جایگزین طرح مذکور گردیده است که تا کنون انجام می‌شود. برای اطلاعات بیشتر به [۳۲] مراجعه شود.

کار: آن دسته از فعالیت‌های اقتصادی (فکری یا بدنی) که به منظور کسب درآمد (نقد یا غیرنقدی) صورت پذیرد و هدف آن تولید کالا یا ارائه خدمت باشد.

جمعیت فعال اقتصادی[2]: تمام افراد ۱۰ ساله و بیشتر (حداقل سن تعیین شده)، که در هفته تقویمی قبل از هفته آمارگیری (هفته مرجع) طبق تعریف کار، در تولید کالا و خدمات مشارکت داشته (شاغل) و یا از قابلیت مشارکت برخوردار بوده‌اند (بیکار).

شاغل: تمام افراد ۱۰ ساله و بیشتر که در طول هفته مرجع، طبق تعریف کار، حداقل یک ساعت کار کرده و یا بنا به دلایلی به‌طور موقت کار را ترک کرده باشند، شاغل محسوب می‌شوند. شاغلان به‌طور عمده شامل دو گروه مزد و حقوق‌بگیران و خوداشتغالان می‌شوند.

بیکار[3]: بیکار به تمام افراد ۱۰ سال و بیشتر اطلاق می‌شود که:

- در هفته مرجع یا هفته بعد از آن آماده برای کار باشند.
- در هفته مرجع و سه هفته قبل از آن جویای کار باشند.

افرادی که به دلیل آغاز به کار در آینده و یا انتظار بازگشت به شغل قبلی جویای کار نبوده، ولی فاقد کار و آماده برای کار بوده‌اند نیز بیکار محسوب می‌شوند.

نرخ بیکاری[4]: نسبت جمعیت بیکار به جمعیت فعال اقتصادی (شاغل و بیکار) است که در ارقام بین صفر و یک اعلام می‌شود.

---

[1] Estimation
[2] Economically active population
[3] Unemployment
[4] Unemployment Rate

کوچک‌ناحیه[1]: آمارگیری‌های نمونه‌ای در عمل برای فراهم آوردن برآوردهایی نه تنها از جامعه‌ی کل مورد نظر، بلکه برای انواع گوناگون زیر جامعه‌ها (حوزه‌ها) نیز به‌کار می‌روند. حوزه‌ها می‌توانند به وسیله‌ی ناحیه‌های جغرافیایی یا گروه‌های جمعیتی یا دیگر زیرجامعه‌ها تعریف شوند. به‌طور مثال حوزه‌ی جغرافیایی شامل ایالت یا استان، شهرستان، حوزه‌ی شهرداری، منطقه‌ی مدرسه‌ها، منطقه‌ی بیمه‌ی بیکاری، ناحیه کلان شهرها و ناحیه‌ی خدمات تندرستی را می‌توان برشمرد. واژه کوچک‌ناحیه معمولاً به یک ناحیه جغرافیایی کوچک، مانند استان، شهرستان،شهر، بخش یا هر زیر جامعه کوچکی مانند گروه‌های سنی، جنسی و نژادی در یک ناحیه جغرافیایی که دامنه‌ی کوچکی از ناحیه‌های جغرافیایی بزرگتر را شامل می‌شود، دلالت دارد.

البته کوچک‌ناحیه‌ها لزوما ناحیه‌های جغرافیایی نیستند. در مبانی آمارشناسان کوچک‌ناحیه معمولاً ناظر بر ویژگی خاصی است که شامل تعداد نمونه کم و ناکافی برای برآورد در سطح جامعه یا زیر جامعه است. شایان گفتن است در این مقاله شهرستان یک کوچک‌ناحیه در نظر گرفته شده است. در بیشتر موارد داده‌های به دست آمده از آمارگیری‌های نمونه‌ای می‌تواند برای برآورد پارامترهای مورد نظر از طریق مستقیم و قابل اعتماد، برای ناحیه‌ها یا دامنه‌های بزرگ استفاده شود، اما اندازه کم نمونه در کوچک‌ناحیه‌ها به ندرت اطلاعات کافی برای برآوردهای مستقیم را دارد. در این حالت ضروری است از اطلاعات «نواحی مرتبط، کوچک‌ناحیه‌های مشابه، اطلاعات همان ناحیه در مطالعه‌های گذشته، سرشماری‌های اخیر، رکوردهای اداری و یا ترکیبی از همه موارد» مانند اطلاعات کمکی یا اضافی[2]، برای برآورد پارامترهای مورد نظر استفاده کرد. این روش برآورد را روش غیرمستقیم و چنین برآوردگری را برآوردگر غیرمستقیم می‌نامند. معمولاً برآوردگرهای غیرمستقیم برای برآورد کوچک‌ناحیه‌ها، بر پایه روش‌های مدل مبنا هستند که این مدل‌ها ارتباط بین نواحی کوچک از طریق اطلاعات جانبی و کمکی را فراهم می‌کنند.

پیشینه پژوهش

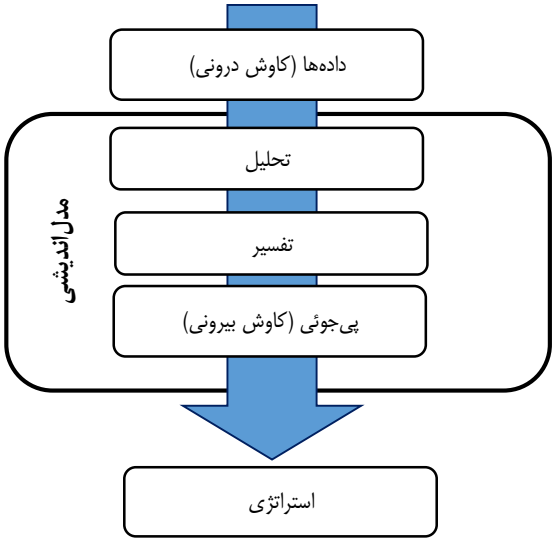
در ادامه این بخش به چند نمونه از پژوهش‌هایی اشاره می‌شود که در زمینه تحلیل و رصدکردن محیط و برآورد نرخ بیکاری در کشور ایران و جهان انجام شده است.

در فرایند تصمیم‌گیری و تحلیل راهبردی شاخص‌هایی تحلیل می‌شوند که تغییرات آنها می تواند در شکل‌گیری مضامین جدید و تحول در محیط، دولت، جامعه و بنگاه‌ها موثر باشد [۱۸] و [۱۹]. نقش حیاتی تصمیم‌گیری راهبردی محیطی در فرایند مدیریت راهبردی هر چه از سطح بنگاه به سطوح کلان‌تر مانند دولت ها نزدیک‌تر می‌شویم، پر رنگ‌تر می‌شود. این فرایند تولید داده‌های آماری در سطح ملی را با فرایند تصمیم‌سازی پیوند می‌زند [۱۴]. پژوهش‌گران بسیاری فرایندهای تحلیل راهبردی را با دوراندیشی یا مآل‌اندیشی راهبردی از طریق کنکاش محیطی ترکیب کرده و مورد مطالعه قرار داده‌اند [۱۰] و [۱۹]. شکل ۱ نمایی از این ترکیب را به نمایش می گذارد.

---

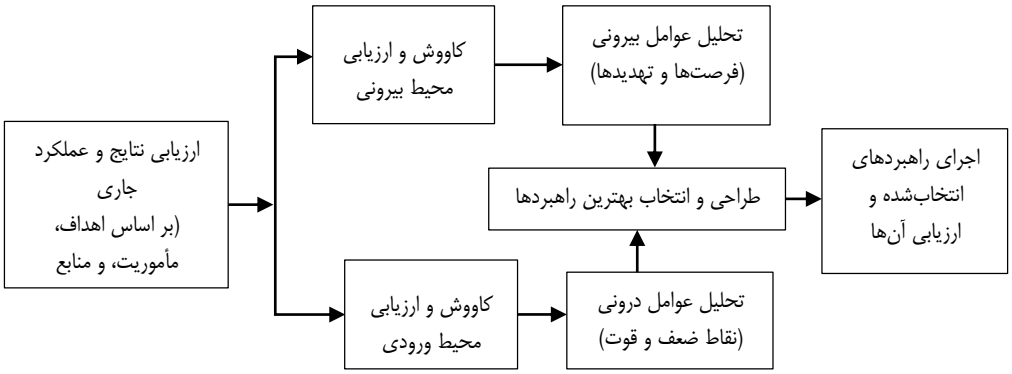
[1] Small Area

[2] Auxiliary information



شکل ۱. فرایند تحلیل راهبردی (وروس ۲۰۰۳)

همچنین مطالعات فراوانی در سطح بنگاه ها در مورد تصمیم‌گیری راهبردی صورت گرفته است. پژوهش‌گران در این پژوهش‌ها عمدتا بر تمایز این نوع تصمیم‌گیری و تفاوت فرایندهای آن [۶] و [۳۳]، یا تعامل آن با هوش رقابتی و پشتیبانی از آن [۵]، متمرکز بوده‌اند. ممیزی راهبردی یک ابزار مهم تصمیم‌گیری راهبردی، برای تشخیص مشکلات و نقاط بحرانی و نیز برجستگی نقاط قوت و ضعف به‌کار می‌رود. فرآیند ممیزی راهبردی کاملا شبیه به فرآیند تصمیم‌گیری راهبردی است و در شکل ۲ نمایش داده شده است [۳۵] .



شکل ۲. فرایند ممیزی راهبردی (اوییلن و همکاران، ۲۰۱۸).

برای برآورد نرخ بیکاری نیز در ایران، روش‌های متعددی استفاده شده است. از جمله کاظم‌زاده (۱۹۹۹) «مقایسه تطبیقی منحنی فیلیپس[1] و تعیین نرخ بیکاری طبیعی در ایران» به آزمون فرضیه «رابطه بین نرخ تورم و بیکاری در کوتاه مدت خطی و نزولی است»، پرداخت [۲۰]. در مراجع [۲]، [۱۲] و [۲۹] مرور بارزی از مطالعات انجام گرفته در این زمینه شده است. علی‌رغم وجود نمونه‌های کم از به‌کارگیری روش های بیزی در برآورد نرخ بیکاری در ایران، موارد متعددی در جهان از کاربرد روش‌های بیزی برای برآورد نرخ بیکاری وجود دارد. به‌طور مثال داتا و همکاران (۱۹۹۹) نرخ بیکاری را برای ایالات متحده با استفاده از روش بیز سلسله مراتبی براورد کردند [۷] و سمینسکو (۲۰۱۷) مقاله‌ای را برای پیش‌گویی فاصله بیزی نرخ تورم و نرخ بیکاری در رومانی ارائه داد [۳۱].

[1] Philips Curve

برای برآورد پارامترها در کوچک‌ناحیه‌ها نیز از روش‌های متفاوتی استفاده می‌کنند. یکی از روش‌های معمول برآورد غیرمستقیم در کوچک‌ناحیه‌ها، برآورد بر مبنای مدل‌های هم‌گذاشتی[1] است. معمولاً در حالتی که کوچک‌ناحیه‌ها دارای ویژگی‌های یکسانی با ناحیه بزرگ‌تر هستند و اطلاعات سرشماری نزدیک به زمان مورد نظر نیز در دسترس است می‌توان از این روش استفاده کرد [۲۸] و [۳۰]. یکی دیگر از این روش‌ها، استفاده از منابع اطلاعاتی پیشین است که روش‌های استنباط بیزی در برآوردهای مدل مبنای نواحی کوچک را به‌کار می‌گیرد.

به‌طور کلی دو الگوی مدل‌بندی سطح‌ناحیه[2] و سطح‌واحد[3]برای تحلیل داده‌های کوچک‌ناحیه مدل‌مبنا وجود دارد. در مرور نوشتگان، مطالعات زیادی در برآورد کوچک‌ناحیه‌ای برای الگوی سطح‌ناحیه، به‌ویژه برای برآورد نسبت (احتمال موفقیت) در متغیرهای دودویی، یافت می‌شود [۲۶]. برای آشنایی با مدل‌های سطح‌واحد نیز می‌توان به مراجع [۲۳]، [۲۷] و [۳۷] مراجعه کرد.

همچنین استفاده از برآوردگرهای نواحی کوچک برای برآورد نرخ بیکاری نیز در مرور نوشتگان به وفور یافت می‌شود. فابریزی در سال ۲۰۰۲ نرخ بیکاری را برای کوچک‌ناحیه‌ها برای جمعیت نیروی کار ایتالیا با استفاده از روش بیزی به‌دست آورد [۸]. پریرا و همکارانش (۲۰۱۱) از دیگر افرادی هستند که نرخ بیکاری در نواحی کوچک را با الگوی سطح‌واحد برآورد کردند [۲۵]. در ایران نیز مطالعاتی برای برآورد نرخ بیکاری صورت گرفته است. به‌طور مثال عباس‌زاده و نوابپور (۲۰۱۳) دو مدل رگرسیون لوژستیکی و مدل آمیخته‌ی لوجیتی چندجمله‌ای با اثرهای تصادفی برای برآورد نسبت بیکاری در استان‌ها را معرفی کردند [۱]. همچنین در مطالعه‌ای دیگر نعمت‌اللهی و همکاران (۲۰۱۳) نرخ بیکاری در سطح شهرستان را با استفاده از روش‌های برآورد کوچک‌ناحیه‌ای به‌دست آوردند [۲۴]. حسینی نسب و احمدلو (۲۰۱۴) نیز میانگین طول مدت بیکاری در ایران و اثر استان بر آن را با استفاده از مدل‌های سه‌سطحی برآورد و پیش‌بینی کردند [۱۷].

۳. روش‌شناسی پژوهش

استنباط بیزی و تحلیل داده‌ها به روش بیزی موزون: استنباط بیزی بر مبنای تعریف توزیع‌های پیشینی برای پارامترهای نامعلوم و به دست آوردن توزیع‌های پسینی آن‌ها انجام می‌شود. در رویکرد بیزی بر خلاف دیدگاه آمار کلاسیک (فراوانی‌گرا) که پارامترها کمیت‌های ثابت و نامعلوم هستند، θ خود یک متغیر تصادفی است و تغییرات آن توسط توزیع احتمال $\pi(\theta)$ (توزیع پیشین[4]) بیان می‌شود. سپس از جمعیت یک نمونه آماری جمع‌آوری می‌شود و بر اساس آن توزیع پیشین تصحیح می‌شود. این توزیع تصحیح شده توزیع پسین[5] نام دارد که توزیع احتمال بردار پارامتری به شرط مشاهده داده‌ها است و آن را به‌صورت $\pi(\theta|X)$ نمایش می‌دهند برای کسب اطلاعات بیشتر در این زمینه‌ها می‌توان به [۹] مراجعه کرد.

همان‌طور که در مقدمه گفته شد در نمونه‌گیری‌های احتمالاتی برای داده‌های بزرگ، یک روش متداول برای جلوگیری از اریبی و ناکارایی برآوردگرها، استفاده از وزن‌های نمونه‌گیری است. روش‌های زیادی برای استفاده از وزن‌های نمونه‌گیری پیشنهاد شده است که یکی از مشهورترین آن‌ها، روش شبه ماکسیمم درستنمایی است [۲۸]، که در این مقاله تعمیم یافته بیزی این روش عمل شده است. برای این‌کار فرض می‌شود Y متغیری تصادفی از جامعه‌ای است که به وسیله تابع چگالی $p(y|\theta)$ توصیف می‌شود، که در آن θ بردار پارامترهای نامعلوم است که قصد برآورد آن را داریم. همچنین نمونه تصادفی $y' = \left(y_1, \dots, y_n\right)$ که بر مبنای یک طرح نمونه‌گیری حاصل

---

[1] Synthetic
[2] Area-level models
[3] Unit-level models
[4] Prior distribution
[5] Posterior distribution

شده، موجود است. مشاهده iام دارای وزن نمونه‌گیری w_i $\left(0 < w_i < \infty\right)$، $\sum_{i=1}^{n} w_i = m$ و $w' = \left(w_1, \ldots, w_n\right)$ است. فرض می‌کنیم وزن‌ها طوری محاسبه شده‌اند که وزن w_i متناسب با عکس احتمال انتخاب نمونه در طرح آمارگیری باشد. همچنین w_i طوری مقیاس شده که وزن نرمال‌شده $\tilde{w}_i = \frac{w_i}{m}$ مرتبط با نسبتی از واحدهای جامعه یعنی y_i است.

برآوردگر شبه ماکسیمم درستنمایی[1]: برای به‌دست آوردن برآورد شبه ماکسیمم درستنمایی، لگاریتم درستنمایی معمولی با مجموع وزنی لگاریتم توزیع هر مشاهده جانشین می‌شود. بدین ترتیب لگاریتم تابع شبه درستنمایی عبارت است از:

$$L_p(\theta; y) = \sum_{i=1}^{n} w_i \log p(y_i|\theta) \qquad (1)$$

مانند آنچه در برآورد ماکسیمم درستنمایی داریم، برآورد شبه ماکسیمم درستنمایی برای پارامتر نامعلوم θ که آن را $\hat{\theta}_{PMLE}$ می‌نامیم، با استفاده از ریشه مشتق مرتبه اول $L_p(\theta, y)$ حاصل می‌شود، به عبارتی

$$\hat{\theta}_{PMLE} = arg\min_{\theta} L_p(\theta; y) \qquad (2)$$

که به‌صورت زیر حاصل می‌شود:

$$\frac{\partial L_P(\theta; y)}{\partial \theta} = \sum_{i=1}^{n} w_i \frac{\partial}{\partial \theta} \log p(y_i|\theta) = 0$$

این برآوردگر سازگار است اما کارا نیست [۳۶]. همچنین، تحت برخی شرایط نظم

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_{PMLE} - \theta_0) \xrightarrow{d} N(0, H_w^{-1} V_w H_w^{-1})$$

که در آن θ_0 مقدار واقعی پارامتر θ و H_w و V_w به صورت سازگار با روابط زیر برآورد می‌شوند:

$$\hat{H}_w = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} w_i \frac{\partial^2}{\partial\theta\partial\theta'} \log p(y_i|\hat{\theta}_{PMLE}), \qquad (3)$$

$$\hat{V}_w = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} w_i^2 \frac{\partial}{\partial\theta} \log p(y_i|\hat{\theta}_{PMLE}) \frac{\partial}{\partial\theta'} \log p(y_i|\hat{\theta}_{PMLE}), \qquad (4)$$

استنباط درباره پارامتر θ با محاسبه خطاهای استاندارد از ماتریس کواریانس مشاهده شده $n^{-1}\hat{H}_w^{-1}\hat{V}_w\hat{H}_w^{-1}$ حاصل می‌شود.

برآوردگر شبه پسینی بیزی[2]: چارچوب بیزی همتایی برای روش شبه ماکسیمم درستنمایی وجود دارد که اصطلاحا آن را برآورد شبه پسینی بیزی می‌نامند. در واقع با جایگزینی تابع درستنمایی معمولی روش بیزی، با تابع شبه درستنمایی، با رویکرد تشریح شده، برآوردگر شبه پسین بیزی به دست می‌آید. بنابراین با استفاده از این قاعده، چگالی پسینی برآوردگر شبه پسینی بیزی مورد نظر، با توزیع پیشین $p(\theta)$، عبارت است از

---

[1] Pseudo Maximum Likelihood Estimator (PMLE)

[2] Bayesian Pseudo Posterior Estimator (BPPE)

$$\tilde{p}(\theta|y,w) \propto p(\theta)\prod_{i=1}^{n} p(y_i|\theta)^{w_i}. \qquad (۵)$$

ثابت می‌شود $\tilde{p}(\theta|y,w)$ به توزیع نرمال با میانگین $\widehat{\theta}$ و ماتریس کواریانس $n^{-1}\hat{H}_w^{-1}$ همگراست، که در آن $\widehat{\theta}$ مد پسینی[1] و H ماتریس هِسی وزنی[2] است. مد پسینی $\widehat{\theta}$ برآوردگر سازگار پارامتر θ_0 بوده که θ_0 جواب یکتای معادله $\theta_0 = \max_{\theta\in\Theta} E_y[\log p(y|\theta)]$ است. توجه کنید که چون توزیع شبه پسین به توزیع نرمال با ماتریس کواریانسی متفاوت از ماتریس کواریانس PMLE همگرا است، برآوردهای بازه‌ای مستخرج از آن متفاوت از برآورد کلاسیک بوده و ممکن است احتمال پوشش ضعیفی داشته باشد [۱۳].

برآوردگر بیزی موزون[3]: از جمله معایب برآوردگر شبه پسینی بیزی، مشکلات آن برای تعمیم به مدل‌های پیچیده و احتمال پوشش ضعیف بازه‌های اطمینان فراوانی‌گرا است. برای حل این مشکلات، گاناوان و همکاران (۲۰۲۰) روش دیگری با عنوان برآوردگر بیزی موزون ارایه دادند. این روش بر مبنای رویکرد داده‌افزایی[4] است که در آن یک نمونه شبه نمایانگر[5] $z' = (z_1, \ldots, z_n)$ با نمونه‌گیری باجایگذاری از نمونه مشاهده شده $y = (y_1, \ldots, y_n)$ برطبق احتمال‌های مرتبط با وزن $\tilde{w}' = (\tilde{w}_1, \ldots, \tilde{w}_n)$ به دست می‌آید. این قدم به سادگی با استفاده از نمونه‌گیری MCMC و استخراج مشاهدات پسینی θ برای هر نمونه تولید شده از Z، استفاده می‌شود. برای توضیح بیشتر این روش توجه کنید که برای هر مشاهده z_i، n برآمد ممکن Y_1، ...، Y_n وجود دارد که دارای احتمال انتخاب $\tilde{w}_1, \ldots, \tilde{w}_n$ هستند به عبارت دیگر $\Pr(z_j = y_j|\tilde{w}) = \tilde{w}_j$, $j = 1, \ldots, n$. حال برخی مولفه‌های بردار y در هر بار انتخاب (در هر تکرار)، احتمالاً بیش از یک بار در z مشاهده شده و در برخی موارد نیز به دلیل احتمال پایین (نزدیک به صفر)، حذف خواهند شد. حال متغیر تصادفی c_j را تعداد دفعاتی که y_j در شبه نمونه تصادفی z وارد می‌شود، تعریف کنیم. بدین ترتیب $c' = (c_1, \ldots, c_n)$ تعداد دفعاتی که هر y_j پس از پایان انتخاب نمونه‌ها (تکرارها)در نهایت در z انتخاب شده را نشان می‌دهد که دارای توزیع چندجمله‌ای با پارامترهای n و $\tilde{w}$ است یعنی $c \sim MN(n, \tilde{w})$، داریم:

$$p(c|\tilde{w}) \propto \prod_{j=1}^{n} \tilde{w}_j^{c_j}. \qquad (۶)$$

فرض می‌کنیم که تابع درستنمایی برای نمونه شبه نمایانگر عبارت است از

$$p(z|\theta) = \prod_{j=1}^{n} p(z_j|\theta) = \prod_{j=1}^{n} p(y_i|\theta)^{c_j}. \qquad (۷)$$

---

[1] Posterior mode

[2] Weighted Hessian Matrix

[3] Bayesian Weighted Estimator(BWE)

[4] Data augmentation

[5] Pseudo representative sample

حال طی یک فرایند تکراری[۱] بردار تصادفی c از یک توزیع چندجمله‌ای تولید و سپس با استفاده از روش نمونه‌گیری MCMC بردار پارامتر θ از چگالی پسینی $p(\theta|z) \propto p(z|\theta)p(\theta)$ تولید می‌شود. این فرایند برای تولید تعداد زیادی از بردارهای z, θ و c تکرار می‌شود.

برای بیان این فرایند تکراری برحسب تابع‌های چگالی شرطی، ابتدا توجه کنید که هدف ما یافتن (یا تولید نمونه) از چگالی پسینی $p(\theta|y, \tilde{w})$ است. الگوی فرآیند تکراری گفته شده، چگالی پسینی $p(\theta|y, \tilde{w})$ را با ایجاد بردارهای مختلف از z و c در تکرارهای متعدد افزایش می‌دهد. بنابراین چگالی پسینی افزوده شده به صورت زیر خواهد بود:

$$p(\theta, z, c|y, \tilde{w}) = p(c|y, \tilde{w})p(z|y, \tilde{w}, c)p(\theta|y, \tilde{w}, z, c) \qquad (۸)$$

می‌دانیم $p(c|y, \tilde{w}) = p(c|\tilde{w})$ در معادله (۶)، دارای توزیع چندجمله‌ای $MN(n, \tilde{w})$ است. عبارت $p(z|y, \tilde{w}, c)$ تا زمانی که y_j دقیقاً c_j بار در z ظاهر شود، برابر یک و در غیر اینصورت صفر خواهد بود.

آخرین چگالی در معادله (۸)، به طور واضح تعریف نشده است. بنابراین با تکیه بر نمونه‌های تکراری z از y برای تقریبی خوب در نمونه‌های بزرگ با $p(\theta|z)$ تقریب زده می‌شود [۱۳]. به‌طور کلی الگوریتم زیر برای تولید و استخراج مشاهدات $\theta^{(۱)}$، $\theta^{(۲)}$، ...، $\theta^{(M)}$ از چگالی پسینی $p(\theta|y, \tilde{w})$ پیشنهاد می‌شود.

- الگوریتم نمونه‌گیری به روش موزون بیزی

برای $s = ۱: M$ داریم:

۱. $(c|\tilde{w})$ را از توزیع $MN(n, \tilde{w})$ و بر اساس معادله (۶) تولید کنید.

۲. از $c^{(s)}$ و y برای تعیین ترکیب نمونه شبه نمایانگر $z^{(s)}$ استفاده کنید.

۳. $(\theta^{(s)}|z^{(s)})$ را از $p(\theta^{(s)}|z^{(s)}) \propto \prod_{i=۱}^{n} p(z_i^{(s)}|\theta^{(s)})p(\theta^{(s)})$ تولید کنید.

۴. پایان.

در نمادگزاری و توضیح روش بالا سعی شد که برای سادگی تنها یک متغیر با نماد یکسان y استفاده شود. در آمارگیری‌های بزرگ عملی بسیاری از متغیرها در نظر گرفته می‌شود و محتمل است که بیش از یک متغیر مد نظر باشد. توجه کنید که بحث‌های بالا به سادگی قابل تعمیم به تمامی مدل‌های آماری و حالت‌های چندمتغیره است [۱۳].

برآورد نرخ بیکاری با استفاده از روش‌های برآورد کوچک‌ناحیه‌ای: همان‌طور که در پیشینه پژوهش اشاره شد، برآورد مدل‌مبنای نواحی کوچک، به دو مدل پایه‌ای «سطح‌ناحیه و سطح‌واحد» طبقه‌بندی می‌شوند [۲۷]. شایان گفتن است در این مقاله، با توجه به داده‌های کمکی و وزن‌های نمونه‌گیری که در سطح واحد در دسترس هستند، بر الگوی مدل «سطح‌واحد»، با استفاده از روش برآورد غیر مستقیم تمرکز می‌شود.

مدل‌های سطح‌واحد: در یک مدل سطح‌ناحیه، تنها داده‌های کمکی ناحیه مشخص $x_i' = (x_{i۱}, \ldots, x_{ip})$ در دسترس هستند که p تعداد متغیرهای کمکی است. در حالی که در مدل سطح‌واحد، داده‌های کمکی واحد مشخص $x_{ik}' = (x_{ik۱}, \ldots, x_{ikp})$ برای همه واحدهای جمعیت موجود است و y_{ik}ها از طریق یک مدل رگرسیونی آشیانه‌ای به x_{ik}ها مرتبط می‌شوند، یعنی

$$y_{ik} = x_{ik}'\beta + v_i + e_{ik} \;\; ; \;\; i = ۱,۲, \ldots, m \;\; ; \;\; k = ۱,۲, \ldots, N_i \qquad (۹)$$

---

[۱] Iterative process

در معادله (۹)، $v_i \overset{iid}{\sim} N\left(۰, \sigma_v^۲\right)$ $e_{ik} \overset{iid}{\sim} N\left(۰, \sigma_e^۲\right)$، و از هم مستقل، همچنین β بردار ضرایب رگرسیونی است. پارامتر مورد نظر در کوچک‌ناحیه، میانگین‌های کوچک‌ناحیه $\bar{Y}_i$ یا مجموع Y_iها هستند. فرض می‌کنیم نمونه‌ای با اندازه n_i از منطقه iام گرفته شده است و مقادیر نمونه نیز از فرضیات مدل پیروی می‌کنند.

چنین فرضی با نمونه‌گیری تصادفی ساده در مناطق مطابقت دارد، اما ممکن است در قالب طرح‌های نمونه‌گیری پیچیده‌تر مناسب نباشد، مگر اینکه ویژگی‌های طراحی در مدل گنجانده شود. با استفاده از داده‌های نمونه در سطح واحد، مدل‌های سطح‌واحد می‌توانند برآوردگرهای کارآمدتری را در مقایسه با مدل‌های سطح‌ناحیه ایجاد کنند.

استفاده از مدل لوژستیک برای برآورد نسبت کوچک‌ناحیه: مدل تحقیق در این قسمت یک مدل رگرسیون لوژستیک سطح‌واحد است که توسط لیو و لاهیری (۲۰۱۷) ارائه شده است [۲۲]. یک جامعه متناهی با m ناحیه را در نظر بگیرید، که iامین ناحیه شامل N_i واحد است. فرض کنید Y_{ik} به یک مشخصه دودویی مرتبط با kامین واحد در ناحیه iام جامعه اشاره می‌کند. فرض کنید s_i به یک نمونه تصادفی با اندازه n_i از iامین ناحیه که با استفاده از نمونه‌گیری تصادفی ساده استخراج شده، اشاره می‌کند. هدف ما برآورد نسبت کوچک‌ناحیه $P_i = \frac{\sum_{k=۱}^{N_i} y_{ik}}{N_i}$ است. در این مقاله با داشتن بردار متغیرهای کمکی $x'_{ij} = (x_{ij۱}, \ldots, x_{ijp})$، از مدل اثرهای آمیخته لوژستیک زیر برای برآورد P_i استفاده کردند:

$$Y_{ij}|\theta_{ij} \sim Ber(\theta_{ij}),\ \text{logit}(\theta_{ij}) = x'_{ij}\beta + v_i\ ;\ j = ۱, \ldots, n_i \qquad (۱۰)$$

که در آن $v_i \sim N\left(۰, \sigma_v^۲\right)$ و همچنین β بردار ضرایب رگرسیونی هستند. توجه کنید که X_i جمع‌بندی مشخصات افراد در ناحیه iام و X_{ik} جمع‌بندی مشخصات فرد kام در ناحیه iام است. با توجه به اینکه پاسخ دودویی است مدل لوژستیک بالا با تابع ربط لوجیت استفاده می‌شود. بنابراین برآورد نسبت P_i بر مبنای مدل (۱۰) انجام می‌شود. برای این منظور فرض کنید که s_i به مجموعه واحدهای نمونه‌گیری و s_i^c به بقیه واحدها اشاره می‌کند. اگر $y_s{}' = (y_{۱۱}, \ldots, y_{۱,n_۱}, \ldots, y_{m۱}, \ldots, y_{m,n_m})$ برداری از برآمدهای دودویی واحدهای نمونه باشند. داریم:

$$P_i = \frac{۱}{N_i}\left(\sum_{k \in s_i} y_{ik} + \sum_{k \in s_i^c} y_{ik}\right) = \frac{۱}{N_i}(n_i p_i + (N_i - n_i) p_i^{ns}) = \qquad (۱۱)$$
$$f_i p_i + \left(۱ - f_i\right) p_i^{ns},$$

که در آن $f_i = \frac{n_i}{N_i}$ یک نرخ نمونه‌گیری معلوم است. بدین ترتیب p_i و p_i^{ns} به ترتیب نسبت‌های نواحی بر مبنای واحدهای نمونه‌گیری شده و واحدهای غیر نمونه‌گیری شده هستند.

برآوردگر بیزی P_i در (۱۱) عبارت است از

$$E(P_i|y_s) = f_i p_i + \left(۱ - f_i\right) E(p_i^{ns}|y_s) =$$
$$= f_i p_i + (۱ - f_i) \frac{۱}{N_i - n_i} \sum_{k \in s_i^c} E\{E(y_{ik}|\theta_i, y_s)|y_s\}$$

$$= f_i p_i + (1 - f_i) E(\theta_i | y_s), \qquad (۱۲)$$

که در آن $\theta_i = \frac{exp(X_i'\beta + v_i)}{1 + exp(X_i'\beta + v_i)}$ کاملاً واضح است که با محاسبه $E(\theta_i|y_s)$ محاسبه $E(P_i|y_s)$ سرراست است. توجه کنید که اگر $f_i \approx 0$، آنگاه $E(P_i|y_s)$ تقریب خوبی برای $E(\theta_i|y_s)$ است. با توجه به اینکه در اغلب پژوهش‌ها حجم نمونه نسبت خیلی کمی از جامعه است، در این طرح فرض $f_i \approx 0$ را مانند [۲۲] می‌پذیریم. بنابراین تمرکز بر برآورد توزیع پسینی زیر است:

$$f(\theta_1, \ldots, \theta_m | y_s) = \int_\beta \int_\sigma \int_\phi f(\theta_1, \ldots, \theta_m, \beta, \sigma, \phi | y_s) d\beta d\sigma d\phi. \qquad (۱۳)$$

بر مبنای مدل‌های کوچک ناحیه، توزیع پسین توأم فوق دارای فرم بسته نیست و لذا باید از روش‌های شبیه‌سازی زنجیر مارکو مونت کارلو[1] مانند نمونه‌گیری گیبز[2] و الگوریتم متروپولیس‌هستینگر برای این منظور استفاده کرد [۹].

فرض کنید n_i نشان دهنده تعداد واحدهای نمونه در ناحیه i ام از جامعه مورد نظر به حجم N_i باشد، با توجه به اینکه هدف یافتن برآورد نرخ‌ها برای میانگین ناحیه iاست $i = 1, \ldots, m$ بنا به [۱۵] می‌توان آن‌را در معادلات (۱۲) و (۱۳) به صورت

$$\hat{\theta}_i = \frac{exp(\bar{x}_i'\hat{\beta} + v_i)}{1 + exp(\bar{x}_i'\hat{\beta} + v_i)} \qquad (۱۴)$$

تقریب زد که در آن $\bar{x}_i = \sum_{j=1}^{n_i} x_{ik} / n_i$ بردار میانگین نمونه متغیر کمکی در ناحیه iام است. به تعبیری بردار $\bar{x}_i'$ میانگین مشخصات افراد در ناحیه iام نمونه انتخاب شده از جامعه است.

استفاده از وزن‌های نمونه‌گیری برای برآورد کوچک‌ناحیه: به دست آوردن برآوردهای قابل اعتماد در ناحیه‌های با تعداد نمونه کم، یکی از اهداف اصلی مباحث برآورد کوچک‌ناحیه است. در بخش پیشینه پژوهش گفته شد که مطالعات زیادی برای برآورد پارامترها در کوچک‌ناحیه‌ها در نوشتگان وجود دارد اما در نظر گرفتن وزن‌های نمونه‌گیری که پیچیدگی طرح نمونه‌گیری را منعکس کند، در این متون کمتر دیده می‌شود. رویکرد برآورد غیرمستقیم یک روش مدل‌مبنا در نواحی کوچک کاربرد دارد اما گاه رویکرد طرح مبنا نیز در این وضعیت استفاده می‌شود. بر خلاف رویکرد مدل‌مبنا که بر مبنای مدل‌های احتمالاتی به تحلیل داده‌ها می‌پردازند، در رویکرد طرح مبنا هیچ مدل احتمالاتی تعریف نشده است. یکی از مشهورترین برآوردگرهای طرح مبنا، برآوردگر هورویتزتامپسون است [۱۶].

برآوردگر هورویتزتامپسون[3]: فرض کنید هدف برآورد شاخص احتمال موفقیت در ناحیه iام یعنی $P_i = \frac{\sum_{k=1}^{N_i} Y_{ik}}{N_i}$ است. برای انعکاس پیچیدگی طرح نمونه‌گیری، فرض کنید w_{ij} وزن پاسخگوی jام در ناحیه iام نمونه

[1] Monte Carlo Markov Chain (MCMC)
[2] Gibbs sampling
[3] Horvitz Thompson estimator

باشد. با فرض دانستن وزن‌های نمونه‌گیری، مجموعه داده‌های در دسترس، به صورت جدول ۱ هستند.

جدول ۱. ماتریس داده‌های در دسترس برای برازش مدل

متغیرهای توصیفی[1]	وزن نمونه‌گیری	ناحیه	پاسخ
X_{11}	w_{11}	۱	y_{11}
X_{12}	w_{12}	۱	y_{12}
...	...	...	...
X_{1n_1}	w_{1n_1}	۲	y_{1n_1}
X_{21}	w_{21}	۲	y_{21}
...	...	...	...
X_{2n_2}	w_{2n_2}	۲	y_{2n_2}
...	...	...	...

برآوردگر هوریتزتامپسون که در اینجا پارامتر نسبت در کوچک‌ناحیه iام است به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\hat{P}_i^{HT} = \frac{\sum_{j=1}^{n_i} w_{ij} y_{ij}}{\sum_{j=1}^{n_i} w_{ij}}. \qquad (۱۵)$$

با فرض اینکه $\tilde{w}_{ij} = n_i \frac{w_{ij}}{\sum_{j=1}^{n_i} w_{ij}}$ واریانس برآوردگر (۱۵) به فرم زیر است:

$$\hat{Var}(\hat{P}_i^{HT}) = \frac{1}{n_i}(1 - \frac{n_i}{N_i}) \frac{1}{n_i - 1} \sum_{j=1}^{n_i} \tilde{w}_{ij}^2 (y_{ij} - \hat{P}_i^{HT})^2. \qquad (۱۶)$$

برآوردگر هوریتزتامپسون به برآوردگر مستقیم مشهور است زیرا تنها از متغیر پاسخ هر ناحیه برای برآورد احتمال استفاده می‌کند [۲۷].

برآوردگر بیزی موزون برای برآورد نرخ بیکاری با استفاده از مدل رگرسیون لوژستیک: با در نظر گرفتن تنها دو وضعیت (بیکاری و اشتغال)، مدل لوژستیک برنولی با دو وضعیت به‌دست می‌آید. متغیر تصادفی Y_{ik} را «نشانگر بیکاری kامین واحد در ناحیه iام جامعه» در نظر می‌گیریم. هر واحد تنها یکی از وضعیت‌های ممکن (بیکاری یا اشتغال) را دارد. همچنین θ_{ik} را احتمال‌های بیکاری برای kامین واحد در ناحیه i ام در نظر بگیرید. توجه داشته باشید که v_i، اثر تصادفی ناحیه iام در نظر گرفته شده است. فرض کنید که متغیر Y_{ik} به شرط اثرهای تصادفی v_i، دارای تابع جرم احتمال برنولی به‌صورت زیر است:

$$f(y_{ik}|v_i) = \theta_{ik}^{y_{ik}} (1 - \theta_{ik})^{1 - y_{ik}} \ , \ v_i \sim N\left(0, \sigma_v^2\right). \qquad (۱۷)$$

علاوه‌بر آن، بردار متغیرهای کمکی $x'_{ij} = (x_{ij1}, \ldots, x_{ijp})$ را در نظر بگیرید. مدل لوژستیک زیر با تابع ربط لوجیت را برای وابسته کردن متغیرهای کمکی و مدل کردن پاسخ، در نظر می‌گیریم:

$$\log(\theta_{ij}) = x'_{ij}\beta + v_i \ \ , \ \ j = 1, \ldots, n_i \ , \ i = 1, \ldots, m, \qquad (۱۸)$$

[1] Explanatory variables

که در آن $\acute{\beta} = (\beta_{.}, \ldots, \beta_p)$ بردار ضرایب رگرسیونی، p تعداد متغیرهای کمکی و $v_i \sim N\left(۰, \sigma_v^۲\right)$ است.

برای برآورد پارامترها به روش بیزی، توجه کنید که بردار پارامترها در این وضعیت به‌صورت $(\beta, \sigma_v^۲)$ است. در این مدل‌بندی دو توزیع پیشین مستقل به‌صورت زیر در نظر گرفته می‌شود:

$$\beta \sim N_p(\mu_\beta, \Sigma_\beta) \quad , \quad \sigma_v^۲ \sim \text{IГ}(a, b).$$

پارامترها در این توزیع‌های پیشین طوری انتخاب می‌شوند که توزیع پیشین بی‌اطلاع را نتیجه دهند. در این وضعیت توزیع پسین غیر مقیاسی به‌صورت زیر خواهد بود:

$$p\left(\beta, \sigma_v^۲, v_۱, \ldots, v_m \middle| y_{ij}\right) \propto \prod_i \prod_j f\left(y_{ij} \middle| v_i\right) \phi\left(v_i; ۰, \sigma_v^۲\right) \times p\left(\beta, \sigma_v^۲\right)$$
$$= \prod_i \prod_j \theta_{ij}^{y_{ij}} (۱ - \theta_{ij})^{۱ - y_{ij}} \phi(v_i; ۰, \sigma_v^۲) \times p(\beta) p\left(\sigma_v^۲\right). \qquad (۱۹)$$

که در آن به توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس $\sigma_v^۲$ اشاره می‌کند و $p(\beta)$، و $p(\sigma_v^۲)$به توزیع‌های پیشین پارامترهای نامعلوم اشاره دارد. توجه کنید برای انجام استنباط پسینی به تولید نمونه از توزیع پسینی بالا نیاز داریم که از روش نمونه‌گیری گیبز و الگوریتم متروپولیس‌هستینگز استفاده می‌شود.

۴. تحلیل داده‌ها و یافته‌ها

در این بخش تلاش می‌شود تا بر اساس داده‌های اخذ شده از نتایج آمارگیری نیروی کار مرکز آمار ایران در سال ۱۳۹۷، نرخ بیکاری استان‌های کشور، به روش بیزی موزون، با استفاده از مدل لوژستیک و با درنظر گرفتن استان‌ها به‌عنوان کوچک‌ناحیه در مقابل کل کشور تخمین زده شود. سپس با توجه به نتایج گرفته شده و مقایسه آن با نتایج مشاهده شده از آمارگیری مرکز آمار، از همان روش و به‌طور مشابه، برای برآورد نرخ بیکاری در شهرستان‌ها (به‌عنوان کوچک‌ناحیه در مقابل استان) استفاده می‌شود. برای این‌کار و به‌طور نمونه شهرستان‌های استان‌های «تهران، سیستان و بلوچستان و همدان»، به‌عنوان کوچک‌ناحیه مورد بحث قرار داده شده است.

توصیف آماری داده‌ها و تحلیل ابتدایی: داده‌های طرح نیروی کار سال ۱۳۹۷ مرکز آمار ایران بر اساس سه دسته «شاغل»، «بیکار» و«غیرفعال» ثبت شده‌اند. از آنجا که نرخ بیکاری در طرح مذکور، از تقسیم تعداد کل بیکاران به مجموع شاغل و بیکار (جمعیت فعال)، برای سنین بالای ۱۰ سال، به‌دست می‌آید، لذا در محاسبات تمام افراد با وضع فعالیت غیرفعال را حذف می‌کنیم. بنابراین با حذف جمعیت غیر فعال تعداد مشاهدات ابتدایی (تعداد کل رکوردها) از ۵۸۴۹۲۳ به ۲۳۴۹۲۹ مشاهده کاهش می‌یابد. این افراد علاوه بر این که وضعیتشان غیر فعال نیست، مدرک تحصیلی آنها نیز مشخص بوده است.

برای آشنایی بیشتر با داده‌ها، ابتدا با استفاده از توصیف آماری، به توصیف آن‌ها می‌پردازیم. جدول ۲ فراوانی و درصد فراوانی تعداد نمونه در هر استان را نشان می‌دهد. شایان گفتن است برای تحلیل‌های مورد نیاز این مطالعه، تعداد نمونه‌ها در همه شهرستان‌های هر استان بر اساس داده‌های طرح نیروی کار سال ۱۳۹۷ نیز استخراج و جدول‌بندی شده که محدویت در حجم مقاله، از ارایه آن خودداری می‌شود. خلاصه‌های آماری سن و تعداد افراد خانوار در داده‌های طرح نیروی کار ۹۷ مرکز آمار ایران در جدول ۳ اشاره شده‌اند.

جدول ۲. فراوانی و درصد فراوانی تعداد نمونه در هر استان (داده‌های طرح نیروی کار ۱۳۹۷)

نام استان	فراوانی	درصد فراوانی	نام استان	فراوانی	درصد فراوانی
آذربایجان شرقی	۸۵۹۱	۳/۶۵۷	فارس	۹۷۰۹	۴/۱۳۳
آذربایجان غربی	۸۸۵۹	۳/۷۷۱	قزوین	۷۰۲۹	۲/۹۹۲
اردبیل	۶۹۱۳	۲/۹۴۳	قم	۵۷۷۹	۲/۴۶۰
اصفهان	۹۰۱۲	۳/۸۳۶	کردستان	۸۰۶۰	۳/۴۳۱
البرز	۷۲۱۰	۳/۰۶۹	کرمان	۷۰۳۳	۲/۹۹۴
ایلام	۶۷۷۷	۲/۸۸۵	کرمانشاه	۸۶۱۸	۳/۶۶۸
بوشهر	۵۹۹۹	۲/۵۵۴	کهگیلویه و بویر احمد	۶۲۵۹	۲/۶۶۴
تهران	۹۱۲۹	۳/۸۸۶	گلستان	۶۷۵۳	۲/۸۷۴
چهارمحال و بختیاری	۶۷۲۸	۲/۸۶۴	گیلان	۷۸۸۷	۳/۳۵۷
خراسان جنوبی	۸۳۴۵	۳/۵۵۲	لرستان	۷۳۸۶	۳/۱۴۴
خراسان رضوی	۹۳۶۶	۳/۹۸۷	مازندران	۷۶۶۴	۳/۲۶۲
خراسان شمالی	۸۲۷۷	۳/۵۲۳	مرکزی	۶۵۵۶	۲/۷۹۱
خوزستان	۹۶۶۱	۴/۱۱۲	هرمزگان	۷۶۲۸	۳/۲۴۷
زنجان	۷۱۶۸	۳/۰۵۱	همدان	۷۰۴۳	۲/۹۹۸
سمنان	۵۲۸۷	۲/۲۵۰	یزد	۷۱۲۵	۳/۰۳۳
سیستان و بلوچستان	۷۰۷۸	۳/۱۳	کل	۲۳۴۹۲۹	۱۰۰

جدول ۳. توزیع آماری سن، تعداد افراد خانوار و تعداد افراد شاغل خانوار (داده‌های طرح نیروی کار ۱۳۹۷)

مولفه	کمترین	بیشترین	میانگین	انحراف معیار
سن	۱۰	۹۹	۳۸/۰۱	۱۱/۸۵۶
تعداد افراد شاغل خانوار	۱	۱۳	۳/۲۰	۱/۲۷۰

در تحلیل داده‌های مربوط، از مقادیر استاندارد شده این متغیرها (سن و تعداد افراد خانوار) به‌مثابه متغیرهای کمکی پیوسته بهره خواهیم برد. همچنین در جدول ۴، مقادیر وضع فعالیت توصیف شده است که این متغیر، همان متغیر پاسخ مورد نظر در این مطالعه است که نشان می‌دهد حدود ۸۷/۷ درصد از افراد شرکت‌کننده شاغل هستند.

جدول ۴. توزیع فراوانی رده‌های مختلف برای متغیر وضع فعالیت (داده‌های طرح نیروی کار ۱۳۹۷)

وضعیت	فراوانی (بدون وزن نمونه‌گیری)	فراوانی (همراه با وزن نمونه‌گیری)	درصد فراوانی
شاغل	۲۰۸۰۴۳	۹۵۲۵۰۰۴۷	۸۷/۷
بیکار	۲۶۸۸۶	۱۳۳۹۱۰۵۲	۱۲/۳
کل	۲۳۴۹۲۹		۱۰۰

متغیرهای کمکی رسته‌ای که در این مطالعه مورد بررسی قرار گرفته‌اند «مدرک تحصیلی»، «وضعیت زناشویی» و «جنسیت» هستند که فراوانی و درصد فراوانی رده‌های آنها در جدول ۵ گزارش شده‌اند. برای در نظر گرفتن این متغیرها لازم است متغیرهای ظاهری[1] (ساختگی) برای مدرک تحصیلی و وضعیت زناشویی تعریف کنیم.

[1] Dummy variable

برای این منظور ابتدا برای مدرک تحصیلی سه رده درنظر می‌گیریم. دو متغیر «زیر دیپلم» و «دیپلم و پیش‌دانشگاهی» را به‌صورت زیر تعریف کرده و متغیر «سطوح تحصیلی بالاتر» را متغیر رده پایه[1] در نظر می‌گیریم.

$$Edu۱ = \begin{cases} ۱ & \text{زیر دیپلم} \\ ۰ & O.W \end{cases} , \quad Edu۲ = \begin{cases} ۱ & \text{دیپلم و پیش‌دانشگاهی} \\ ۰ & O.W \end{cases} ,$$

مطابق جدول ۵، حدود ۷ درصد از مشاهدات، وضعیت تحصیلی مشخصی ندارند و مقادیر مربوط به این متغیر به اصطلاح گمشده هستند. همچنین، برای وضعیت زناشویی نیز مشابه مدرک تحصیلی، دو متغیر ظاهری «دارای همسر» و «هرگز ازدواج نکرده» در نظر گرفته و دو سطوح باقی مانده «بی‌همسر بر اثر فوت» و «بی همسر بر اثر طلاق» نیز در یک متغیر با عنوان «بی‌همسر»، به‌عنوان رده پایه در نظر گرفته می‌شود.

جدول ۵. درصد فراوانی رده‌های مختلف برای متغیرهای کمکی رسته‌ای (داده‌های طرح نیروی کار ۱۳۹۷)

نام متغیر	رده‌ها		درصد فراوانی
مدرک تحصیلی	زیر دیپلم		۴۱/۳
	دیپلم و پیش‌دانشگاهی		۲۳/۷
	کاردانی و کارشناسی	سطوح تحصیلی بالاتر	۵/۲
	بالاتر از کارشناسی		۲۲/۸
	گمشدگی		۶/۹
جنسیت	مرد		۸۰/۲
	زن		۱۹/۸
وضعیت زناشویی	دارای همسر		۷۳/۲
	هرگز ازدواج‌نکرده		۲۴/۱
	بی‌همسر بر اثر فوت	بی‌همسر	۱/۰
	بی‌همسر بر اثر طلاق		۱/۸

حال با استفاده از معادلات (۱۵) و (۱۶) و به روش مستقیم به ترتیب برآورد و واریانس برآوردگر هورویتزتامپسون نرخ بیکاری استان‌های کشور، به‌عنوان نواحی کوچک در نظر گرفته شده، محاسبه و در جدول ۶ نمایش داده شده‌اند. همان‌طور که از این جدول نمایان است، حذف مشاهداتی که مدرک تحصیلی آن‌ها مقدار گمشده بوده، تفاوت معناداری در محاسبه نرخ بیکاری نداشته است. لذا برای افزایش دقت، در محاسبات مشاهداتی که وضعیت تحصیلی آن‌ها نامشخص است حذف می‌شوند و در نتیجه تعداد کل مشاهدات مورد بررسی به ۲۱۸۴۸۱ نفر کاهش می‌یابد.

جدول ۶. برآوردگر هورویتز تامپسون استان‌های مختلف (داده‌های طرح نیروی کار ۱۳۹۷)

	کل داده‌ها		**بدون گمشدگی در مدرک تحصیلی**	
نام استان	نرخ بیکاری	انحراف استاندارد	نرخ بیکاری	انحراف استاندارد
آذربایجان شرقی	۰/۱۱۰	۰/۰۰۳	۰/۱۱۸	۰/۰۰۳
آذربایجان غربی	۰/۱۴۹	۰/۰۰۴	۰/۱۶۱	۰/۰۰۴
اردبیل	۰/۰۹۵	۰/۰۰۴	۰/۱۰۳	۰/۰۰۴

[1] Base line

	کل داده‌ها		بدون گمشدگی در مدرک تحصیلی	
اصفهان	۰/۱۳۹	۰/۰۰۴	۰/۱۴۴	۰/۰۰۴
البرز	۰/۱۵۱	۰/۰۰۴	۰/۱۵۴	۰/۰۰۴
ایلام	۰/۱۱۲	۰/۰۰۴	۰/۱۲۴	۰/۰۰۴
بوشهر	۰/۱۰۹	۰/۰۰۴	۰/۱۱۴	۰/۰۰۴
تهران	۰/۱۲۶	۰/۰۰۳	۰/۱۲۹	۰/۰۰۴
چهارمحال و بختیاری	۰/۱۷۶	۰/۰۰۵	۰/۱۸۱	۰/۰۰۵
خراسان جنوبی	۰/۰۸۶	۰/۰۰۳	۰/۰۹۴	۰/۰۰۳
خراسان رضوی	۰/۱۱۱	۰/۰۰۳	۰/۱۱۴	۰/۰۰۳
خراسان شمالی	۰/۱۰۸	۰/۰۰۳	۰/۱۱۸	۰/۰۰۴
خوزستان	۰،۱۶۲	۰/۰۰۴	۰/۱۶۹	۰/۰۰۴
زنجان	۰/۰۸۷	۰/۰۰۳	۰/۰۹۴	۰/۰۰۳
سمنان	۰/۰۷۵	۰/۰۰۴	۰/۰۷۸	۰/۰۰۴
سیستان و بلوچستان	۰/۱۶۴	۰/۰۰۴	۰/۱۷۴	۰/۰۰۵
فارس	۰/۰۹۰	۰/۰۰۳	۰/۰۹۴	۰/۰۰۳
قزوین	۰/۱۱۱	۰/۰۰۴	۰/۱۱۶	۰/۰۰۴
قم	۰/۱۱۱	۰/۰۰۴	۰/۱۱۴	۰/۰۰۴
کردستان	۰/۱۴۷	۰/۰۰۴	۰/۱۵۷	۰/۰۰۴
کرمان	۰/۱۱۵	۰/۰۰۴	۰/۱۲۳	۰/۰۰۴
کرمانشاه	۰/۱۸۸	۰/۰۰۴	۰/۱۹۹	۰/۰۰۴
کهگیلویه و بویر احمد	۰/۱۳۴	۰/۰۰۴	۰/۱۴۹	۰/۰۰۴
گلستان	۰/۱۱۳	۰/۰۰۴	۰/۱۱۸	۰/۰۰۴
گیلان	۰/۱۱۵	۰/۰۰۴	۰/۱۲۴	۰/۰۰۴
لرستان	۰/۱۳۷	۰/۰۰۴	۰/۱۴۸	۰/۰۰۴
مازندران	۰/۰۸۵	۰/۰۰۳	۰/۰۸۹	۰/۰۰۳
مرکزی	۰/۰۸۴	۰/۰۰۳	۰/۰۸۸	۰/۰۰۴
هرمزگان	۰/۱۱۴	۰/۰۰۴	۰/۱۱۸	۰/۰۰۴
همدان	۰/۰۸۴	۰،۰۰۳	۰/۰۸۷	۰/۰۰۳
یزد	۰/۱۴۳	۰/۰۰۴	۰/۱۴۳	۰/۰۰۴
کل	۰/۱۲۳	۰/۰۰۱	۰/۱۲۹	۰/۰۰۱

برازش مدل و برآورد نرخ بیکاری استان‌ها: از آنجا که در محاسبات، افراد با وضع فعالیت «غیر فعال» از داده‌ها حذف شده‌اند و تنها با دو وضعیت «بیکاری» و «اشتغال» مواجه هستیم، بنابراین در تحلیل‌ها از مدل لوجیت چندجمله‌ای استفاده نکرده و باید از مدل دوجمله‌ای (برنولی) لوژستیک استفاده شود. بدین منظور فرض کنید متغیر y_{ij} نشانگر بیکاری فرد iام در شهرستان jام و پارامتر θ_{ij} احتمال بیکاری وی باشد. با توجه به معادله (۱۷) داریم:

$$Y_{ij}|\theta_{ij} \overset{ind}{\sim} Ber(\theta_{ij}) \qquad , j = ۱,\dots,n_i;\ i = ۱,\dots,m = ۴۵۸ \qquad (۲۰)$$

که در آن m، تعداد شهرستان‌های مورد بررسی هستند. حال با توجه به معادله (۱۸)، مدل لوجیت زیر با ۶ متغیر کمکی ($p = ۶$)، استفاده می‌شود:

$$\log it(\theta_{ij}) = \beta_۰ + \beta_۱ Gender_{ij} + \beta_۲ Single_{ij} + \beta_۳ Edu_{۱ij} + \beta_۴ Edu_{۲ij} + \beta_۵ Snum_{ij} + \beta_۶ SAge_{ij} + v_i \qquad (۲۱)$$

که در آن $v_i \sim N(۰, \sigma_v^۲)$ و برای برآورد پارامترها از توزیع‌های پیشین بی‌اطلاع به صورت زیر استفاده می‌کنیم:

$$\beta_t \sim N\left(۰,۱۰۰۰\right), \qquad t = ۰,\ldots ۶, \qquad \sigma_v^۲ \sim \Gamma(۰/۱,۰/۱).$$

و متغیرهای «$\text{Gender, Single, Edu1,Edu2, Snum, Age}_{ij}$»، به ترتیب «جنسیت»، «وضعیت تاهل»، «وضعیت تحصیلات زیر دیپلم»، «وضعیت تحصیلات دیپلم و پیش‌دانشگاهی»، «تعداد اعضای خانوار و سن» است. برای برازش مدل (۲۱) و برآورد پارامترهای آن از روش بیزی موزون و الگوریتم نمونه‌گیری مربوط به آن استفاده می‌شود. مجموعه نمونه‌های شبه نمایانگر و چگالی‌های پسینی افزوده شده، به ترتیب مطابق معادله‌های (۶) و (۸)، با M=۱۰۰۰ تکرار ایجاد می‌شود. به منظور بررسی معناداری پارامترها به روش بیزی موزون از بازه باورمندی تجربی که حاصل از یافتن چندک‌های ۱۰۰۰ تکرار در روش فوق است، استفاده می‌شود. البته توجه کنید که در این مقاله فرض شده که وزن‌های نمونه‌گیری قبلا محاسبه شده و به همراه داده‌ها در دسترس هستند (دقیقاً وزن‌های محاسبه شده و مورد استفاده در طرح آمارگیری نیروی کار مرکز آمار ایران استفاده شده است).

جدول ۷. برآورد پارامترها با استفاده از روش بیزی موزون (داده‌های طرح نیروی کار ۱۳۹۷)

صفات آماری					
جنسیت	عرض از مبدا	−۲/۲۲۳	۰/۰۸۶	−۲/۳۰۹	−۲/۱۱۶
	زن	۰/۴۸۷	۰/۰۳۳	۰/۴۶۸	۰/۵۳۲
	پایه (مرد)				
وضعیت تاهل	مجرد	۰/۹۷۳	۰/۰۲۴	۰/۹۵۰	۰/۹۹۶
	پایه (متاهل، مطلقه و بیوه)				
وضعیت تحصیلات	زیر دیپلم	−۰/۵۸۶	۰/۰۹۲	−۰/۶۷۹	−۰/۴۸۱
	دیپلم و پیش‌دانشگاهی	−۰/۴۷۱	۰/۰۵۳	−۰/۵۴۲	−۰/۴۳۶
	پایه (کاردانی و بالاتر)				
تعداد اعضای خانوار (استاندارد شده)		۰/۱۰۲	۰/۰۴۲	۰/۰۵۷	۰/۱۵۲
سن (استاندارد شده)		−۰/۴۶۷	۰/۰۴۳	−۰/۵۱۸	−۰/۴۲۴
$\sigma_v^۲$		۰/۰۱۶	۰/۰۰۷	۰/۰۰۹	۰/۰۲۳

مطابق جدول ۷، معناداری برخی پارامترها است به طوری که زنان احتمال بیکاری بیشتری نسبت به مردان دارند، افراد مجرد و افرادی با تعداد اعضای خانوار بیشتر احتمال بیکاری بیشتری دارند و بالاخره افراد زیر دیپلم و افراد مسن‌تر احتمال بیکاری کمتری دارند. به منظور بررسی نیکویی برازش مدل به داده‌ها و یافتن مقادیر دورافتاده، از مانده‌های پی‌یرسون استفاده می‌شود. برای این منظور مقادیر مانده برای هر آزمودنی با r_{ij} نشان داده و به‌صورت زیر محاسبه شده و از این پس آن را برآورد شبه پیرسونی بیزی می‌نامیم:

$$r_{ij} = \frac{Y_{ij} - \hat{E}(Y_{ij})}{\sqrt{\widehat{Var}(Y_{ij})}} = \frac{Y_{ij} - \hat{\theta}_{ij}}{\sqrt{\hat{\theta}_{ij}(۱ - \hat{\theta}_{ij})}},$$

توجه کنید که محاسبه $\hat{\theta}_{ij}$ در فرمول بالا، نیازمند تولید مقادیر پیشگویی برای هر نمونه از مدل مربوطه با احتمال موفقیت $\hat{\theta}_{ij}$ است. تحت مدل (۲۱) داریم:

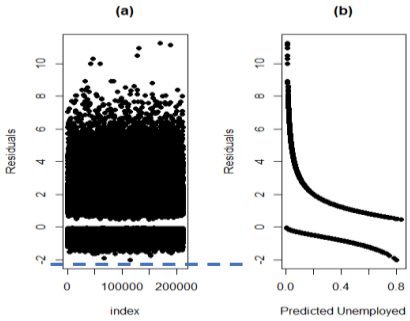
$$\text{logit}(\hat{\theta}_{ij}) = \hat{\beta}_{.} + \hat{\beta}_{1}Gender_{ij} + \hat{\beta}_{2}Single_{ij} + \hat{\beta}_{3}Edu_{1ij} + \hat{\beta}_{4}Edu_{2ij} + \hat{\beta}_{5}Snum_{ij} + \hat{\beta}_{6}SAge_{ij} + \hat{v}_{i}$$

و در آن $\hat{v}_i$ مقدار پیشگویی شده اثر تصادفی است. نمودار مانده‌ها، شامل مانده‌های پی‌یرسونی (در شکل ۳-a)، و مانده‌ها در مقابل مقادیر پیشگویی شده (۳–b)، نشان داده شده است. می دانیم که در بررسی مناسبت مدل با استفاده از نمودار مانده‌ها، بهتر است حداکثر ۵ درصد داده‌ها بالاتر از ۳+ و یا کمتر از ۳– قرار گیرند. در مدل برازش داده شده فوق ۶۶۱۳ مشاهده از ۲۱۱۷۲۵ خارج از این دامنه هستند، یعنی نه تنها ۵ درصد نبوده که حدود ۳ درصد از مشاهدات از ۳+ بالاتر قرار گرفته‌اند. اگرچه در شکل 2(a)، به دلیل تعداد زیاد نمونه این امر به‌خوبی نمایان نیست. این مقادیر دورافتاده (حدود ۳ درصد بالای ۳+ در شکل ۳-a)، اثری از چولگی مقادیر پیشگویی شده هستند که به دلیل بیش‌برازش در نواحی که دارای تعداد کم مشاهدات و نیز تغییرپذیری کمتری هستند، رخ داده است. همچنین، آنچه که مشخص است در نمودار پراکنش احتمال پیشگویی برای بیکاری فرد iام و مقادیر مانده‌های پی‌یرسون الگوی خاصی وجود دارد. این الگو ممکن است به دلیل وجود مشاهدات دورافتاده باشد. همچنین خلاصه‌ی آماری مانده‌های مدل معادله (۲۳) پس از برازش به قرار جدول ۸ است.

جدول ۸. اندازه‌های آماری مانده‌های مدل لوژستیک برازش داده شده

Min.	1st Qu.	Median.	Mean.	3rd Qu.	Max.
−۲/۰۰۵۰۰	−۰/۳۷۱۵۰	۰/۲۶۰۰۰	۰/۰۰۱۲۱	۰/۱۸۴۶۰	۱۱/۲۴۰۰۰

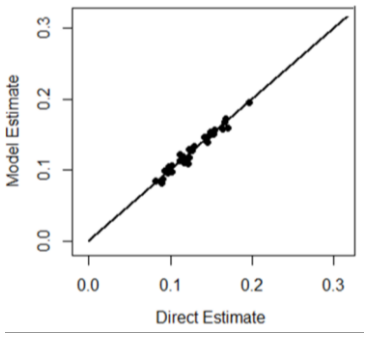
با استفاده از داده‌های طرح نیروی کار در سال ۱۳۹۷، برآورد نرخ بیکاری برای هر استان به دو روش مستقیم و بیزی موزون، به همراه انحراف استانداردهای این برآوردها، در جدول ۹ نشان داده شده است. همان‌گونه که از مقدار اختلاف‌ها مشاهده می‌شود نتایج برآوردها در هر دو روش، به هم نزدیک هستند. کوچک بودن مقادیر مطلق اختلاف‌ها در جدول ۹، گویای این واقعیت است که مدل پیشنهادی کوچک‌ناحیه‌ای با استفاده از روش بیزی، برآوردهایی بسیار نزدیک به روش معمول به‌کارگیری شده در آمارگیری نیروی کار، یعنی روش برآورد مستقیم، به دست می‌دهد. این موضوع در شکل ۴ با رسم نمودار پراکنش برآورد مستقیم نرخ بیکاری (برآورد هورویتزتامپسون) در مقابل برآورد نرخ بیکاری هر استان با استفاده از روش پیشنهادی بیزی موزون مشخص است. در این شکل، به خوبی مناسبت مدل برازش داده شده معادله (۲۱) نشان داده می‌شود.



شکل ۳. (a) مانده‌های پی‌یرسونی ؛ (b) مانده‌های پی‌یرسونی در مقابل مقادیر پیشگویی

به این ترتیب در مجموع و بر اساس این نتایج می‌توان نتیجه‌گیری کرد که استفاده از روش مدل مبنای بیزی موزون در ترکیب با نواحی کوچک، عملکرد خوبی داشته است. به عبارت دیگر روش بیزی موزون پیشنهاد شده در این مقاله، نتایج بسیار نزدیکی به روش معمول در طرح نیروی کار (برآورد مستقیم هورویتزتامپسون) دارد با این تفاوت که در مدل بیزی موزون به عکس روش مستقیم، اثر حجم نمونه کاهش یافته است. در واقع با استفاده از

روش بیزی موزون به دلیل در نظر گرفتن متغیرهای کمکی (در این مطالعه «مدرک تحصیلی»، «سن»، «جمعیت»، «تاهل» و «تعداد اعضای خانوار»)، دقت برآوردگر افزایش می‌یابد.



شکل ۴. مقایسه برآورد نرخ بیکاری استان‌های کشور با استفاده از دو روش مستقیم و مدل بیزی موزون

برازش مدل و برآورد نرخ بیکاری شهرستان‌های منتخب: استان‌ها در مقابل کل کشور، به‌عنوان نواحی کوچک درنظر گرفته شدند. با توجه به نتایج اخذ شده و نزدیکی مقادیر برآورد شده با برآوردهای مستقیم اعلام شده، حال از همان روش این‌بار با در نظر گرفتن شهرستان‌ها به‌عنوان کوچک‌ناحیه در مقایسه با استان، برای برآورد نرخ بیکاری شهرستان‌ها استفاده می‌شود.

جدول ۹. برآورد نرخ بیکاری برای هر استان به دو روش مستقیم و بیزی موزون (داده‌های طرح نیروی کار ۱۳۹۷)

نام استان	برآورد مستقیم		برآورد به روش بیزی موزون (BW)		اختلاف
	نرخ بیکاری	انحراف استاندارد	نرخ بیکاری	انحراف استاندارد	نرخ بیکاری
آذربایجان شرقی	۰/۱۱۸	۰/۰۰۳	۰/۱۱۹	۰/۰۰۳	۰/۰۰۱–
آذربایجان غربی	۰/۱۶۱	۰/۰۰۴	۰/۱۶۴	۰/۰۰۶	۰/۰۰۳–
اردبیل	۰/۱۰۳	۰/۰۰۴	۰/۱۰۲	۰/۰۰۴	۰/۰۰۱
اصفهان	۰/۱۴۴	۰/۰۰۴	۰/۱۴۵	۰/۰۰۴	۰/۰۰۱–
البرز	۰/۱۵۴	۰/۰۰۴	۰/۱۵۴	۰/۰۰۵	۰
ایلام	۰/۱۲۴	۰/۰۰۴	۰/۱۲۳	۰/۰۰۷	۰/۰۰۱
بوشهر	۰/۱۱۴	۰/۰۰۴	۰/۱۱۱	۰/۰۰۷	۰/۰۰۳
تهران	۰/۱۲۹	۰/۰۰۴	۰/۱۳	۰/۰۰۲	۰/۰۰۱–
چهارمحال و بختیاری	۰/۱۸۱	۰/۰۰۵	۰/۱۷۱	۰/۰۱۲	۰/۰۱
خراسان جنوبی	۰/۰۹۴	۰/۰۰۳	۰/۱۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۷–
خراسان رضوی	۰/۱۱۴	۰/۰۰۳	۰/۱۱۵	۰/۰۰۲	۰/۰۰۱–
خراسان شمالی	۰/۱۱۸	۰/۰۰۴	۰/۱۲۲	۰/۰۰۶	۰/۰۰۴–
خوزستان	۰/۱۶۹	۰/۰۰۴	۰/۱۶۶	۰/۰۰۲	۰/۰۰۳
زنجان	۰/۰۹۴	۰/۰۰۳	۰/۰۹۶	۰/۰۰۲	۰/۰۰۲–
سمنان	۰/۰۷۸	۰/۰۰۴	۰/۰۸۲	۰/۰۰۲	۰/۰۰۴–
سیستان و بلوچستان	۰/۱۷۴	۰/۰۰۵	۰/۱۶۷	۰/۰۰۳	۰/۰۰۷
فارس	۰/۰۹۴	۰/۰۰۳	۰/۰۹۸	۰/۰۰۳	۰/۰۰۴–
قزوین	۰/۱۱۶	۰/۰۰۴	۰/۱۱۶	۰/۰۰۳	۰
قم	۰/۱۱۴	۰/۰۰۴	۰/۱۱۵	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱–
کردستان	۰/۱۵۷	۰/۰۰۴	۰/۱۵۳	۰/۰۰۲	۰/۰۰۴
کرمان	۰/۱۲۳	۰/۰۰۴	۰/۱۲۶	۰/۰۰۳	۰/۰۰۳–

نام استان	برآورد مستقیم		برآورد به روش بیزی موزون (BW)		اختلاف
	نرخ بیکاری	انحراف استاندارد	نرخ بیکاری	انحراف استاندارد	نرخ بیکاری
کرمانشاه	۰/۱۹۹	۰/۰۰۴	۰/۱۹۶	۰/۰۰۱	۰/۰۰۳
کهگیلویه و بویر احمد	۰/۱۴۹	۰/۰۰۴	۰/۱۴۹	۰/۰۱۱	۰
گلستان	۰/۱۱۸	۰/۰۰۴	۰/۱۱۲	۰/۰۰۳	۰/۰۰۶
گیلان	۰/۱۲۴	۰/۰۰۴	۰/۱۲۱	۰/۰۰۳	۰/۰۰۳
لرستان	۰/۱۴۸	۰/۰۰۴	۰/۱۴۱	۰/۰۰۶	۰/۰۰۷
مازندران	۰/۰۸۹	۰/۰۰۳	۰/۰۹	۰/۰۰۳	۰/۰۰۱–
مرکزی	۰/۰۸۸	۰/۰۰۴	۰/۰۹۴	۰/۰۰۸	۰/۰۰۶–
هرمزگان	۰/۱۱۸	۰/۰۰۴	۰/۱۱۹	۰/۰۰۵	۰/۰۰۱–
همدان	۰/۰۸۷	۰/۰۰۳	۰/۰۸۹	۰/۰۰۷	۰/۰۰۲–
یزد	۰/۱۴۳	۰/۰۰۴	۰/۱۴۷	۰/۰۰۹	۰/۰۰۴–

به این ترتیب در مجموع و بر اساس این نتایج می‌توان نتیجه‌گیری کرد که استفاده از روش مدل مبنای بیزی موزون در ترکیب با نواحی کوچک، عملکرد خوبی داشته است. به عبارت دیگر روش بیزی موزون پیشنهاد شده در این مقاله، نتایج بسیار نزدیکی به روش معمول در طرح نیروی کار (برآورد مستقیم هورویتزتامپسون) دارد با این تفاوت که در مدل بیزی موزون به عکس روش مستقیم، اثر حجم نمونه کاهش یافته است. در واقع با استفاده از روش بیزی موزون به دلیل در نظر گرفتن متغیرهای کمکی (در این مطالعه «مدرک تحصیلی»، «سن»، «جمعیت»، «تاهل» و «تعداد اعضای خانوار»)، دقت برآوردگر افزایش می‌یابد.

البته با توجه به زمان‌بر بودن محاسبات تنها سه استان تهران، سیستان و بلوچستان و همدان در این مطالعه انتخاب شده‌اند. دلیل انتخاب این سه استان این است که بر اساس نتایج اعلام شده توسط مرکز آمار ایران، در سال ۹۷ نرخ بیکاری استان تهران نزدیک به کل کشور بوده است. همچنین استان‌های سیستان‌وبلوچستان و همدان نیز به ترتیب نزدیک به آستانه بالایی و پایینی نرخ بیکاری کل کشور قرار داشته‌اند. بدین ترتیب، برای برآورد نرخ بیکاری در شهرستان‌های سه استان مزبور، از مدل لوژستیک و به روش موزون بیزی عمل می‌کنیم. با برازش مدل معادله (۲۱) به داده‌های هر استان، نرخ بیکاری شهرستان‌ها را برآورد کرده و نتایج در جدول‌های ۱۰، ۱۱ و ۱۲ نشان داده شده‌اند.

جدول ۱۰. برآورد نرخ بیکاری شهرستان‌های استان تهران به دو روش مستقیم و بیزی موزون (داده‌های طرح نیروی کار ۱۳۹۷)

نام شهرستان	برآورد مستقیم	روش بیزی موزون	
		برآورد	انحراف استاندارد
تهران	۰/۱۲۸	۰/۱۳۳	۰/۰۰۴
دماوند	۰/۰۶۷	۰/۰۸۷	۰/۰۱۸
ری	۰/۰۹۲	۰/۱۱۹	۰/۰۲۰
شمیرانات	۰/۰۰۰	۰/۱۱۲	۰/۰۲۸
ورامین	۰/۱۲۵	۰/۱۴۰	۰/۰۲۰
شهریار	۰/۱۵۲	۰/۱۲۴	۰/۰۱۴
اسلامشهر	۰/۰۹۰	۰/۰۸۹	۰/۰۱۴
رباط کریم	۰/۱۹۸	۰/۱۳۸	۰/۰۲۱
پاکدشت	۰/۱۲۱	۰/۱۳۶	۰/۰۱۷
فیروزکوه	۰/۰۹۶	۰/۰۷۵	۰/۰۱۹
قدس	۰/۲۷۵	۰/۱۸۰	۰/۰۳۷

نام شهرستان	برآورد مستقیم	روش بیزی موزون	
		برآورد	انحراف استاندارد
ملارد	۰/۱۶۰	۰/۱۴۴	۰/۰۲۲
پیشوا	۰/۰۰۰	۰/۰۸۰	۰/۰۱۸
بهارستان	۰/۱۴۸	۰/۱۰۹	۰/۰۱۸
پردیس	۰/۰۱۷	۰/۰۷۹	۰/۰۱۷
قرچک	۰/۱۲۲	۰/۱۰۸	۰/۰۱۷

جدول ۱۱. برآورد نرخ بیکاری شهرستان‌های استان سیستان و بلوچستان به دو روش مستقیم و بیزی موزون (داده‌های طرح نیروی کار ۱۳۹۷)

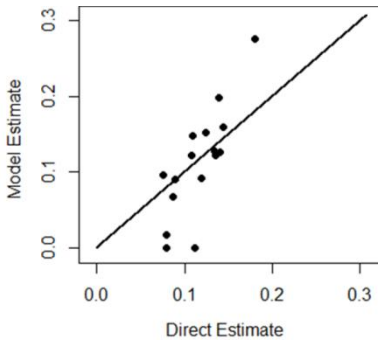
نام شهرستان	برآورد مستقیم	روش بیزی موزون	
		برآورد	انحراف استاندارد
ایرانشهر	۰/۱۲۹	۰/۱۳۴	۰/۰۱۶
چابهار	۰/۲۰۲	۰/۲۱۷	۰/۰۲۰
خاش	۰/۰۷۹	۰/۰۹۰	۰/۰۱۵
زابل	۰/۱۸۸	۰/۱۷۷	۰/۰۱۵
زاهدان	۰/۲۴۹	۰/۲۳۷	۰/۰۱۱
سراوان	۰/۱۵۹	۰/۱۲۳	۰/۰۱۹
نیک شهر	۰/۰۲۹	۰/۰۴۷	۰/۰۱۳
سرباز	۰/۲۸۵	۰/۲۷۲	۰/۰۳۱
کنارک	۰/۱۶۸	۰/۰۷۹	۰/۰۲۷
زهک	۰/۱۵۶	۰/۱۸۵	۰/۰۲۳
هیرمند	۰/۱۴۶	۰/۱۱۸	۰/۰۲۶
دلگان	۰/۲۴۲	۰/۲۳۱	۰/۰۳۴
مهرستان	۰/۰۷۱	۰/۰۶۵	۰/۰۱۵
سیب و سوران	۰/۰۷۹	۰/۰۶۴	۰/۰۱۶
نیمروز	۰/۲۱۷	۰/۲۱۵	۰/۰۲۶
هامون	۰/۱۳۴	۰/۱۳۹	۰/۰۳۳
میرجاوه	۰/۳۶۹	۰/۲۹۵	۰/۰۶۴
قصرقند	۰/۰۰۰	۰/۰۳۲	۰/۰۰۸
فنوج	۰/۰۰۰	۰/۰۲۲	۰/۰۰۳

این جداول به ترتیب برآورد مستقیم نرخ بیکاری و برآورد و انحراف استاندارد به روش بیزی موزون برای استان تهران، استان سیستان و بلوچستان و استان همدان را نمایش می‌دهند. البته شایان گفتن است که در طرح نیروی کار مرکز آمار ایران، تعداد نمونه برای شهرستان‌ها بهینه نیست و به دلایل هزینه و محدودیت‌های منابع، نمی‌توان برای هر شهرستان سطح نمونه را بهینه کرد، بنابراین در واقع نمی توان از روش برآورد مستقیم برای برآورد نرخ بیکاری در شهرستان‌ها به کمک نتایج حاصل از این طرح پرداخت. با این وجود این نتیجه برآورد مستقیم نیز در جداول برای مقایسه با روش بیزی موزون آورده شده است. توجه کنید که در روش مدل‌بندی بیزی موزون، با وارد کردن متغیرهای کمکی (در این پژوهش مدرک تحصیلی، سن، جمعیت، تاهل و تعداد اعضای خانوار)، اثر کمبود نمونه کاهش‌یافته و در عمل با ورود متغیر کمکی دقت برآورد افزایش می‌یابد.

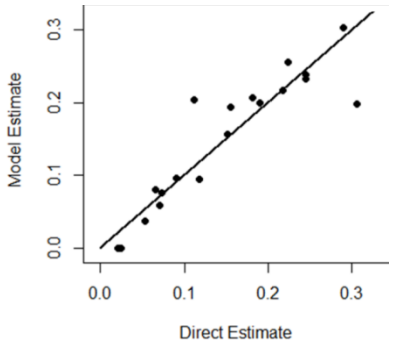
جدول ۱۲. برآورد نرخ بیکاری شهرستان‌های استان همدان به دو روش مستقیم و بیزی موزون (BW) (داده‌های طرح نیروی کار ۱۳۹۷)

نام شهرستان	برآورد مستقیم	روش بیزی موزون	
		برآورد	انحراف استاندارد
تویسرکان	۰/۰۶۵	۰/۰۷۵	۰/۰۰۶
ملایر	۰/۱۰۰	۰/۰۹۳	۰/۰۱۱
نهاوند	۰/۰۶۸	۰/۰۹۴	۰/۰۱۲
همدان	۰/۰۹۶	۰/۰۹۳	۰/۰۰۵
کبودرآهنگ	۰/۰۴۷	۰/۰۷۵	۰/۰۰۷
اسدآباد	۰/۱۰۱	۰/۰۸۸	۰/۰۰۸
بهار	۰/۰۵۲	۰/۰۷۳	۰/۰۱۰
رزن	۰/۱۰۵	۰/۰۸۹	۰/۰۰۹
فامنین	۰/۰۶۷	۰/۰۸۸	۰/۰۰۸

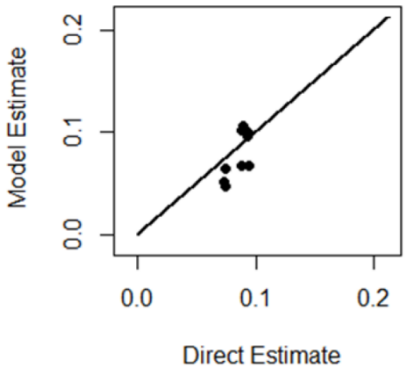
همچنین، شکل‌های ۵ تا ۷ نیز مقایسه برآورد مستقیم و بیزی موزون نرخ بیکاری را به ترتیب برای استان‌های تهران، سیستان و بلوچستان و همدان نشان می‌دهند. این نمودارها نشان می‌دهند که برای استان سیستان بلوچستان برآوردها بهترین وضعیت را داراست. زیرا به خط تقارن نزدیک‌تر است. همچنین در استان تهران نرخ بیکاری برخی شهرستان‌ها کم‌برآورد شده‌اند.



شکل ۵. مقایسه برآورد نرخ بیکاری شهرستان‌های استان تهران با استفاده از دو روش مستقیم و مدل بیزی موزون



شکل ۶. مقایسه برآورد نرخ بیکاری شهرستان‌های استان سیستان بلوچستان با استفاده از دو روش مستقیم و مدل بیزی موزون



شکل ۷. مقایسه برآورد نرخ بیکاری شهرستان‌های استان همدان با استفاده از دو روش مستقیم و مدل بیزی موزون

۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این مقاله و برای تهیه داده‌های مورد نیاز تحلیل راهبردی وضعیت نیروی کار ایران در نواحی کوچک، با استفاده از داده‌های طرح نیروی کار مرکز آمار ایران، سال ۱۳۹۷، ابتدا با درنظر گرفتن استان‌ها به‌عنوان نواحی کوچک، به برآورد نرخ بیکاری در هر یک از استان‌های کشور با استفاده از روش موزون بیزی پرداخته‌ایم. در آمارگیری‌هایی که به حجم نمونه زیادی نیاز است، داده‌ها اغلب همراه با وزن‌های نمونه‌گیری هستند که احتمال‌های نابرابری برای انتخاب اعضای نمونه در نمونه‌گیری‌های پیچیده را منعکس می‌کنند و این امکان را فراهم می‌سازند که تعداد مشاهدات افزایش یابد و تاثیر حجم نمونه تعدیل شود. به‌طور کلی روش‌های بیزی از جمله روش‌های مدل‌مبنا هستند که در برآورد و پیش‌گویی پارامترهای مورد نظر جوامع آمارگیری کاربرد دارند که با استفاده از اطلاعات پیشین به افزایش دقت برآوردها می‌انجامند.

اما از معایب روش‌های بیزی معمولی در آمارگیری‌های نمونه‌ای بزرگ که همراه با وزن نمونه است، استفاده نکردن از این وزن‌ها و درنظر نگرفتن آن‌ها در برآورد پارامترهای مورد نظر است. بنابراین استفاده از روش‌های بیزی که ضمن استفاده از اطلاعات پیشین بتوانند وزن نمونه‌ها را در نظر بگیرند، به افزایش دقت برآوردها کمک می‌کند. شایان گفتن است که یکی از روش‌های معمول بیزی که وزن نمونه‌ها را در نظر می‌گیرد، روش شبه پسینی بیزی است. روش نوین بیزی موزون، در سال ۲۰۱۷ معرفی شده که بر تمامی این مشکلات غلبه کرده و در عین حال علاوه بر آسان بودن محاسبات، در مقایسه با سایر روش‌های بیزی وزن افراد برای انتخاب نمونه را نیز مد نظر قرار می‌دهد. بنابراین تفاوت مهم روش‌های بیزی و روش‌های بیزی موزون در به‌کارگیری وزن‌های آمارگیری برای هر نمونه است، که در این راستا از روش‌های MCMC و نمونه‌گیری گیبز و الگوریتم متروپولیس‌هستینگز استفاده می‌شود. این روش در این مقاله برای برآورد نرخ بیکاری در طرح آمارگیری نیروی کار مرکز آمار ایران استفاده شده است. نتایج به‌دست آمده در این مقاله نشان دادند که برآورد نرخ بیکاری با استفاده از روش پیشنهاد شده در این مطالعه، در گام نخست تفاوت معناداری با روش معمول و مستقیم برآورد نرخ بیکاری در آمارگیری‌های نیروی کار (هورویتز تامپسون) ندارد.

این نتیجه به ما کمک می‌کند که به یکی از مشکلات اساسی در آمارگیری نیروی کار به روش فعلی، یعنی ناتوانی در برآورد نرخ بیکاری شهرستان‌های کشور به دلیل بهینه نبودن اندازه نمونه در سطح شهرستان، به شیوه مدل‌مبنا پاسخ دهیم. بدین منظور در گام بعدی با در نظر گرفتن شهرستان‌ها به‌عنوان کوچک‌ناحیه و به‌کارگیری روش موزون بیزی مطابق آنچه برای استان‌ها انجام دادیم، نرخ بیکاری شهرستان‌ها را برآورد کرده‌ایم. در این روش با وارد کردن متغیرهای کمکی (در این پژوهش مدرک تحصیلی، سن، جمعیت، تاهل و تعداد اعضای خانوار)، اثر کمبود نمونه کاهش‌یافته و در عمل دقت برآورد افزایش می‌یابد. البته در این طرح تنها به دلیل زمان‌بر بودن

محاسبات، تنها شهرستان‌های سه استان منتخب تهران، سیستان و بلوچستان و همدان به‌عنوان نمونه از کل استان‌های کشور مورد بررسی قرار گرفته‌اند که البته بدیهی است محاسبات به‌طور مشابه قابل تعمیم به هر یک از استان‌های کشور خواهد بود. بنابراین با داشتن برآورد نرخ بیکاری شهرستان‌های کشور، می‌توان با در نظر گرفتن اهداف و ماموریت‌های در نظر گرفته شده برای وضعیت نیروی کار هر استان و تحلیل محیطی سایر شرایط، با استفاده از داده‌های به‌دست آمده از این مقاله در سطح شهرستان و استان، به ممیزی راهبردها و ارزیابی اقدامات انجام‌شده مدیریتی پرداخت. در عین حال با تحلیل شکاف وضعیت، تصمیم‌گیری راهبردی لازم را برای بهبود شرایط انجام داد. همچنین شایان گفتن است از آنجاکه در این مطالعه مشاهداتی که دارای وضعیت تحصیلی نامشخص بودند (گمشدگی مقدار متغیر مدرک تحصیلی)، حذف شدند پیشنهاد می‌شود در مطالعات آینده این مقادیر جانهی شوند. در این مقاله اثر فضایی استان‌ها و شهرستان‌ها در نظر گرفته نشده است. در مطالعات آینده می‌توان با در نظر گرفتن اطلاعات مکانی متغیرها و اثرهای فضایی آنها دقت برآورد را بهبود بخشید و تحلیل‌های مکانی خوبی ارایه داد.

منابع

1. Abbaszadeh, F., & Nawabpour, H.R. (2013). Small area estimates of the unemployment rate. Iranian Journal of Official Statistics. 24(2), 225-205.
2. Akhbari, M., & Mohagheghnia, M. J. (2015). Estimating unemployment rate with non-accelerated inflation in Iran's economy and its application in economic policy making. Journal of Quantitative Economics, 11(4), 134-113.
3. Arabi, M., & Nasabi, N. (2016). Application of strategic audit model in formulating human resource strategies. Journal of Strategic Management Studies, 7(25).
4. Aristotle T. (2010). Creativity at the core of strategic decision making, Journal of Strategic Management Studies, 1(4).
5. Beyrouthy, S. (2017). The adoption of corporate social networks: a technology to support strategic scanning? (Doctoral dissertation, Université Grenoble Alpes).
6. Chouk, S. K., Hammami, M., Dhraou, S. B., & Ayari, Z. (2020, February). Overview of the research on strategic environmental scanning and competitive intelligence. In 2020 International Multi-Conference on: Organization of Knowledge and Advanced Technologies (OCTA) (1-16). IEEE.
7. Data, G. S., Lahiri, P., Maiti, T., & Lu, K. L. (1999). Hierarchical Bayes estimation of unemployment rates for the states of the U.S. Journal of the American statistical association, 94(448).
8. Fabrizi, E. (2002). Hierarchical Bayesian models for the estimation of unemployment rates in small domains of the Italian labour force survey. Statistica, anno LXII,n.4.
9. Ganjali, M., & Baghfaleki, T. (2017). Basics and Bayesian modeling of data using BUGS programming and R. software Shahid Beheshti University Press. Tehran. Iran.
10. Garnett, K., Lickorish, F. A., Rocks, S. A., Prpich, G., Rathe, A. A., & Pollard, S. J. (2016). Integrating horizon scanning and strategic risk prioritisation using a weight of evidence framework to inform policy decisions. Science of the Total Environment, 560, 82-91.
11. Gelman, A. (2007). Struggles with survey weighting and regression modeling. Statistical Science, 22(2), 153-164.
12. Ghobadi, S., Samati, M., & Samadi, S. (2004). Estimating the optimal unemployment rate and comparing it with the natural rate (with emphasis on the variables of the third socio-economic development plan). Journal of Economic Research. 67.
13. Gunawan, D., Panagiotelis, A., Griffiths, W., & Chotikapanich, D. (2020). Bayesian weighted inference from surveys. Australian & New Zealand Journal of Statistics, 62(1), 71-94.
14. Hamidi Zadeh, M. (2014). Strategic and long-term planning. Eighth edition. Organization for the Study and Compilation of Humanities Books of Universities, Position, Center for Research and Development of Humanities.
15. Hidiroglou, M. A., & You, Y. (2016). Comparison of unit level and area level small area estimators. Survey Methodology, 42(42), 41-61.
16. Horvitz, D. G., & Thompson, D. J. (1952). A generalization of sampling without replacement from a finite universe. Journal of the American statistical Association, 47(260), 663-685.
17. Hosseini Nasab, M.I., Ahmadloo, R. (2014). Estimation and small prediction of the average areas of duration of unemployment in Iran and the effect of the province on it using three-level models. Journal of Advanced Mathematical Modeling, 3(1).
18. Ikebujo, P. U. (2020). Environmental scanning as a process of strategic decision-making–a review. Journal of global social sciences, 1(2), 43-62.
19. Johanson, J. E. (2019). Internal strategic scanning. In strategy formation and policy making in government (121-142). Palgrave Macmillan, Cham.
20. Kazemizadeh, R. (1999). Comparative comparison of Phillips curve and determination of unemployment rate in Iran. Journal of Applied Theories of Economics, 6(1).

21. Korinek, A., Mistiaen, J. A., & Ravallion, M. (2007). An econometric method of correcting for unit nonresponse bias in surveys. The World Bank.
22. Liu, B., & Lahiri, P. (2017). Adaptive hierarchical Bayes estimation of small area proportions. Calcutta Statistical Association Bulletin, 69(2), 150-164.
23. Nandram, B., & Choi, J. W. (2002). Hierarchical Bayesian nonresponse models for binary data from small areas with uncertainty about ignorability. Journal of the American Statistical Association, 97(458), 381-388.
24. Nematollahi, N., Nawabpour, H.R., Rahimi, A., Rihani, M.,Abasi, & A., Yousefi, N. (2013). Small area estimates in the labor force survey plan. Statistics Research Institute. Tehran. Iran.
25. Pereira, L., Mendes, N., Jorge, M., & Coelho, P. S. (2011). Estimation of unemployment rates in small areas of Portugal: a best linear unbiased prediction approach versus a hierarchical Bayses approach. 17th European 17th European Young Statisticians Meeting. Lisbon, Portugal.
26. Raghunathan, T. E., Xie, D., Schenker, N., Parsons, V. L., Davis, W. W., Dodd, K. W., & Feuer, E. J. (2007). Combining information from two surveys to estimate county-level prevalence rates of cancer risk factors and screening. Journal of the American Statistical Association, 102(478), 474-486.
27. Rao, J. N. (2014). Small-Area Estimation. Wiley StatsRef: Statistics Reference Online, 1-8.
28. Rao, J.N.K., & Molina, I. (2015) Small area estimation, 2nd edn, John Wiley & Sons, Inc, Hoboken.
29. Shabbak, A., & Baghfaleki, T. (2018). Using Bayesian inference and prediction methods to predict the unemployment rate in 2016 in Iran. Statistics Research Institute, Tehran. Iran.
30. Shabbak, A., Kiani, K., Moradi, A., & Hakimipour, N. (2019). Feasibility study of producing a simulated population for the labor force plan of the Statistics Center of Iran by the method of coexistence. Statistics Research Institute, Tehran. Iran.
31. Simionescu, M. (2017). Prediction intervals for inflation and unemployment rate in Romania. A Bayes approaches. GLO Discussion paper, No.82.
32. Statistics Center of Iran. (2019). Labor force survey results, Teran. Iran.
33. Strobel, M., Tumasjan, A., Spoerrle, M., & Welpe, I. M. (2017). Fostering employees' proactive strategic engagement: Individual and contextual antecedents. Human Resource Management Journal, 27(1), 113-132.
34. Taybi Abolhassani, A.H., & Rouhani Rad, S. (2018). Analysis of the structure and trend of thematic networks of strategic management in Iran. Journal of Strategic Management Studies, 9(36).
35. Wheelen, T. L., Hunger, J. D., Hoffman, A. N., & Bamford, C. E., (2018). Concepts in Strategic Management and Business Policy, Globalization, Innovation and Sustainability, © Pearson Education Limited.
36. Wooldridge, J. M. (2007). Inverse probability weighted estimation for general missing data problems. Journal of econometrics, 141(2), 1281-1301.
37. You, Y., & Chapman, B. (2006). Small area estimation using area level models and estimated sampling variances. Survey Methodology, 32(1), 97.