

جهت خرید فایل word به سایت www.kandoo.cn.com مراجعه کنید
یا با شماره های ۰۹۳۶۶۰۲۷۴۱۷ و ۰۹۳۶۶۴۰۶۸۵۷ و ۰۶۶۴۱۲۶۰-۰۵۱۱ تماس حاصل نمایید



مفاهیم آمار و تخمین‌های بیزی

مقدمه

قبل از دو دهه اخیر پیش‌بینی‌های اقتصادی بوسیله مدل‌های ساختاری انجام می‌گرفت که اکثراً منتج شده از نظریات کنیز بودند از آنجائیکه در آن دوره این مدل‌ها نتوانستند حوادث مهم اقتصادی را پیش‌بینی نمایند بنابراین روش برداری‌های خود رگرسیونی توسعه پیدا کردند از جمله انتقاداتی که به این روش وارد می‌شود اینست که این روش به تخمین بیش از حد مبتلا می‌باشد برای رفع این مشکل یک مدل بیزینی توسط لیترمن و همکارانش توسعه پیدا کرد که در آن اعتقادات پیشین در مورد متغیرها همراه با داده‌ها ترکیب و یک چارچوب بیزینی را برای پیش‌بینی کنندگان فراهم می‌آورد از آنجائیکه این روش از اطلاعات قبلی در مورد متغیرها استفاده می‌کند این امر به ساختن پیش‌بینی‌های بیشتر اقتصادی و کمتر هنری کمک می‌کند در این فصل ابتدا مفاهیم آمار و تخمین‌های بیزینی بیان می‌شود سپس روش VAR و کاربردهای آن تشریح می‌گردد و در قسمت پایانی به تشریح روش BVAR می‌پردازیم.

ارتباط بین علوم اقتصاد و آمار:

با تمرکز به مسئله کمیابی در علم اقتصاد، این علم به میزان زیادی به مسئله تصمیم‌گیری مربوط می‌باشد. همچنانکه می‌دانیم سوخت ماشین تصمیم‌گیری اطلاعات می‌باشد بنابراین روش‌هایی برای فراهم‌آوردن اطلاعات آماری و ارتباط آن با علم اقتصاد که منجر به تصمیم‌گیری بهینه می‌شود توسعه پیدا کرده‌اند که در چارچوب دو روش نظریه کلاسیک

نمونه‌گیری و روش بیزی در علم آمار مورد مطالعه قرار می‌گیرند. در ذیل به شرح مختصری از این روشها پرداخته می‌شود.

روش کلاسیک نمونه‌گیری:

استنتاج آماری با استفاده از روش کلاسیک با استفاده از ویژگیهای زیر مشخص می‌شود.
الف- تخمین‌ها و روشهای آزمون بر حسب ویژگیهای موجود در نمونه آماری ارزیابی می‌شوند.

ب- احتمال یک حادثه بر حسب حد فراوانی نسبی آن حادثه تعریف می‌شود.

پ- هیچ شرطی برای ورد مشاهدات غیر نمونه‌ای (nonsample) و اطلاعات زیان (loss information) وجود ندارد.

هنگامی که تخمین پارامترها با استفاده از روش کلاسیک انجام می‌شود یک تخمین زنده بدون تورش با مینیمم واریانس مطلوب محقق می‌باشد زیرا بطور متوسط این تخمین زنده‌ها به پارامترهای حقیقی (نسبت به تخمین زنده‌های بدون تورش دیگر) نزدیکتر هستند. در این روش تخمین فاصله‌ای و آزمون فرضیه بر حسب ویژگیهای بزرگ نمونه‌ای، نمونه‌های مورد مطالعه ارائه می‌شود همچنین در روش کلاسیک از آنجائیکه پارامترها در نمونه‌های تکراری ثابت فرض می‌شوند، توزیع احتمال برای پارامترها تعیین نمی‌شود.

روش بیزین:

در چارچوب بیزینی احتمال بر حسب یک درجه از اعتقادات تعریف می شود (هر چند که ویژگیهای تخمین زنده‌ها و آزمونهایی که بر روی نمونه آماری انجام می‌گیرید نیز مورد مطالعه قرار می‌گیرید اما پایه اصلی برای استنتاج و انتخاب تخمین زنده‌ها نمی‌باشند) در این روش احتمال یک حادثه بر حسب اعتقادات شخص در مورد اینکه این حادثه تا چه اندازه محتمل است که ظاهر شود انجام می‌گیرید این اعتقادات ممکن است به اطلاعات کمی و یا کیفی وابسته باشند اما لزوماً به فراوانی نسبی حادثه در یک نمونه بزرگ از آزمایش‌های فرضی آتی^۱ وابسته نمی‌باشد بنابراین در آمار بیزینی احتمال یک مفهوم ذهنی (Subjective) و اشخاص مختلف ممکن است احتمال متفاوتی از یک حادثه را ارائه دهند همچنین ویژگی اصلی در تحلیل‌های بیزینی اینست که عدم اطمینان درباره مقدار یک پارامتر ناشناخته برحسب توزیع احتمال بیان می‌شود. در این روش پارامترها بصورت متغیرهای تصادفی مورد مطالعه قرار می‌گیرند و بدین صورت که نتایج متفاوت از یک آزمایش مصداق‌های^۲ متفاوتی از یک پارامتر بیان می‌کند، مورد ملاحظه قرار نمی‌گیرند. بنابراین توزیع احتمال ذهنی بر روی یک پارامتر برحسب آگاهی شخصی، درباره آن پارامتر می‌باشد این آگاهی ممکن است قبل از مشاهده اطلاعات موجود در نمونه وجود داشته باشد که تابع توزیع این آگاهی شخصی، توزیع پیشین^۳ نام

¹ - future hypothetical experiments

² - realizations

³ - prior distribution

دارد همچنین تابع توزیعی که از ترکیب تابع توزیع پیشین و اطلاعات نمونه حاصل می شود تابع توزیع پسین^۱ نام دارد. یک نکته مهم در اینجا اینست که توزیع پسین حاصله می تواند به عنوان یک توزیع پیشین مورد استفاده قرار گیرد زمانی که با اطلاعات نمونه ای دیگر در آینده مواجهه می شویم. روشی که توزیع پیشین را با اطلاعات نمونه برای تشکیل توزیع پسین، ترکیب می کند قضیه بیز نام دارد.

طریقه بدست آوردن تابع توزیع پسین:

اگر $P(B/A)$ عبارتست از احتمال وقوع حادثه B به شرط معلوم بودن حادثه A باشد.

آنگاه می توان احتمال وقوع حوادث را بصورت زیر بیان کرد:

$$P(A, B) = P(B/A).P(A)$$

$$P(A, B) = P(A/B).P(B)$$

از رابطه فوق نتیجه می شود که:

$$P(A/B).P(B) = P(B/A).P(A)$$

$$P(B/A) = \frac{P(A/B).P(B)}{P(A)}$$

که عبارت فوق به عنوان قضیه بیز شناخته می شود.

حال برای نشان دادن توابع توزیع پیشین و پسین فرض می کنیم که تابع چگالی احتمال پیوسته باشد اگر θ برداری از پارامترها و Y برداری از مشاهدات موجود در نمونه برای تابع چگالی پیوسته $f(y/\theta)$ باشد در این صورت تابع $f(y/\theta)$ بطور جبری همانند تابع درستنمایی برای θ می باشد که همه اطلاعات نمونه ای در مورد θ را شامل

¹ - posterior distribution

می شود. در چارچوب بیزی از آنجائیکه توزیع احتمال ذهنی برای θ وجود دارد [θ برداری تصادفی می باشد]. بنابراین $f(y/\theta)$ بصورت تابع توزیع شرطی y به شرط θ مورد ملاحظه قرار می گیرد حال طبق رابطه (۱-۵) می توانیم بنویسیم:

$$h(\theta, y) = f(y/\theta).g(\theta) = g(\theta/y).f(y)$$

که به h تابع چگالی پیوسته برای θ و y ، g به تابع چگالی برای θ و f به تابع چگالی برای y دلالت می کند حال اگر عبارت فوق را بازنویسی کنیم داریم:

$$g(\theta/y) = \frac{f(y/\theta).g(\theta)}{f(y)}$$

که این عبارت همان قضیه بیز می باشد که در این عبارت $g(\theta/y)$ بیانگر تابع چگالی پسین برای θ و $g(\theta)$ بیانگر تابع چگالی پیشین برای θ (اطلاعات غیر نمونه ای در مورد θ) می باشد. از آنجائیکه داده های نمونه ای بصورت ثابت و معلوم در اختیار هستند در نتیجه $f(y)$ ثابت می باشد بنابراین برای بدست آوردن θ اگر داده های نمونه ای y ثابت باشند می توانیم تابع $f(y/\theta)$ را بصورت تابع در ستتمایی $L(\theta/y)$ نشان دهیم بنابراین قضیه بیز بصورت زیر بیان می شود.

$$g(\theta/y) \propto L(\theta/y).g(\theta)$$

که رابطه را بصورت زیر نیز می توانیم بیان کنیم

(اطلاعات پیشین) \times (اطلاعات درستتمایی) \propto اطلاعات پسین

رابطه (۵-۵) نشان می دهد که چگونه اطلاعات پیشین در مورد θ (که بر حسب تابع چگالی پیشین بیان می شود) بوسیله اطلاعات نمونه ای (که بر حسب تابع در ستنمایی $L(\theta/y)$ بیان می شود) اصلاح می شود تا اطلاعات پسین در مورد θ (که بر حسب تابع چگالی پسین $g(\theta/y)$ بیان می شود) بدست آید. نمودار (۵-۱) فرآیند بدست آمدن توزیع پسین را نشان می دهد.

تخمین نقطه ای

سؤالی که در این قسمت با آن مواجهه می شویم اینست که چگونه یک تخمین نقطه ای برای θ انتخاب کنیم بطوریکه زیانهای ناشی از تخمین بیش از حد^۱ و یا کمتر از مقدار واقعی^۲ مینیمم گردد.

هنگامی که تخمین نقطه ای بیزی را انجام می دهیم تخمین های متعددی بر اساس چگالی احتمال پسین حاصل می گردد. بنابراین باید مناسبترین تخمین برای $\hat{\theta}$ انتخاب شود که این انتخاب بر اساس تابعی انجام می شود که تابع زیان^۳ نام دارد اگر θ مقدار واقعی پارامتر و $\hat{\theta}$ مقادیر تخمین آن باشد تابع زیان صورت $L(\hat{\theta}, \theta)$ بیان می شود. نکته ای که باید به آن توجه کنیم اینست که با افزایش خطای تخمین θ ، زیان نیز افزایش پیدا می کند بنابراین انتظار بر اینست که $L(\hat{\theta}, \theta)$ یک تابع افزایش از $|\hat{\theta}, \theta|$ باشد همچنین تابع زیان ناشی از تخمین بیش از حد $[(\hat{\theta}, \theta) = a, (a > 0)]$ ممکن است متفاوت از تابع زیان ناشی

¹ - overestimation

² - underestimation

³ - loss function

از تخمین کمتر از مقدار واقعی $[(\hat{\theta}, \theta) = a, (a < 0)]$ باشد که در این حالت گفته می‌شود تابع زیان نامتقارن^۱ است. بسته به نوع توزیع چگالی احتمال پسین تابع زیان می‌تواند بصورت متفاوتی انتخاب گردد. اما آنچه که بطور کلی اهمیت دارد، توجه به برخی از معیارهای گرایش به مرکز در توزیع پسین مانند میانه، میانگین و مد می‌باشد زیرا که اگر توزیع پسین غیر قرینه باشد این معیارهای تمایل به مرکز با هم متفاوت خواهند بود و مسئله انتخاب در بین آنها وجود خواهد داشت. در قسمت بعد چند نمونه از توابع زیان معرفی می‌شود. فرآیند رسیدن به $\hat{\theta}$ بهینه بطور خلاصه در شکل (۵-۲) بیان شده است.

تابع زیان درجه دوم (quadratic loss function):

برای بدست آوردن تخمین نقطه‌ای، تابع زیان درجه دوم بصورت زیر بیان می‌شود.

$$L(\hat{\theta}, \theta) = c(\theta - \hat{\theta})^2$$

که c یک ثابت می‌باشد این تابع یک تابع متقارن می‌باشد زیرا زیانهای ناشی از تخمین بیش از حد همانند زیانهای ناشی از تخمین کمتر از مقدار واقعی می‌باشد همچنین این تابع از درجه دو می‌باشد زیرا زیان، تابعی درجه دو از خطای تخمین $|\theta - \hat{\theta}|$ می‌باشد همچنانکه می‌دانیم θ ناشناخته است. برای غلبه بر این مشکل میانگین وزنی تمام زیانهای مرتبط با همه مقادیری که θ در بر می‌گیرد را پیدا می‌کنیم و $\hat{\theta}$ می‌باشد که میانگین زیانها را مینیمم کند انتخاب می‌شود، تابع وزنی که انتخاب می‌شود همان تابع توزیع پسین است (شکل تابع زیان و انتخاب θ متناظر با تابع زیان بهینه در شکل (۵-۳) نشان

¹ - asymmetric

داده شده است). اگر $\hat{\theta}$ یک تخمین نقطه‌ای از θ باشد، در صورتی زیان برابر صفر می‌باشد که $\hat{\theta} = \theta$ باشد در غیر اینصورت با افزایش $|\theta - \hat{\theta}|$ ، L نیز افزایش می‌یابد برای بدست آوردن میانگین زیان از تابع زیر استفاده می‌شود.

$$E[L(\hat{\theta}, \theta)] = E[C(\theta - \hat{\theta})^2] = \int C(\theta - \hat{\theta})^2 g(\theta/y) d\theta$$

تابع زیان خطای مطلق (Absolute Error Loss Function)

در این حالت بصورت زیر تصریح می‌گردد

$$L(\hat{\theta}, \theta) = \alpha |\hat{\theta} - \theta|$$

زمانیکه تابع زیان بصورت قدر مطلق خطا در نظر گرفته می‌شود میزان زیان انتظاری زمانی حداقل می‌گردد که $\hat{\theta}$ برابر با میانه توزیع باشد.^۱

تخمین بیزین ضرایب رگرسیون خطی:

از آنجاییکه بدست آوردن تخمین ضرایب در رگرسیونهای دو متغیره و مرکب بیزینی، مستلزم اثباتهای طولانی می‌باشد بنابراین در این قسمت تخمین ضرایب بدون ارائه روش اثبات بیان می‌گردد.

تخمین بیزین ضرایب رگرسیون دو متغیره

معادله زیر را در نظر می گیریم

$$Y_i = \alpha + \beta x_i + U_i$$

با فرض اینکه فروض کلاسیک در مورد معادله (۵-۹) صادق باشد (می توان فرض

کرد که X_i تصادفی باشد اما در این صورت باید مستقل از U_i توزیع شده باشد و تابع

چگالی احتمال آن پارامترهای $\beta_1, \beta_2, \delta^2$ را شامل نشود). اگر از معادله (۵-۹) امید

ریاضی بگیریم، میانگین شرطی بصورت زیر حاصل می شود.

$$E(Y_i | X_i, \alpha, \beta, \sigma^2) = \alpha + \beta X_i$$

حال با فرض اینکه n مشاهده داریم، می خواهیم احتمال نمونه مشاهده شده را

بصورت تابعی از مقادیر α, β و σ^2 بدست آوریم در نتیجه داریم:

$$p(Y / \alpha, \beta, \sigma^2) = P(Y_1 / 0) \times P(Y_2 / 0) \times \dots \times p(Y_n / 0)$$
$$= \prod_{i=1}^n \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} [Y_i - (\alpha + \beta x_i)]^2\right] \right\} = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sigma^n} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} [Y_i - (\alpha + \beta x_i)]^2\right\}$$

$$p(Y / \alpha, \beta, \sigma^2) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sigma^n} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n [Y_i - \alpha - \beta X_i]^2\right\}$$

از آنجائیکه Y_i ها مشاهده شده و معلوم هستند بنابراین عبارت بالا را به تابع درستنمایی تغییر می دهیم^۱

$$(L\alpha, \beta / Y_i) \alpha \frac{1}{\sigma^n} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (Y_i - \alpha_1 - \beta X_i)^2\right\}$$

حال اگر که این تابع درستنمایی را در تابع توزیع پیشین ضرب کنیم تابع توزیع پسین بدست می آید اما بسته به اینکه توزیع پیشین β, σ چگونه در نظر گرفته شود، توزیع حاصل پسین زیر بصورت متفاوتی حاصل می شود.

تخمین بنزین در رگرسیون مرکب^۲:

در این قسمت توزیع پیشین اطلاعاتی^۳ (informative) در دو حالت مورد بررسی قرار می گیرد همچنین فرض می شود که توزیع پیشین دارای شکل مشابهی با توزیع چگالی درستنمایی باشد. که این نوع توزیع پیشین را توزیع پیشین همانند (Conjugate)

()

$(2\pi)^{1/2}$

(proportional)

()

BVAR,VAR)

()

(SBVAR

(Ignorance)

()

(Flat)

می نامند لحاظ این توزیع باعث می شود که محاسبات مربوط به انتگرال گیری جهت حصول توزیع های حاشیه ای ساده تر گردد.

توزیع پیشین اطلاعاتی برای ضرایب و عدم لحاظ آن برای σ :

با فرض اینکه توزیع پیشین بصورت نرمال k متغیره با میانگین β و ماتریس واریانس - کواریانس [توسط محقق در نظر گرفته شده باشد همچنین واریانس معادله رگرسیونی معلوم باشد پسین حاصله برای میانگین و واریانس بصورت زیر بیان می شود.

$$E(\beta | y, x, \delta) = \left\{ \sum_{i=1}^{n-1} + [\sigma^2(x'x)^{-1}]^{-1} \right\}^{-1} \left\{ \sum_{i=1}^{n-1} \beta^0 + [\sigma^2(x'x)^{-1}b] \right\}$$

$$E(\beta | y, x, \sigma) = F\beta^0 + (I - F)b \quad (5-13)$$

$$F = \left\{ \sum_{i=1}^{n-1} + [\sigma^2(x'x)^{-1}]^{-1} \right\}^{-1} \sum_{i=1}^{n-1} = \left\{ [\text{Var}(\hat{\beta})]^{-1} + [\text{Var}(b | y, x, \sigma)^{-1}] \right\} \left[\text{Var}(\hat{\beta}) \right]^{-1}$$

$$\text{Var}[B | y, x, \sigma] = \left\{ \sum_{i=1}^{n-1} + [\sigma^2(x'x)^{-1}]^{-1} \right\}^{-1} \quad (5-14)$$

که در معادلات فوق $\hat{\Sigma}, \hat{B}, b$ به ترتیب تخمین زن روش کلاسیک، مقدار پیشین ضرایب (میانگین پیشین توزیع)، ماتریس واریانس پیشین می باشد. ملاحظه می شود که تخمین زن بنزین در (5-13) متوسط وزنی تخمین زن OLS و مقدار پیشین آن می باشد و F نیز به عنوان وزن واریانسهای پیشین و تابع چگالی درستنمایی می باشد.

توزیع پیشن اطلاعاتی برای ضرایب و σ :

در این حالت با این فرض که σ^2 مشخص نمی‌باشد توزیع پسین حاصله برای میانگین و واریانس بصورت زیر بیان می‌شود

$$E(B/y, x) = \left\{ \hat{\Sigma}^{-1} + [s^2(x'x)^{-1}]^{-1} \right\}^{-1} \left\{ \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\beta} + s^2(x'x)^{-1}b \right\}$$

$$\text{Var}(\beta/y, x) = \left[\frac{m}{m-2} \right] \left\{ \hat{\Sigma}^{-1} + [s^2(x'x)^{-1}]^{-1} \right\}^{-1}$$

که در معادله فوق m درجه آزادی بصورت $m=n-k+d$ می‌باشد که n تعداد مشاهدات، k تعداد پارامترهای مدل و d درجه آزادی است که بصورت پیشین توسط محقق تعیین می‌شود همچنین s^2 تخمین σ^2 می‌باشد. در واقع d نیز پارامتر پیشین برای σ بوده که توسط محقق تعیین می‌شود براساس دو معادله فوق مشاهده می‌شود که هرچه تعداد نمونه افزایش یابد واریانس ضرایب کوچکتر و عکس آن بزرگتر می‌شود لذا وزن بیشتری را به b یعنی تخمین زن روش کلاسیک می‌دهد بنابراین با افزایش تعداد نمونه، نتایج به نظریه کلاسیک نزدیک می‌شود.

سرچشمه مدل سازی VAR:

قبل از دو دهه اخیر اقتصاد سنجی سنتی به منظور تخمین و تصریح ارتباط بین متغیرهای کلان اقتصادی از مدل‌های معادلات همزمان در مقیاس بزرگ استفاده می‌کرد

از این سیستم برای پیش‌بینی، تحلیل سیاستی و آزمون تئوریهای اقتصادی رقیب استفاده می‌شد.

فعالیت‌های تحقیقاتی انجام گرفته توسط کمیسیون کولیز (Cowles Commissions) در ایالات متحده امریکا در دوره (۱۹۷۰-۱۹۴۵) براساس استفاده از این مدلها در مقیاس بزرگ بود. این مدلها براساس شرایط تئوریکي منتج شده از نظریات کینز تصریح می‌شد. در اواخر دهه ۱۹۷۰ میلادی این شیوه مدل سازی به چند دلیل مورد حملات متعدد قرار گرفت:

نخست نوسانات زیاد در این سالها و بی‌ثباتی مرتبط با حوادث بی‌سابقه همچون، از هم پاشیدگی نظام برتون و دز و شوکهای نفتی منجر به شکست وسیع پیش‌بینی با استفاده از این مدلهای اقتصاد کلان شد ثانیاً اقتصاددانان اعتبار تئوری‌های کینزی را زیر سؤال بردند و از مدل‌های که در آن انتظارات عقلایی عاملان را مدنظر قرار می‌داد دفاع کردند و بیان نمودند که این مدل‌ها ارتباط بین متغیرهای کلان اقتصادی را بطور صحیح‌تر نمایش می‌دهد. ثالثاً متدلوزی مدل‌های اقتصاد کلان در مقیاس بزرگ شدیداً بوسیله کریستوفر سیمز^۱ (۱۹۸۰-۱۹۸۲) مورد انتقاد واقع شد او دو ضعف متدلوزیکي این مدلها را بیان کرد.

الف - تصریح سیستم معادلات همزمان براساس جمعی سازی مدل‌های جزء‌ای^۱ بود بدون آنکه این مدل‌ها ارتباط متقابل میان متغیرهای حذف شده را مدنظر قرار دهند.^۲

ب - ساختار پویای این مدل‌ها، اغلب به منظور فراهم آوردن قیده‌های لازم برای رسیدن به شناسایی و یا شناسایی بیش از حد فرم ساختاری تصریح شده است.

با توجه به این انتقاده‌ها، سیمز از مدل‌هایی استفاده کرد که تصریح آن براساس ویژگی‌های آماری داده‌های تحت مطالعه بنا شده بود در حقیقت سیمز تصریح بردارهای خود رگرسیونی را پیشنهاد کرد یعنی مدل‌های چند گانه‌ای که هر سری تحت مطالعه بروی تعداد معینی از وقفه‌های همه سربها بطور پیوسته رگرس می‌شود. از آنجائیکه استفاده از این مدل‌ها موفقیت گسترده‌ای را به همراه داشت و محققان ثابت کردند که این روش دارای ابزارهای آماری قابل انعطاف و مفید می‌باشد بنابراین در بسیاری از زمینه‌های تحقیقاتی بجای استفاده از سیستم معادلات همزمان این مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفتند.

فرآیند خود رگرسیون برداری (تعریف، تصریح، تخمین)

یک فرآیند خود رگرسیون برداری از درجه P $[VAR(P)]$ برای یک سیستم شامل M متغیر بصورت زیر تعریف می‌شود.

$$y_t^{(1)} = V + \theta_1 y_{t-1} + \dots + \theta_p y_t - p + U_t$$

که در این سیستم شامل M معادله، $V = (v_1, \dots, v_m)'$ یک بردار M بعدی و θ_i

$$\theta_i = \begin{bmatrix} \theta_{11,i} & \dots & \theta_{1m,i} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \theta_{m1,i} & \dots & \theta_{mm,i} \end{bmatrix}$$

ماتریس ضرایب $(M \times M)$ ، $u_t = (u_{1t}, \dots, u_{mt})'$ همان ویژگی های استوکاستیکی موجود

در خطاهای فرم حل شده در سیستم معادلات همزمان را دارا می باشد. حال اگر m این

معادله موجود در سیستم (با فرض T مشاهده) را انتخاب کنیم داریم:

$$y_m = x\theta_m + U^m$$

که θ_m بردار ضرایب m امین معادله سیستم می باشد از آنجائیکه هر M معادله موجود

در سیستم همین رگرسیون ماتریس x را دارند بنابراین M معادله موجود در سیستم را

بصورت زیر می توانیم بنویسیم^۱:

$$y = (I_m \otimes x)\theta + U \quad E(UU') = \Sigma_u \otimes I_T$$

از آنجائیکه در چنین سیستم های، تخمین های GLS با LS یکسان می باشند بنابراین

هر معادله موجود در سیستم را بوسیله روش LS بطور مجزا می توانیم تخمین بزنیم

بنابراین بدون از دست دادن کارایی تخمینی هر معادله بصورت زیر تخمین زده می شود.

$$\hat{\theta}_m = (x'x)^{-1}x'y^m$$

و برای کل سیستم بطور فشرده داریم:

$$\hat{\theta} = [I_m \otimes (x'x)^{-1}x']y$$

همچنین در مدل فوق یک تقریب از ماتریس کواریانس $\hat{\theta}$ بصورت زیر مشخص می شود

$$\hat{\Sigma}_{\hat{\theta}} = \hat{\Sigma}_u \otimes (x'x)^{-1}$$

انتخاب درجه VAR:

برای انتخاب وقفه های بهینه در مدل های VAR معیارهایی طراحی شده اند که می توان به آزمون نسبت لاکیلهود (LR) معیار شوارتز (SC) و اکایک (AIC) اشاره کرد. آزمون نسبت لاکیلهود بصورت زیر بیان می شود:

$$LR = (T - c)(\log |\Sigma_r| - \log \Sigma_u)$$

برای استفاده از این آزمون ابتدا یک مدل VAR نامقید (با بیشترین وقفه ممکن) تخمین زده می شود آنگاه ماتریس کواریانس باقیمانده ها حساب می شود (Σ_u), سپس طول وقفه را کاهش داده و ماتریس کواریانس مدل مقید برآورد می شود این آماره دارای توزیع χ^2 با درجه آزادی برابر با تعداد قیدهای تحمیل شده به سیستم می باشد (به عنوان مثال اگر ۳ وقفه کاهش یابد آنگاه $3n^2$ که n تعداد معادلات سیستم می باشد، درجه آزادی این توزیع می باشد). در مدل فوق فرضیه صفر بصورت زیر بیان می شود.

طول وقفه برابر سیستم مقید است $H_0 =$

اگر مقدار آماره فوق کمتر از χ^2 جدول در سطح معناداری مشخص باشد نمی توان فرضیه صفر را رد کرد لازم به ذکر است که در معادله فوق T تعداد مشاهدات، C تعداد پارامترها در سیستم نامقید (اگر تعداد پارامترها در معادلات سیستم یکسان نباشد معادله ای که بیشترین پارامتر را داراست در نظر گرفته می شود) همچنین معیار (AIC) و (SC) بصورت زیر تعریف می شوند

$$AIC(n) = \ln \det(\hat{\Sigma}_n) + \frac{2M^2n}{T} \quad n=1, \dots, P$$

$$Se(n) = \ln \det(\hat{\Sigma}_n) + \frac{M^2n \ln T}{T}$$

که M تعداد متغیرها در سیستم و T حجم نمونه و $\hat{\Sigma}_n$ تخمین ماتریس کواریانس باقیمانده ها است که از مدل VAR(n) بدست می آید در معادلات بالا درجه P جایی بهینه است که معیار (SB) و (ATC) مینیمم شوند

موارد استفاده مدل های VAR:

پیش بینی:

اگر فرآیند تولید مجموعه ای از متغیرها از نوع فرآیند بردار تصادفی شناخته شده باشد در این شرایط پیش بینی بهینه عبارتست امید شرطی همه اطلاعات داده شده تا دوره ای که پیش بینی برای آن انجام می گیرید بهینه در این جا به این معنی می باشد که میانگین

مربعات خطای پیش‌بینی (Forecast mean square error) هر متغیر مینیمم گردد بنابراین

برای یک مدل VAR(p) می‌توان نوشت

$$y_T(h) = E_T[y_{T+h}] = v + \theta_1 E_T[y_{T+h-1}] + \dots + \theta_p E_T[y_{T+h-p}]$$

که برای معادله فوق داریم: $y_T(h-i) = y_{T+h-i}$, $(i \geq h)$ و $E_T[V_{T+h}] = 0$

از ماتریس میانگین مجذور خطا (MSE) اغلب به عنوان سنج‌های از عدم اطمینان

پیش‌بینی استفاده می‌شود (Forecast uncertainty) که ماتریس (MSE) برای پیش‌بینی

مرحله n ام بصورت زیر نشان داده می‌شود.

$$\Sigma(n) = E[[y_{T+h} - y_T(h)][y_{T+h} - y_T(h)]']$$

از آنجائیکه پیش‌بینی $y_T(h)$ بدون تورش است یعنی $E[y_{T+h} - y_T(h)] = 0$

ماتریس کواریانس خطای پیش‌بینی است که برای یک سیستم VAR(P) بصورت زیر

بیان می‌شود

$$\Sigma(h) = \Sigma_u + M_1 \Sigma_u M_1' + \dots + M_{h-1} \Sigma_u M_{h-1}' = \Sigma_{(h-1)} + M_{h-1} \Sigma_u M_{h-1}'$$

علیت گرنجر

فرض کنید برای تحلیل یک بردار $(n \times 1)$ سری زمانی پایای y_t ، آن را به دو بردار کوچکتر (sub-vector)، y_{1t} و y_{2t} افراز کنیم که ابعاد آنها $(n_1 \times 1)$ و $(n_2 \times 1)$ باشد بطوریکه $n_1 + n_2 = n$ ، در اینصورت می توانیم عبارت زیر را تعریف کنیم.

$$I_t = \{y_\tau : \tau \geq t\}, \quad I_{2t} = \{y_{2\tau} : \tau \leq t\}$$

که I_t شامل مجموعه اطلاعات گذشته و حال مقادیر بردار y_t و I_{2t} شامل مجموعه اطلاعات گذشته و حال بردار y_{2t} می باشد. در این حالت مفهوم علیت گرنجر را بدین صورت می توانیم بیان کنیم که بردار y_{1t} علیت - گرنجر بردار y_{2t} اگر که تابع چگالی پیش بینی بردار y_{2t} بصورت زیر بیان شود.

$$P(y_{2t+h} / I_t) \equiv p(y_{2t+h} / I_{2t}), \quad \forall h \geq 1$$

که عبارت فوق بدین معنی می باشد که مقادیر گذشته و حال بردار y_{1t} نمی تواند در پیش بینی مقادیر آتی y_{2t} مؤثر باشد.

حساب شوکها و تجزیه واریانس خطای پیش بینی:

استفاده دیگر از مدل های VAR که بوسیله سیمز (۱۹۸۱-۱۹۸۰) و دیگران عمومیت یافته است گاهی اوقات حساب شوکها نامیده می شود این واژه به واکنش سیستم به شوک در یکی از متغیرها اشاره می کند بجای شوک در متغیرها گاهی اوقات یک شوک

انحراف معیار موردنظر ملاحظه قرار می گیرید. اگر یک مدل VAR(p) را بصورت یک فرایند میانگین متحرک نمایش دهیم داریم:

$$y_t = \mu_t + \sum_{i=0}^{\infty} M_i u_{t-i}$$

که در معادله فوق k_j امین عنصر M_i واکنش k امین متغیر به یک شوک واحد تجربه شده بوسیله متغیر j را در i دوره پیش نمایش می دهد (مشروط براینکه این اثر بوسیله دیگر شوکها به سیستم سرایت پیدا نمی کند). مشکلی که در مدل فوق وجود دارد اینست که u_i ها همبسته هستند بنابراین این امر واکنش واقعی سیستم را مبهم می سازد برای رفع این مشکل حساب شوکها اغلب بوسیله یک VAR تغییر شکل یافته انجام می پذیرد که فرایند نوفه سفید، ماتریس کواریانس قطری دارد بطوریکه هیچ ارتباط آنی میان اجزاء وجود ندارد. از آنجائیکه ماتریس کواریانس Σ_u از یک مدل VAR(p) معین مثبت است یک ماتریس غیر منفرد مانند P وجود دارد بطوری که $P\Sigma_u P' = I$ باشد حال اگر معادله را بدین صورت بازنویسی کنیم داریم

$$y_t = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} M_i P^{-1} P u_{t-i} = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} \Psi_i w_{t-i}$$

که $\Psi_i = M_i p^{-1}$ و $w_t = (w_{it}, \dots, w_{mt}) = P u_t$ می باشد و بردار ویژگی های مناسب، یعنی اینکه اجزای آن ناهمبسته و دارای واریانس واحد هستند را دارا می باشد.

$$E[w_t w_t'] = P E[u_t u_t'] p' = I$$

همچنین ماتریس Ψ_i واکنش سیستم y_t واکنش سیستم y_t به شوکهای واحد w_{mt} را نشان می دهد. مشکلی که در این حالت وجود دارد اینست که ماتریس p یکتا نمی باشد (nonuniqueness) در نتیجه Ψ_i نیز یکتا نمی باشد به عبارت دیگر p های زیادی وجود دارند که $P\Sigma_u P' = I$ می کند اگر اطلاعات اولیه ای وجود داشته باشد که یکی از P ها را ترجیح دهد مشکل شکل فوق رفع می شود.

نمایش مدل $VAR(P)$ بصورت (۵-۲۹)، امکان دیگری برای تفسیر متغیرهای وجود در سیستم را پیشنهاد می کند اگر ماتریس کواریانس خطای پیش بینی (MSE) از یک پیش بینی K مرحله ای را بصورت زیر بنویسیم داریم.

$$\begin{aligned} \Sigma(h) &= \Sigma_u + M_1 \Sigma_u M_1' + \dots + M_{h-1} \Sigma_u M_{h-1}' \\ &= p^{-1} p \Sigma_u P' (P^{-1}) + M_1 P^{-1} P \Sigma_u P' (P^{-1})' M_1 + \dots + M_{h-1} P^{-1} P \Sigma_u P' (P^{-1})' M_{h-1}' \\ &= \Psi_0 \Psi_0' + \Psi_1 \Psi_1' + \dots + \Psi_{h-1} \Psi_{h-1}' \end{aligned}$$

که m امین عنصر قطری $\Psi_n \Psi_n'$ فقط مجموع مربعات عناصر در m امین ردیف Ψ_n است همچنین مجموع m امین عنصر قطری رابطه (۵-۳۳)، MSE یا واریانس خطای پیش بینی، h مرحله پیش بینی متغیر y_m می باشد توزیع شوکها در j امین متغیر به این

MES بصورت زیر نشان داده می شود

$$\psi_{mj,0}^2 + \psi_{mj,1}^2 + \dots + \psi_{mj,h-1}^2$$

که $m_j, \psi_{m_j, n}$ امین عنصر Ψ_n می باشد این تجربه واریانس خطای پیش بینی در داخل اجزاء بوسیله شوکهایی که به صورت انفرادی متغیرها را تحت تأثیر قرار می داد، بدست می آید.

محدودیت‌های مدل UVAR:

از جمله محدودیت‌های که در مدل UVAR وجود دارد می توان به موارد زیر اشاره کرد.

الف - سازنده یک مدل ممکن است که اعتقاد داشته باشد که بعضی از ضرایب متغیرهای موجود در مدل دارای علامت خاصی باشند، اما در مدل‌های UVAR ضرایب نهایی که از تخمین بدست می آید بدون توجه به اعمال این محدودیت و اعتقاد پیشین تخمین زده می شود.

ب - از آنجائیکه متغیرهای موجود در مدل UVAR زیاد می باشد پیش بینی و ارتباط متقابل بین متغیرها یکی از مشکلات جدی مدل‌های UVAR می باشد. زیرا داده‌های درست که محققان در اختیار دارند کم می باشد

پ - روشهای آماری که برای تخمین ضرایب بکار می رود (مثلاً روش OLS) بهترین تشریح را از داده‌های موجود بدست می آورد در حالی که داده‌های که برای ارتباط بین متغیرها بکار می روند بوسیله اثرات تصادفی متعدد پیچیده می شوند.

ت - از آنجائیکه مقادیر جاری و گذشته هر متغیر در هر معادله ظاهر می شود تعداد ضرایب تخمینی، در مقایسه با تعداد مشاهدات بسیار زیاد می باشد بنابراین ضرایب به برآزش بیش از حد (over fitting) دوچار می باشند و این برآزش بیش از حد ارتباط ضرایب موجود در مدل را گمراه می کند.

از مدل های ساختاری تا مدل های BVAR:

در مدل های ساختاری اقتصاد سنجی که بطور وسیع پیش بینی های اقتصادی را انجام می دهند مشکل برآزش بیش از حد بوسیله وارد کردن متغیرهایی در معادله که تئوری اقتصادی پیشنهاد می کند و بیشترین ارتباط را با متغیر وابسته دارد انجام می پذیرد بنابراین تئوری اقتصادی منبع اصلی اعتقادات پیشین در مدل های ساختاری می باشد و این اعتقادات پیشین این مشکل را بوسیله خارج کردن تعداد زیادی از متغیرهای موجود در معادلات انجام می دهند باید توجه شود که خارج شدن متغیرها از معادلات با اطمینان بیان می کند که این ضرایب صفر هستند بنابراین چنین قیودی اطلاعات مفید موجود در داده های تاریخی (historical data) را نادیده می گیرد.

این امر باعث شد که عده ای از اقتصاد دانان به قیده های مذکور شک کنند و بیان کردند که این قیده ها در پیش بینی همانند حصار عمل می کند بنابراین روش بردارهای خود رگرسیون بیزی را گسترش دادند که دارای انعطاف بیشتر و بطور صحیح تر اعتقادات پیشین آماری را نشان می دهد در ابتدا به نظر می رسد که مدل های BVAR با مدلها

UVAR هیچ تفاوتی نداشته باشد (مقادیر جاری و با وقفه همه متغیرها در هر دو مدل وجود دارد)، اما به دلیل استفاده زیاد از اعتقادات پیشین برای کاهش تخمین بیش از حد به مدل‌های ساختاری شبیه می‌باشد هرچند که منابع اعتقادات پیشین و راه‌های که از این اعتقادات پیشین استفاده می‌شود در مدل‌های BVAR نسبت به مدل‌های ساختاری متفاوت هستند در روش BVAR محققان از اعتقادات پیشین آماری و دانش اقتصادی برای حدس زدن (guess) مقادیری از ضرایب که منجر به بهترین پیش‌بینی می‌شود استفاده می‌کنند بنابراین در روش BVAR نظریه آماری و مشاهدات منبع اصلی اعتقادات پیشین است در حالی که در مدل‌های ساختاری نظریه اقتصادی منبع اصلی اعتقادات پیشین است.

در مدل‌های BVAR تخمین بیش از حد بوسیله انتخاب تعداد زیادی ضریب، اما تعدیل تأثیر داده‌ها بروی آنها انجام می‌شود بنابراین مادامیکه مدل سازان اعتماد کافی به حدس‌هایی که درباره ضرایب بیان می‌کنند داشته باشند، این امر باعث می‌شود که الگوهای تصادفی که ممکن است در داده‌ها تولید شود، برآزش بیش از حد و یا حذف کامل یک متغیر اصلاح شود مزیت این روش نسبت به روشهای دیگر اینست که در امر تولید داده‌ها با اعتقادات پیشین (برای پیش‌بینی) عینی‌تر^۱ و تجدیدشدنی‌تر^۲ می‌باشد که

¹ - More objective

این امر بوسیله چند محقق تأیید شده است. از آنجاییکه این روش بوسیله اقتصاددانانی انجام گرفته در دانشگاه مینه سوتا و فدرال رزرو بانک مناپولیس فعالیت می کردند، این روش به سیستم اعتقاد پیشین مینه سوتا معروف شده است.

طریقه اعمال اطلاعات پیشین مینه سوتا

اولین مرحله در استفاده از مدل‌های اعتقاد پیشین مینه سوتا محدود کردن مجموعه مدل‌های ممکن بوسیله انتخاب متغیرها و ارتباط آنها بوسیله سیستم معادلات خطی می باشد بطور معمول انتخاب متغیرها تا اندازه‌ای بوسیله مدلساز انجام می گیرد همچنین بوسیله دلایل اقتصادی و تجربه‌های عملی متغیرهای دیگری که می توانند به این امر کمک کنند انتخاب می شوند بعد از انتخاب متغیرها، اعتقادات پیشین بوسیله تعیین احتمالاتی در مورد مجموعه متغیرهای موجود در مدل که منجر به بهترین پیش‌بینی می شود انجام می گیرد در این روش بهترین حدس از ضرایب تقریباً برابر با فرضیه گام تصادفی با رانش^۱ می باشد این فرضیه بروی مشاهدات آماری که اغلب منبع عمده مشکلات مدلساز می باشد مورد استفاده قرار می گیرد زیرا رفتار بسیاری از متغیرهای اقتصادی چنان به نظر می رسد که غیرقابل پیش‌بینی اند برای یک چنین متغیرهای بهترین پیش‌بینی آنست که مقدار آتی متغیر برابر مقدار جاری آن باشد مقادیر پیشین ضرایب مدل VAR که همان میانگین‌های توزیع پیشین ضرایب می باشند برای اولین وقفه خودی

¹ - random walk hypothesis with drift

(First own lag) برابر یک و برای بقیه ضرایب صفر در نظر گرفته می شود (در هر معادله اولین وقفه از متغیر وابسته برابر یک و بقیه وقفه ها صفر در نظر گرفته می شود) از آنجائیکه این اقدام یک روش بیزی است بنابراین روش پیشین مینه سوتا نمی تواند اطمینان کامل به بهترین حدس (guess) منتج شده از فرضیه گام تصادفی داشته باشد بنابراین مدلساز باید یک اندازه کمی از اعتماد را برای بهترین حدس ارائه دهد بنابراین در این روش از چیزی استفاده می شود که آمار دانان آن را واریانس پیشین ضریب^۱ می نامند برای تعیین این واریانس پیشین ضریب که در واقع میزان کشیدگی توزیع ضرایب می باشد از این ایده استفاده می شود که وقفه های طولانی تر، اطلاعات کمتری را برای توضیح متغیر وابسته ارائه می دهند لذا هر چه طول وقفه طولانی تر می شود مقدار واریانس کوچکتر شده و محقق با قطعیت و احتمال بالاتری ضریب صفر بودن متغیر را می پذیرد شکل (الف ۴-۵) و (ب ۴-۵) توزیع پیشین ضرایب وقفه های خودی و وقفه های متقاطع را نشان می دهد همانطور که ملاحظه می شود هر چه که وقفه ها طولانی تر می شود (چه برای وقفه های خودی و متقاطع) کشیدگی توزیع حول میانگین بیشتر می شود و مدلساز با احتمال بالاتری میانگین صفر را می پذیرد همچنین دیده می شود که وقفه های ابتدایی متغیرهای متقاطع دارای میانگین صفر بوده اما توزیع در حول میانگین بسیار پخ می باشد این بدان معنی است که محقق میانگین صفر را پذیرفته اما احتمال

¹ - Pror variance coefficient

کمتری را برای این مقدار در نظر می‌گیرد و در واقع به داده‌ها اجازه می‌دهد که با توجه به تخمین درست‌نمایی و واریانس مربوطه مقدار آن تعیین گردد همچنین به واریانس پیشین‌های متقابل یک وزن داده می‌شود که عامل واریانس (own-versus-cross) نام دارد در واقع این فاکتور مقیاس باعث می‌شود که واریانس پیشین متقاطع بطور یکتا در مقابل واریانس پیشین خودی قابل مقایسه باشد به عبارت دیگر این فاکتور تفاوت‌های مربوط به واحدهای شمارش را لحاظ کرده و باعث می‌شود تا اطلاعات پیشین بدون توجه به واحد اندازه‌گیری متغیر تعیین گردد از آنجائیکه توزیع ضرایب بصورت نرمال در نظر گرفته می‌شوند همبستگی بین ضرایب (کواریانس ضرایب) صفر در نظر گرفته می‌شود.

بیان اطلاعات پیشین مینه سوتا بصورت جبری:

اگر (s_{ijk}) و (b_{ijk}) به ترتیب میانگین و انحراف معیار توزیع پیشین باشند که i و j به ترتیب نمایانگر شماره معادله، شماره متغیر حاضر در معادله نمونه VAR و شماره طول وقفه باشند در این صورت داریم.

$$(b_{ijk}) \Rightarrow \begin{cases} \overset{\circ}{b}_{ijk} = 1 & \text{اگر } i = j \text{ و } K = 1 \\ \overset{\circ}{b}_{ijk} = 0 & \text{اگر } k > 1, i \neq j \forall k \\ & i = j \end{cases}$$

$$SE(\overset{\circ}{b}_{ijk}) = (\overset{\circ}{b}_{ijk}) \Rightarrow \text{اگر } i = j \text{ و } \forall k$$

$$\hat{S}_{ijk} = \frac{OT}{k^d}$$
$$\hat{S}_{ijk} = \frac{OT \cdot w}{k^d} \cdot \frac{\hat{S}_i}{\hat{S}_j} \quad \text{اگر } i \neq j \text{ و } \forall k$$

در معادلات فوق OT ، d ، w بعنوان پارامترهای اصلی^۱ شناخته می‌شوند که OT ^۲ بیانگر کشیدگی کلی توزیع می‌باشد (انحراف معیار اولین وقفه خودی می‌باشد) و d کاهش دهنده واریانس‌ها برحسب طول وقفه^۳ می‌باشد که هرچه بزرگتر باشد.

توزیع کشیده‌تر می‌شود که بدین معنا است که مقدار میانگین پیشین با قطعیت بیشتری مورد پذیرش قرار می‌گیرد، در واقع این عامل باعث می‌شود که واریانس‌ها بطور یکنواخت، زمانی که طول وقفه افزایش می‌یابد، کاهش یابند همچنین w عبارت است از کشیدگی سنی توزیع^۴ می‌باشد این ضریب می‌تواند بین کشیدگی‌های توزیع برای متغیر خودی و متقاطع تفاوت قائل شود با کاهش دادن مقدار w ، اثرهای متقابل بین متغیرهای

متقاطع با متغیر وابسته کاهش می‌یابد در ضمن $\frac{\hat{S}_i}{\hat{S}_j}$ فاکتور مقیاس^۵ می‌باشد که \hat{S}_i

انحراف معیار باقیمانده‌ها از یک مدل خود رگرسیونی تک متغیره نامقید برای متغیر i می‌باشد (تعداد وقفه‌ها در این معادله معمولاً برابر تعداد وقفه‌های مدل BVAR در نظر

¹ - Hyper Parameters

² - overall Tightness

³ - day Decay

⁴ - Relative Tightness

⁵ - Scaling Factor

گرفته می‌شود در روش مینه سوتا مقادیر OT و d به ترتیب برابر ۰/۱ و ۱ در نظر گرفته می‌شود همچنین مقادیر W بر ای متغیرهای خودی برابر یک و برای کلیه وقفه‌های دیگر ۰/۵ در نظر گرفته می‌شود چون نحوه تعیین مقادیر پیشین برای تمام معادلات VAR یکسان می‌باشد و W بصورت قریبه برای متغیرهای متقاطع ۰/۵ در نظر گرفته می‌شود این شیوه را اطلاعات پیشین قرینه مینه سوتا می‌نامند در مقاله‌ای که بوسیله سیمز، لیترومن و دوآن^۱ (۱۹۸۴) ارائه گردیده است مقادیر W_{ij} برای وقفه‌های متقاطع بصورت متفاوت تعیین گردیده که این روش را روش عمومی یا غیر قرینه اطلاعات پیشین مینه سوتا می‌نامند.

$$f_{ij} = 1 \quad \text{اگر} \quad i = j \quad (5-37)$$

$$0 < f_{ij} < 1 \quad \text{اگر} \quad i \neq j$$

عمومی

$$f_{ij} = 1 \quad \text{اگر} \quad i = j \quad (5-38)$$

$$f_{ij} = \bar{w} \quad \text{اگر} \quad i \neq j$$

(روش قرینه) $w = f(i, j)$

حال اگر این اطلاعات پیشین و مقادیر حاصل از تابع درستنمایی براساس قضیه بیز ترکیب شوند تخمین‌های بیزی بدست می‌آیند علاوه بر تخمین‌های بیزی که در قسمت

¹ - forecasting and conditional projection using Realistic prior distribution Tomas Doan, Robert Litterman and c.s.sims, *econometric Reviews*, (1984), vol.3, no.1, pp.1-100

(۵-۴) بیان گردید یک روش دیگر برای محاسبه تخمین‌های بیزی‌نی روش قیود تصادفی

تایل - گلدبرگر می‌باشد که بصورت زیر بیان می‌شود.

$$y = x\beta + \varepsilon$$

$$\text{s.t. } R\beta + u. \text{ یا } r = \begin{bmatrix} \sigma \\ \sigma_{ijk} \end{bmatrix} \otimes I \times B + u$$

که r و R میانگر میانگین پیشین و واریانس پیشین ضرایب همچنین δ و δ_{ijk} به ترتیب

انحراف معیار رگرسیونی و انحراف معیار پیشین ضرایب (متغیر j در معادله i در وقفه k)

می‌باشد با توجه به معادلات بالا تخمین زنده‌ها بصورت زیر بیان می‌شوند.

$$\hat{\beta} = [x'x + R'R]^{-1}[x'y + R'r]$$

$$\text{Var}(\hat{\beta}) = \hat{\delta}^2 [x'x + R'R]^{-1}$$

که در معادله (۵-۴۰) $\hat{\delta}^2$ واریانس معادله بوده و بصورت زیر تعریف می‌شود

$$\hat{\delta}^2 = \frac{(y - x\hat{\beta})(y - x\hat{\beta})}{n - k}$$

که در معادله (۵-۴۱) $\hat{\beta}$ تخمین OLS از β ، $(n-k)$ درجه آزادی، n تعداد مشاهدات

و k پارامترهای تخمین زده شده در معادله می‌باشد.

جهت خرید فایل word به سایت www.kandoocn.com مراجعه کنید
یا با شماره های ۰۹۳۶۶۰۲۷۴۱۷ و ۰۹۳۶۶۴۰۶۸۵۷ و ۰۶۶۴۱۲۶۰-۵۱۱ تماس حاصل نمایید

Filename: Document1
Directory:
Template: C:\Documents and Settings\hadi tahaghoghi\Application
Data\Microsoft\Templates\Normal.dotm
Title:
Subject:
Author: H.H
Keywords:
Comments:
Creation Date: 3/18/2012 11:35:00 PM
Change Number: 1
Last Saved On:
Last Saved By: hadi tahaghoghi
Total Editing Time: 1 Minute
Last Printed On: 3/18/2012 11:35:00 PM
As of Last Complete Printing
Number of Pages: 31
Number of Words: 4,478 (approx.)
Number of Characters: 25,527 (approx.)