

دانشگاه الزهراء – دانشکده علوم اجتماعی و اقتصاد

اقتصادسنجی کارشناسی ارشد

برآورد مدل‌های خطی با جملات اخلاص غیر کروی:

ESTIMATION OF LINEAR MODELS WITH
NONSPHERICAL DISTURBANCES

1

استاد: دکتر صفرزاده

اردیبهشت ۹۹

بر آورد کننده MLE

فرض کنید مدل خطی زیر را داشته باشیم:

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad \& \quad \varepsilon \sim N(0, \sigma^2 \Omega) \quad (1)$$

که در آن Ω یک ماتریس مثبت معین با درجه n است. همانطور که ملاحظه می‌شود جملات اخلال این مدل غیر کروی (Nonspherical) است. فرض می‌شود که ماتریس Ω معلوم است. به عنوان مثال واریانس جملات اخلال در هر نقطه نمونه ای، نسبتی از مجذور یکی از متغیرهای توضیحی مثلاً X_{ν} است.

$$\text{var}(\varepsilon_i) = \sigma_i^2 = \sigma^2 X_{\nu i}^2 \quad i = 1, 2, \dots, n$$

که در آن σ^2 عامل مقیاس است. بر این اساس ماتریس واریانس-کواریانس جملات اخلاص به شکل زیر خواهد بود:

$$\text{var-cov}(\varepsilon) = \sigma^2 \begin{bmatrix} X_{r_1}^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & X_{r_2}^2 & \dots & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 0 & 0 & \dots & X_{r_n}^2 \end{bmatrix} = \sigma^2 \text{diag} [X_{r_1}^2 \quad X_{r_2}^2 \quad \dots \quad X_{r_n}^2]$$

بر اساس رابطه (۱) چگالی نرمال چند متغیره ε به صورت زیر خواهد بود:

$$f(\varepsilon) = (\pi)^{-\frac{n}{2}} |\sigma^2 \Omega|^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \varepsilon' (\sigma^2 \Omega)^{-1} \varepsilon \right]$$

توجه شود که $|\sigma^2 \Omega| = \sigma^{2n} |\Omega|$ است. می‌توانیم تابع چگالی را به صورت زیر بازنویسی کنیم:

$$f(\varepsilon) = (\pi)^{-\frac{n}{2}} (\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} (\Omega)^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \sigma^2 \varepsilon' \Omega^{-1} \varepsilon \right]$$

بنابراین Log Likelihood به صورت زیر است:

$$L = -\frac{n}{2} \ln(\pi) - \frac{n}{2} \ln \sigma^2 - \frac{1}{2} \ln(\Omega) - \frac{1}{2\sigma^2} (Y - X\beta)' \Omega^{-1} (Y - X\beta) \quad (2)$$

$$F.O.C \begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \beta} = \frac{1}{\sigma^2} (X' \Omega^{-1} Y - X' \Omega^{-1} X \beta) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \sigma^2} = -\frac{n}{2\sigma^2} + \frac{1}{2\sigma^4} (Y - X\beta)' \Omega^{-1} (Y - X\beta) = 0 \end{cases}$$

$$b = (X' \Omega^{-1} X)^{-1} X' \Omega^{-1} Y \quad (3)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} (Y - Xb)' \Omega^{-1} (Y - Xb) \quad (4)$$

البته این برآورد کننده‌ها زمانی عملی خواهند بود که ماتریس Ω معلوم باشد.

حداقل مربعات تعمیم یافته (GLS) GENERALIZED LEAST SQUARES

از آنجا که ماتریس Ω مثبت معین است، معکوس آن نیز مثبت معین خواهد بود؛ بنابراین می توان ماتریس غیر منفرد P را پیدا کرد به طوری که:

$$\Omega^{-1} = P'P \quad (5)$$

اگر این رابطه در معادله (۳) جایگذاری شود، خواهیم داشت:

$$b = (X'P'PX)^{-1} X'P'PY = [(PX)'(PX)]^{-1} (PX)'(PY)$$

این برآوردکننده دقیقا همان برآوردکننده OLS برای رگرسیون PY روی PX است که این متغیرها تبدیلات متغیرهای اصلی X و Y است. همانطور که مشاهده می شود این برآورد کننده یک راه تبدیل برای برآوردکننده های MLE برای مدل های غیرکروی است.

پیش ضرب مدل خطی $Y = X\beta + \varepsilon$ در ماتریس غیر منفرد P ، معادله (۵) را تامین خواهد کرد.

$$Y_* = X_*\beta + \varepsilon_* \quad (۶)$$

$$Y_* = PY \quad , \quad X_* = PX \quad , \quad \varepsilon_* = P\varepsilon$$

که در آن

$$\Omega^{-1} = P^{-1}(P')^{-1}$$

از رابطه (۵) می توان نوشت:

پس:

$$\begin{aligned} \text{Var -Cov}(\varepsilon_*) &= E(P\varepsilon\varepsilon'P') \\ &= \sigma^2 P\Omega P' \\ &= \sigma^2 PP^{-1}(P')^{-1}P' \\ &= \sigma^2 I \end{aligned}$$

بنابراین متغیرهای تبدیل یافته در رابطه (۶) شرایطی را فراهم می‌کند که برآورد کننده های OLS ، BLUE باشند. بردار ضرایب به دست آمده به روش OLS از رگرسیون Y_* روی X_* همان برآورد کننده حداقل مربعات تعمیم یافته (GLS) است.

$$b_{GLS} = (X_*' X_*)^{-1} X_*' Y_*$$

$$= (X' \Omega^{-1} X)^{-1} X' \Omega^{-1} Y \quad (۷)$$

ملاحظه می‌شود که همان برآورد کننده MLE است که در رابطه (۳) معرفی شد. از روش شناسی OLS به طور مستقیم می‌توان نوشت:

$$\text{var}(b_{GLS}) = \sigma^2 (X_*' X_*)^{-1}$$

$$= \sigma^2 (X' \Omega^{-1} X)^{-1} \quad (۸)$$

که همان ماتریس واریانس مجانبی بدست آمده از روش MLE است. برآورد کننده بدون تورش برای σ^2 در رابطه (۸) را می توان از روش OLS به صورت زیر بدست آورد:

$$\begin{aligned}
 s^2 &= \frac{(Y_* - X_* b_{GLS})'(Y_* - X_* b_{GLS})}{(n - k)} \\
 &= \frac{[P(Y - Xb_{GLS})]'[P(Y - Xb_{GLS})]}{(n - k)} \quad (9) \\
 &= \frac{(Y - Xb_{GLS})'\Omega^{-1}(Y - Xb_{GLS})}{(n - k)}
 \end{aligned}$$

که این برآورد کننده متفاوت از برآورد کننده تورش دار MLE بوده و که میزان اختلاف آنها $\frac{n}{n - k}$ است.

از آنجا که معادله (۶) شرایط به کارگیری OLS را تامین می کند آزمون قیدهای خطی برای نمونه های محدود به صورت زیر خواهد بود:

$$H_o : R \beta = r$$

$$F = \frac{(r - Rb_{GLS})' \left[R (X' \Omega^{-1} X)^{-1} R' \right]^{-1} (r - Rb_{GLS}) / q}{s^2} \sim F_{q, n-k} \quad (10)$$

روش برآورد GLS کاربردهای فراوانی در اقتصادسنجی دارد. بالاخص در مواردی که جملات اخلاص دارای مشکل واریانس ناهمسانی و یا خود همبستگی هستند. البته کاربرد این روش همانطور که در مورد MLE هم ذکر شد؛ منوط به معلوم بودن ماتریس Ω است و در صورت معلوم نبودن این ماتریس باید در ابتدا پارامترهای نامعلوم آن از طریق برآوردهای سازگار جایگزین شود که در این صورت روش GLS به FGLS تبدیل می‌شود. در خیلی موارد به جای اینکه مثل رابطه (۱) از $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 \Omega)$ استفاده شود از رابطه $\varepsilon \sim N(0, V)$ استفاده میشود. که در آن V ماتریس واریانس کواریانس بوده و مثبت معین است. یعنی در این رویکرد، عامل مقیاس σ^2 تفکیک نمی‌شود؛ که بر این اساس خواهیم داشت:

$$b_{GLS} = (X' V^{-1} X)^{-1} X' V^{-1} Y$$

$$\text{var}(b_{GLS}) = (X' V^{-1} X)^{-1} \quad (11)$$