

متدکمترین مربعات با استفاده از جبر ماتریس ها حالت (معادلات مشاهدات))

نوشتۀ :

مهندس علی اصغر شریفی

مقدمه

میدانیم که در علوم تجربی برای حذف خطاهای اتفاقی معمولاً تعداد اندازه گیری ها را افزایش می دهند ، زیرا که طبق تجربیات آماری وقتی تعداد اندازه گیری یک کمیت به بینهایت میل کند میانگین خطای اتفاقی بسوی صفر میل خواهد نمود . اگر خطای اتفاقی را ε بنامیم حالت فوق در آمار ریاضی بصورت زیر نشان داده می شود :

$$E\{\varepsilon\} = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\sum_{i=1}^n \varepsilon_i}{n} = 0$$

علامت $E\{\varepsilon\}$ را «مقدار ایدآل» کمیت ε می نامیم . هر گاه n با اندازه کافی بزرگ باشد (تعداد اندازه گیری ها n) میتوانیم با تقریب بخود اجازه می دهیم که مقدار ایدآل کمیت اندازه گیری شده را با میانگین برابر فرض کنیم .

افزایش تعداد کمیت های قابل اندازه گیری و نیز تکرار اندازه گیری هر کمیت ، باعث می گردد که تعداد معادلات ریاضی چندین برابر تعداد مجهولات (پارامترها) باشد . اینجا است که محاسبات علوم تجربی از محاسبات ریاضی تئوری مجزا می شود . بزبان ساده تر ، در ریاضی برای حل مثلا دو مجهول دو معادله کافی است ، ولی در علوم تجربی برای حل دو مجهول گاه چندین معادله در دست است . هر دو تا از

معادلات جوابی برای مجهولات بدست می‌دهد که با دیگر جوابها متفاوت است. متد کمترین مربعات متدی است که با استفاده از تمام معادلات، جواب واحدی بدست خواهد داد. این روش را میتوان با دو خصوصیت کلن آن خلاصه کرد:

۱ - جواب بدست آمده واحد و مستقل از روش انتخاب و ترتیب معادلات است.

۲ - اگر تفاوت نتایج حاصله را با مقادیر واقعی بدست آوریم. مجموع مربعات این تفاوت‌ها می‌نیمم می‌باشد.

روش کلاسیک کمترین مربعات در اغلب کتابهای تئوری خطاها، ژئودزی ویا آنالیز عددی تشریح شده. روش کلاسیک دارای نقاط ضعف عملی بسیار است که اهم آنها بترتیب زیر خلاصه میشود.

۱ - حل صدها معادله و مجهول با روش کلاسیک بمنزله صرف چندین ماه وقت چند محاسب است.

۲ - سرشکنی شبکه‌های نسبتاً بزرگ ژئودزی بطور یکجا با این روش عملاً غیر ممکن است، بنابراین باید شبکه اصلی را به شبکه‌های کوچکتر تقسیم و هر یک را جداگانه سرشکن نمود. این عمل بعلت آنکه اکثراً ناقص اصل اول است پسندیده نیست.

۳ - آنالیز دقت محاسبات و دقت کمیت‌های سرشکن شده مشکل است.

۴ - دخالت دادن اندازه‌گیری‌های غیر مستقل (اثر کوریانس یا Covariance) در محاسبات مشکل‌گیر عملی است.

باید توجه داشت که نقاط ضعف فوق‌الذکر بعلت ضعف تئوری کمترین مربعات نبوده، بلکه بعلت دشواری محاسبات است. این مشکل با استفاده از جبر ماتریس‌ها و کامپیوترهای الکترونیک حل شده و زمان لازم برای محاسبه صدها بار تقلیل می‌یابد. برای بکارگرفتن این متد انجام دو مرحله بعهد ما است:

۱ - پیدا کردن و نوشتن مدل ریاضی مناسب.

۲ - تخمین وزن (یا ضرائب وزن) اندازه‌گیری‌ها با استفاده از اطلاعاتی که راجع به نوع اندازه‌گیری، شرائط محیط، و دقت وسیله اندازه‌گیری داریم.

دو مرحله فوق‌نقش حساسی در سرشکنی ایفای نمایند و انجام آن از عمده کارهای مهندس مسئول است. در باره هر یک از مراحل فوق جداگانه بحث خواهد شد، در ضمن لازم میدانم متذکر شود که دقت کمیت‌های تخمین زده شده را میتوان بعد از سرشکنی با تست‌های آماری سنجید و نیز قدرت ویا ضعف مدل ریاضی را میتوان با در نظر گرفتن « وریانس - کوریانس » کمیت‌های سرشکن شده مورد تجزیه و تحلیل قرارداد.

بعد از انجام دو مرحله فوق آنچه باقی می ماند یک سری عملیات جبرماتریسی است که بوسیله کامپیوتر انجام می شود. این عملیات ماتریسی بعد تشریح شده و بالاخره خلاصه عملیات بصورت سلسله مراتب عرضه خواهد شد.

بحث در مورد جبرماتریس ها از حوصله این مقاله خارج است. بنابراین انتظار می رود که خواننده آشنائی مقدماتی به جبرماتریس ها را داشته باشد. معهذا جهت آشنائی با علامات بکار رفته توجه خواننده بنکات زیر جلب می شود.

۱) حروف بزرگ فقط برای نشان دادن ماتریس ها بکار می رود (سوی E که برای مقدار ایده آل بکار می رود).

۲) اندازه (ابعاد) ماتریس با دو اندیس نشان داده می شود، مانند $A_{m \times n}$ که نشان میدهد ماتریس A دارای n سطر و m ستون است.

۳) ماتریس برداری به ماتریسی اطلاق می شود که فقط دارای یک سطر و یا یک ستون باشد، آنها را بردار سطر و یا بردار ستون می خوانیم. مانند بردار ستون V_1 و یا بردار سطر V'_n .

۴) علامت (') برای نشان دادن ماتریس ترانسپوز (Transpose) بکار می رود. (میدانیم ترانسپوزیک ماتریس ماتریسی است که از جایگزین کردن سطرهای ماتریس اصلی بجای ستونهای آن بدست می آید).

۵) اندیس های a, b, o بترتیب برای نشان دادن کمیت های سرشکن شده، اندازه گیری شده و تقریبی بکار می رود.

۱.۱ مدل ریاضی

مدل ریاضی به روابطی (توابع ریاضی) اطلاق می شود که بین اندازه گیری ها و پارامترها وجود دارد. مانند رابطه بین اضلاع و زوایای مثلث و یا رابطه بین فاصله، اختلاف ارتفاع و زاویه قائم بین دو نقطه. مدل ریاضی گاه بصورت یک رابطه قطعی ریاضی است مانند مثال های ذکر شده، و گاه بصورت یک سری و این در موردی است که اولاً تعداد متغیرها زیاد بوده و در ثانی اطلاع دقیق از چگونگی تغییرات آنها در دست نباشد مانند شکست نور که تابعی است از: زاویه تابش، ارتفاع نقطه، و تغییرات جرم مخصوص جو نسبت به فشار هوا، درجه حرارت، رطوبت و ثقل زمین و غیره.

بسته به چگونگی نقش اندازه گیری ها و پارامترها مدل ریاضی حالت های گوناگون بخود میگیرد.

یکی از آن حالت‌ها که مورد نظر مورد این مقاله است بنام معادلات مشاهدات (Observation Equations) خوانده می‌شود و آن حالت خاصی است که می‌توان هر اندازه‌گیری را بصورت تابعی از یک یا چند پارامتر نوشت. مجموعه اینگونه معادلات را می‌توان با علائم ماتریسی بصورت زیر نمایش داد :

$$L_a = F(X_a) \quad (1-1)$$

که L_a نشان دهنده «اندازه‌گیری‌های سرشکن شده» و X_a نشان دهنده «پارامترهای سرشکن شده» می‌باشد. فرض کنیم که تعداد کمیت‌های اندازه‌گیری شده n و تعداد پارامترها u باشد، میدانیم بعلت آنکه در هر یک از معادلات (1-1) فقط یک اندازه‌گیری شرکت دارد بنابراین تعداد معادله‌ها نیز n می‌باشد. واضح است که حل معادله‌های فوق در صورتی امکان دارد که $n \geq u$ باشد، زیرا در حالت $n = u$ حل معادلات بصورت جبری بوده و سرشکنی، فهمی ندارد. هرچه تعداد $(n - u)$ زیادتر باشد خطاهای اتفاقی شانس کمتری برای تأثیر گذاشتن روی نتایج نهائی دارند و یا بعبارت دیگر دست ما برای سرشکنی خطاها بازتر است. بنابراین $(n - u)$ را «درجه آزادی» می‌خوانیم.

۲-۱ ماتریس ضرائب وزن

میدانیم که وزن در اندازه‌گیری رابطه مستقیم با دقت آن اندازه‌گیری دارد. پس بهتر است ابتدا عاملی پیدا کنیم که معرف دقت باشد. خوشبختانه مربع تفاوت کمیت اندازه‌گیری شده با مقدار واقعی چنین امکانی را بدست می‌دهد. مقدار ایده‌آل این مربع را وریانس (Variance) می‌نامیم. اگر μ_i مقدار واقعی اندازه‌گیری y_i باشد می‌توان وریانس y_i را چنین نوشت :

$$\text{Var}(y_i) = \sigma_i^2 = E\{(y_i - \mu_i)^2\} \quad (1-2)$$

اگر دو اندازه‌گیری داشته باشیم مانند y_i و y_j (با مقادیر واقعی μ_i و μ_j)، و انیدو اندازه‌گیری بهم بستگی داشته باشند آنچنانکه خطای یکی تأثیر مستقیم در اندازه‌گیری دیگری داشته باشد، انیدو اندازه‌گیری را وابسته می‌گوئیم (این حالت فقط بین یک اندازه‌گیری مستقیم و یک اندازه‌گیری غیر مستقیم ممکن است وجود داشته باشد مانند مساحت یک دایره و اندازه‌گیری شعاع آن، و گرنه دو اندازه‌گیری مستقیم را می‌توان مستقل از هم فرض نمود). این وابستگی باعث معرفی عامل دیگری بنام کووریانس (Covariance) بین y_i و y_j است.

$$\text{Cov}(y_i, y_j) = \sigma_{ij} = E\{(y_i - \mu_i)(y_j - \mu_j)\} \quad (1-3)$$

اینک ماتریس برداری Y را در نظر بگیرید که اجزاء آن متغیرهای اتفاقی y_1 و y_2 ، ...، y_n

(مثلا اندازه‌گیری‌ها) هستند :

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (1-4)$$

هریک از این اجزاء دارای وریانس σ_i^2 ($i=1,2, \dots, n$) و هر جفت مانند y_i ، y_j دارای کووریانس های $\sigma_{ij} = \sigma_{ji}$ هستند که :

$$\begin{matrix} i, j = 1, 2, \dots, n \\ i \neq j \end{matrix}$$

این وریانس ها و کووریانس ها با هم تشکیل یک ماتریس قرینه میدهند (زیرا که $\sigma_{ij} = \sigma_{ji}$) که بنام « وریانس - کووریانس ماتریس » خوانده می شود و ما آنرا با حرف یونانی Σ نشان میدهیم .

$$\Sigma_y = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \sigma_{13} & \dots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \sigma_{23} & \dots & \sigma_{2n} \\ \sigma_{31} & \sigma_{32} & \sigma_3^2 & \dots & \sigma_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \sigma_{n3} & \dots & \sigma_n^2 \end{bmatrix} \quad (1-5)$$

میدانیم که « وزن » یک کمیت نسبی است پس میتوان وزن یکی از متغیرهای اتفاقی را مساوی واحد فرض کرد و وزن سایر متغیرها را نسبت بان محاسبه نمود. وریانس این متغیر را σ_o^2 نامیده و آنرا « وریانس وزن واحد » می خوانیم. اگر تمام اجزاء وریانس - کووریانس ماتریس را به σ_o^2 تقسیم کنیم ماتریس ضرائب وزن بدست می آید. این ماتریس را با حرف Q نشان مدهیم .

$$Q_y = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_1^2}{\sigma_o^2} & \frac{\sigma_{12}}{\sigma_o^2} & \dots & \frac{\sigma_{1n}}{\sigma_o^2} \\ \frac{\sigma_{21}}{\sigma_o^2} & \frac{\sigma_2^2}{\sigma_o^2} & \dots & \frac{\sigma_{2n}}{\sigma_o^2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\sigma_{n1}}{\sigma_o^2} & \frac{\sigma_{n2}}{\sigma_o^2} & \dots & \frac{\sigma_n^2}{\sigma_o^2} \end{bmatrix} = \frac{1}{\sigma_o^2} \Sigma_y \quad (1-6)$$

میدانیم که هرچه وریانس یک اندازه گیری کوچکتر باشد آن اندازه گیری دقیق تر و بالنتیجه وزن آن بیشتر است و یا عبارت دیگر ماتریس Q معکوس ماتریس وزن است. اگر ماتریس وزن را با P نشان دهیم، میتوان نوشت:

$$P_y = Q_y^{-1} = \sigma_0^2 \Sigma_y^{-1} \quad (1-7)$$

اگر اجزاء بردار Y مستقل باشند در آنصورت کووریانس ها مساوی صفر بوده و ماتریس وزن یک ماتریس قطری خواهد بود. توجه داریم که ماتریس وزن همیشه یک ماتریس مربع و ابعاد آن مساوی طول بردار Y می باشد.

۳ - ۱ وریانس - کووریانس تابع

هرگاه بردار Y تابعی از بردار X باشد $Y = GX + D$ و نیز وریانس - کووریانس بردار X درست باشد، در آنصورت وریانس - کووریانس Y بترتیب زیر محاسبه می شود. اگر مقدار واقعی بردار Y را U_y بنامیم، با در نظر گرفتن تعریف «مقدار ایده آل» می توان نوشت:

$$\begin{aligned} U_y &= E\{Y\} = E\{GX + C\} = E\{GX\} + C \\ &= GE\{X\} + C \end{aligned} \quad (1-8)$$

ماتریس G ماتریس ضرائب و بردار C بردار مقادیر ثابت است و واضح است که:

$$E\{G\} = G, \quad E\{C\} = C$$

اینک طبق تعریف وریانس - کووریانس میتوان وریانس - کووریانس بردار Y را بصورت زیر نوشت:

$$\Sigma_y = E\{(Y - U_y)(Y - U_y)'\} \quad (1-9)$$

که:

$$\begin{aligned} Y - U_y &= GX + C - GE\{X\} - C \\ Y - U_y &= G(X - E\{X\}) \end{aligned} \quad (1-10)$$

اینک اگر بردار $(Y - U_y)$ و ترانسپوز آن $(Y - U_y)'$ را در رابطه (۱-۹) قرار دهیم بدست می آید:

$$\begin{aligned} \Sigma_y &= E\{G(X - E\{X\})(X - E\{X\})'G'\} \\ &= GE\{(X - E\{X\})(X - E\{X\})'\}G' \end{aligned}$$

باتوجه به:

$$E\{(X - E\{X\})(X - E\{X\})'\} = E\{(X - U_x)(X - U_x)'\} = \Sigma_x$$

که U_x مقدار واقعی یا مقدار ایده آل بردار X است. بالاخره وریانس - کوواریانس تابع Y را میتوان بصورت زیر نوشت :

$$\Sigma_y = G \Sigma_x G' \quad (1-11)$$

درحالتیکه Y یک تابع غیرخطی از X بصورت $Y = F(X)$ باشد رابطه (1-11) بقوت خود باقی است فقط دراین حال ماتریس G عبارتست از :

$$G = \frac{\partial F}{\partial X}$$

۲-۰ معادلات مشاهدات

گفتیم که معادلات مشاهدات حالت خاصی از مدل ریاضی است که میتوان هر اندازه گیری را بصورت تابعی از پارامترها (مجهولات) نوشت، بنابراین واضح است که دراین حالت بتعداد اندازه گیری ها معادله خواهیم داشت مثال : فرض کنید که درترازیابی بین چند نقطه A, B, C, D و F ارتفاع نقطه A معلوم $(H_A = 1000 \text{ m})$ و کمیت های اندازه گیری شده اختلاف ارتفاع بین نقاط بوده و پارامترها ارتفاع نقاط F, \dots, D, C, B باشند و یا :

$$L_b = \begin{bmatrix} l_1 \\ l_2 \\ l_3 \\ \vdots \\ l_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta H_{AB} \\ \Delta H_{BC} \\ \Delta H_{CD} \\ \vdots \\ \Delta H_{BF} \end{bmatrix} \quad \text{و} \quad X_a = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_B \\ H_C \\ H_D \\ \vdots \\ H_F \end{bmatrix}$$

دراین حال معادلات مشاهدات بصورت زیر خواهد بود :

$$\begin{cases} \Delta H_{AB} = H_B - 1000 \\ \Delta H_{BC} = H_C - H_B \\ \Delta H_{CD} = H_D - H_C \\ \dots \\ \Delta H_{EF} = H_F - H_B \end{cases} \quad \text{و یا} \quad \begin{cases} (l_a)_1 = (x_a)_1 - 1000 \\ (l_a)_2 = (x_a)_2 - (x_a)_1 \\ (l_a)_3 = (x_a)_3 - (x_a)_2 \implies L_a = F(X_a) \\ \dots \\ (l_a)_n = (x_a)_u - (x_a)_1 \end{cases}$$

توجه خواننده به این نکته جلب می شود که در معادلات فوق مقادیر سرشکن شده اندازه گیری ها و پارامترها بکار رفته بعلمت آنکه مقادیر سرشکن شده در مدل ریاضی صدق می کنند ولی مقادیر اندازه گیری شده بعلمت

داشتن خطای اندازه گیری در مدل ریاضی صدق نمی کنند بنابراین هر گاه که بخواهیم مدل ریاضی را نمایش دهیم با مقادیر سرشکن شده ویا با مقادیر اندازه گیری شده باضاقه خطای اندازه گیری نشان میدهم .

علائم قراردادی : در این مقاله بطور کلی کمیت های اندازه گیری شده را با حرف L و پارامترها (مجهولات) را با X نشان میدهم . حالت های مختلف انیدو کمیت را با اندیس های زیر آن شخص خواهیم کرد . این علائم تقریباً بوسیله اکثر کشورها در محاسبات سرشکنی بکار می رود . شرح مختصر هر یک بصورت زیر است .
 X_0 : مقدار تقریبی پارامترها که قبل از انجام محاسبات سرشکنی تخمین زده و با بصورت تقریب محاسبه می شود .

X_a : پارامترهای سرشکن شده (نتیجه محاسبات سرشکنی)

$(X_a - X_0) = X$: نشان دهنده تفاوت پارامترهای سرشکن شده و مقادیر تقریبی پارامترها

L_b : کمیت های اندازه گیری شده (مشاهدات)

L_0 : مقادیر تقریبی اندازه گیری ها که با گذاشتن X_0 در مدل ریاضی محاسبه میشود و با

$$L_0 = F(X_0)$$

L_a : اندازه گیری های سرشکن شده (نتیجه محاسبات سرشکنی)

$(L_0 - L_b) = L$: تفاوت مقادیر اندازه گیری ها با خود اندازه گیری ها .

$(L_a - L_b) = V$: تفاوت اندازه گیری های سرشکن شده با خود اندازه گیری ها . این تفاوت را

باقیمانده یا رزیدوآل (Residual) می خوانیم .

دیدیم که مدل ریاضی برای معادلات مشاهدات بصورت $L_a = F(X_a)$ میباشد . واضح است که

مقادیر تقریبی $[X_0]$ و اندازه گیری های $[L_b]$ بعلمت داشتن خطای تقریب و خطای اندازه گیری در مدل فوق صدق نمی کنند ولی میتوان معادله را بر حسب کمیت های فوق الذکر بصورت زیر نوشت :

$$L_b + V = F(X_0 + X) \quad (2-2)$$

که V برداری است نشان دهنده باقیمانده ها (رزیدوال ها) و X برداری است شامل تصحیحات روی X_0 و میتوان نوشت :

$$V = L_a - L_b \quad (2-2)$$

$$X = X_a - X_0 \quad (2-3)$$

معادله ماتریسی (2-1) معمولاً شامل توابع غیرخطی است ، در اینصورت میتوان آنرا بصورت بسط سری تیلور نوشت :

$$L_b + V = F(X_0) + \left. \frac{\partial F}{\partial X_a} \right|_{X_a = X_0} (X_a - X_0) + \dots \quad (2-4)$$

برای محاسبه مشتقات جزئی توابع (مدل ریاضی) نسبت به پارامترها چون پارامترهای سرشکن شده (X_a) در دست نیستند مقادیر تقریبی آن ها (X_0) قرار میدهد . این مشتقات جزئی را با ماتریس A نشان میدهم

$$A = \left. \frac{\partial F}{\partial X_a} \right|_{X_a = X_0} \quad (2-5)$$

ماتریس A شامل n سطر (تعداد توابع F) و u ستون (تعداد پارامترها) می باشد. آنرا میتوان بصورت زیر نشان داد:

$${}_n A_u = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \frac{\partial f_1}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_u} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial f_2}{\partial x_u} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \frac{\partial f_n}{\partial x_2} & \frac{\partial f_n}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_u} \end{bmatrix} \quad n \geq u$$

معمولاً در محاسبات از مشتقات جزئی درجه دو درجات بالاتر صرف نظر می شود. بنابراین با در نظر داشتن معادله (۲-۳) سری (۲-۴) را میتوان بصورت زیر نوشت:

$$L_b + V = F(X_o) + AX \quad (2-6)$$

و یا:

$$V = AX + F(X_o) - L_b \quad (2-7)$$

اگر بخاطر داشته باشید در شرح علائم قراردادی داشتیم که:

$$L_o = F(X_o) \quad \text{و} \quad L_o - L_b = L$$

بنابراین (۲-۷) بصورت زیر نوشته می شود.

$$\boxed{V = AX + L} \quad (2-8)$$

معادله (۲-۸) نیز به معادلات مشاهدات (Observation Equations) معروف است. در این معادله برداری است معلوم زیرا که میدانیم:

$$L = L_o - L_b = F(X_o) - L_b \quad (2-9)$$

و X_o و L_b معلوم هستند، همانطور که بحث شد ماتریس A نیز معلوم است. مجهولات این معادله عبارتند از بردارهای X_1 و V_1 و هدف بدست آوردن X و V است درحالتی که مجموع مربعات باقیمانده ها

می نیمم باشد. در موردی که اندازه گیری ها دارای وزن های مختلف هستند عبارت فوق بصورت

نوشته می شود. (این عبارت در صورتی صحیح است که ماتریس P یک ماتریس قطری باشد)

درحالت کلی باعلائم ماتریسی شرط فوق بصورت زیر نوشته می شود:

$$V'PV = \min \quad (2-10)$$

که V' ترانسپوز ماتریس V می باشد.

برای آنکه $V'PV$ می نیمم باشد کافی است مشتق آنرا نسبت به X مساوی صفر قرارداد. برای

این منظور ابتدا $V'PV$ را بطریق زیر خواهیم نوشت :

$$V = AX + L$$

$$V'PV = (AX + L)' P (AX + L) \quad (2-11)$$

$$V'PV = (X'A' + L')P(AX + L) \quad (2-12)$$

$$= {}_1X'A'PAX_1 + {}_1X'A'PL_1 + {}_1L'PAX_1 + {}_1L'PL_1$$

که اندیس های زیر نشان دهنده ابعاد هر ماتریس است. میدانیم که در حاصلضرب چند ماتریس اندیس اول و آخر نشان دهنده ابعاد ماتریس حاصلضرب است. بنابراین قسمت دوم و سوم عبارت (2-12) ماتریس هائی بایک سطر و یک ستون (ویا یک عدد) میباشد واضح است که در چنین حالتی ترانسپوز مساوی خود ماتریس است. بنابراین :

$${}_1L'_n \quad {}_n P_n \quad {}_n A_u \quad {}_u X_1 = (L'PAX)' = {}_1X'_u \quad {}_u A'_n \quad {}_n P_n \quad {}_n L_1 \quad (2-13)$$

با جایگزین کردن (2-13) در معادله (2-12) خواهیم داشت :

$$V'PV = X'A'PAX + 2X'A'PL + L'PL \quad (2-14)$$

انتظار می رود که ابعاد هر یک از ماتریس های بکار رفته برای خواننده روشن شده باشد. بنابراین از نوشتن ابعاد هر ماتریس در زیر آن خودداری می شود.

اینکه اگر مشتق جزئی $V'PV$ را نسبت به X مساوی صفر قرار دهیم بدست می آید :

$$\frac{1}{2} \frac{\partial (V'PV)}{\partial X} = A'PAX + A'PL = 0 \quad (2-15)$$

و یا :

$$A'PAX = -A'PL$$

$$\boxed{X = -(A'PA)^{-1}A'PL} \quad (2-16)$$

برای سهولت خواهیم نوشت :

$${}_u A'_n \quad {}_n P_n \quad {}_n A_u = {}_u N_u$$

$${}_u A'_n \quad {}_n P_n \quad {}_n L_1 = {}_u U_1$$

با علائم فوق معادله (۲-۱۶) را میتوان بصورت ساده زیر نوشت :

$$\boxed{X = -N^{-1} \cdot U} \quad (2-17)$$

معادلات (۲-۱۷) بنام « معادلات نرمال » و ماتریس مربع N بنام ماتریس نرمال خوانده می‌شود. با جایگزین کردن X در عبارت (۲-۸) میتوان V را محاسبه نمود و با داشتن X و V اندازه گیری‌ها و پارامترهای سرشکن شده بدست خواهد آمد :

$$\begin{cases} L_a = L_b + V & (2-18) \text{ a} \\ X_a = X_o + X & (2-18) \text{ b} \end{cases}$$

۲-۱ تجزیه و تحلیل دقت

یکی از عواملی که امکان چنین تجزیه و تحلیلی را بدست می‌دهد « وریانس واحد وزن » یا σ_o^2 می‌باشد. گفتیم که σ_o^2 وریانس اندازه گیری‌هایی است که وزنشان مساوی واحد باشد. چون وزن هر اندازه گیری را قبل از شروع محاسبات تخمین زده ایم پس σ_o^2 نیز کمیتی است تخمینی. گرچه بعد از خاتمه محاسبات سرشکنی میتوان آنرا بطریق محاسبه نیز بدست آورد :

$$\hat{\sigma}_o^2 = \frac{V'PV}{n-u} \quad (2-19)$$

که گفتیم n عبارتست از تعداد اندازه گیری‌ها ، u تعداد پارامترها بوده و عبارت $(n-u)$ را درجه آزادی خواندیم. بنابراین دو مقدار برای σ_o^2 داریم که یکی را باصفت « قبل از محاسبه » و دیگری را باصفت « بعد از محاسبه » خواهیم نامید و. در نوشتن دومی را با کلاهکی بالای آن مشخص می‌کنیم ($\hat{\sigma}_o^2$). دو مقدار σ_o^2 و $\hat{\sigma}_o^2$ نباید اختلاف زیاد داشته باشند، اختلاف فاحش آنها ممکن است بعلت یک یا چند تا از علل مشروحه زیر باشد.

- ۱ - اشتباه عددی در محاسبات
- ۲ - اشتباه در یک یا چند اندازه گیری
- ۳ - تخمین نادرست ماتریس وزن‌ها
- ۴ - ضعف یا نادرستی مدل ریاضی
- ۵ - خطای فاحش در تخمین مقدار تقریبی پارامترها (X_o)

۶ - تأثیر مشتقات جزئی درجه دو (وبالاتر) در بسط سری تیلر (۲-۴).

باید توجه داشت در صورتی میتوان به چنین تجزیه و تحلیلی مبادرت ورزید که مقدار $(n-u)$ نسبتاً

$$\hat{\sigma}_0^2 = \frac{V'PV}{n-u}$$

بزرگ باشد در غیر این صورت میگوئیم درجه آزادی کم بوده و نمیتوان به صحت

اطمینان داشت (در این حالت خود سرشکنی بطور کلی ضعیف می باشد).

۲.۲ دقت کمیت های سرشکن شده

گفتیم که دقت اندازه گیری و یا محاسبه هر کمیت نسبت معکوس با وریانس آن کمیت دارد.

بنابراین برای بحث در دقت اندازه گیری های سرشکن شده (یا L_a) و پارامترهای سرشکن شده (یا X_a) کافی

است که وریانس - کووریانس ماتریس هر یک را بدست آوریم. با توجه به معادله دوم (۲-۱۸) میدانیم

که :

$$X_a = X_0 + X$$

و نیز میدانیم که X_0 مقداری است ثابت ، بنابراین $\Sigma_{x_a} = \Sigma_x$ یا بعبارت ساده تر وریانس - کووریانس X_a

مساوی است با وریانس - کووریانس X .

اما برای بدست آوردن وریانس - کووریانس X و L_a میدانیم که هر دو تابعی هستند از کمیت های

اندازه گیری شده.

$$X = -(A'PA)^{-1}A'PL \quad (2-20)$$

$$L_a = L_b + V = L_b + AX + L_0 - L_b = AX + L_0 \quad (2-21)$$

و میدانیم که وریانس - کووریانس اندازه گیری هادر دست است. بنابراین با توجه به (۲-۷) داریم: خواهیم داشت

$$\Sigma_{L_b} = \sigma_0^2 P^{-1} \quad (2-22)$$

باید نظر گرفتن روابط (۲-۹) و (۲-۲۰) میتوان نوشت :

$$X = -(A'PA)^{-1}A'P(L_0 - L_b) \quad (2-23)$$

با توجه به رابطه (۲-۱۱) وریانس - کووریانس X را میتوان بر حسب وریانس - کووریانس L_b بصورت زیر

نوشت :

$$\Sigma_x = G \Sigma_{L_b} G' \quad (2-24)$$

که G عبارتست از ماتریس ضرائب و یا

$$G = \frac{\partial X}{\partial L_b} = (A'PA)^{-1}A'P = N^{-1}A'P$$

بنابراین نتیجه می شود که :

$$\Sigma_x = (N^{-1}A'P)\Sigma_{L_b}(N^{-1}A'P)' \quad (2-25)$$

اگر مقدار Σ_{L_b} را از رابطه (2-22) در معادله فوق قرار دهیم بدست خواهد آمد

$$\Sigma_x = (N^{-1}A'P)\sigma_o^2 P^{-1}(PAN^{-1}) = \sigma_o^2 N^{-1}A'PP^{-1}AN^{-1} \quad (2-26)$$

توجه داریم که اولاً چون σ_o^2 یک عدد است میتوان آنرا بسمت چپ عملیات منتقل کرد، درثانی چون P و N ماتریس های قرینه هستند ترانسپوز آنها مساوی خودشان می باشد. و نیز میدانیم که حاصلضرب یک ماتریس مربع در معکوس آن مساوی ماتریس واحد است، بنابراین (2-26) را میتوان بصورت زیر نوشت

$$\Sigma_x = \sigma_o^2 \underbrace{N^{-1}A'PA}_{N} N^{-1} = \sigma_o^2 N^{-1}NN^{-1}$$

$$\boxed{\Sigma_x = \sigma_o^2 N^{-1}} \quad \text{و یا} \quad (2-27)$$

با در نظر گرفتن رابطه (2-21) و ریانس - کووریانس اندازه گیرهای سرشکن شده یا Σ_{La} را میتوان بصورت زیر محاسبه نمود.

$$\Sigma_{La} = G\Sigma_x G'$$

که G ماتریسی است بصورت زیر

$$G = \frac{\partial L_a}{\partial X} = A$$

بنابراین میتوان نوشت :

$$\boxed{\Sigma_{La} = \sigma_o^2 (AN^{-1}A')} \quad (2-28)$$

Σ_{La} , Σ_x نشان دهنده دقت کمیت های سرشکن شده و استحکام مدل ریاضی میباشد. توجه خواننده باین نکته مهم جلب می شود که هر چند مقدار X و در نتیجه V بستگی به σ_o^2 ندارد، عبارت دیگر هر مقدار اختیاری برای σ_o^2 انتخاب شود نتیجه واحدی برای کمیت های X و V و در نتیجه برای X_a و L_a بدست می آید، ولی باید در نظر داشت که این دلیل بر اختیاری بودن کمیت σ_o^2 نمی باشد، بعلا آنکه ماتریس های Σ_x و Σ_{La} بستگی مستقیم به σ_o^2 دارند. بنابراین هر چند σ_o^2 قبل از سرشکنی تخمین زده می شود ولی مقدار آن اختیاری نبوده بلکه باید به واقعیت نزدیک باشد. درحالتی که درجه آزادی $(n-u)$ نسبتاً بزرگ باشد میتوان $\hat{\sigma}_o^2$ (وریانس واحد وزن « بعداز محاسبه ») را در محاسبه Σ_x و Σ_{La} بکار

برد. میتوان با آزمایش‌های آماری صحت σ_0^2 و $\hat{\sigma}_0^2$ را سنجید این گونه آزمایش را میتوان در کتابهای آمار ریاضی پیدا کرد.

خلاصه عملیات بصورت سلسله مراتب

۱ - اندازه‌گیری‌های L_b داده شده‌اند.

۲ - روابط $L_a = F(X_a)$ را بین کمیت‌های اندازه‌گیری شده و پارامترها بنویسید.

۳ - مقادیر تقریبی پارامترها (X_0) را تخمین بزنید (اگر هیچ‌گونه اطلاعاتی در دست نیست قرار

دهید $X_0 = 0$)

۴ - ماتریس وزن (P) را تعیین کنید

۵ - محاسبه کنید $A = \frac{\partial F}{\partial X_a} \Big|_{X_a = X_0}$

۶ - « « $L_0 = F(X_0)$

۷ - « « $L = L_0 - L_b$

۸ - « « $X = -(A'PA)^{-1}A'PL$

۹ - « « $\hat{\sigma}_0^2 = \frac{V'PV}{n-u}$ و $V = AX + L$

۱۰ - پارامترهای سرشکن شده را محاسبه کنید $X_a = X_0 + X$

۱۱ - اندازه‌گیری‌های سرشکن شده را محاسبه کنید: $L_a = L_b + V$

۱۲ - وریانس - کووریانس کمیت‌های سرشکن شده بدست خواهد آمد:

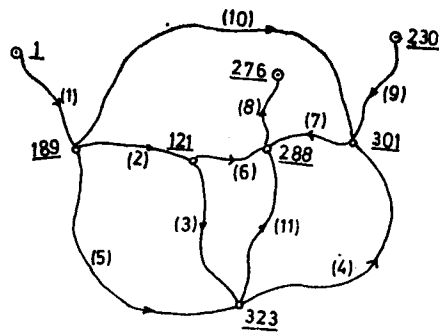
$$\left. \begin{aligned} \Sigma_x &= \sigma_0^2 N^{-1} = \sigma_0^2 (A'PA)^{-1} \\ \Sigma_{L_a} &= \sigma_0^2 (AN^{-1}A') \end{aligned} \right\}$$

مثال عددی

دریک شبکه ترازایی مطابق شکل ارتفاع‌های سه نقطه ۱ و ۲۷۶ و ۲۳۰ معلوم و بترتیب زیر

داده شده‌اند.

نقطه	ارتفاع
1	2.791 m
276	19.316 m
230	33.831 m



اندازه گیری ها که عبارتند از اختلاف ارتفاع بین نقاط بصورت ۱۱ اندازه گیری به ترتیب زیر انجام شده است در ضمن فاصله افقی در امتداد خط تراز یابی داده شده است.

شماره اندازه گیری ها	تأ نقطه → از نقطه	اختلاف ارتفاع	فاصله S
1	1 → 189	10.038 m	1.14 Km
2	189 → 121	8.297 «	2.84 «
3	121 → 323	1.949 «	3.21 «
4	323 → 301	-5.217 «	6.03 «
5	189 → 323	10.244 «	6.75 «
6	121 → 288	1.562 «	0.84 «
7	301 → 288	4.837 «	2.94 «
8	288 → 276	-3.370 «	2.01 «
9	230 → 301	-15.979 «	5.28 «
10	189 → 301	5.024 «	6.77 «
11	323 → 288	-0.385 «	3.32 «

اندازه گیری ها مستقل از هم فرض شده اند. وزن اندازه گیری های ۱ تا ۹ برابر معکوس فاصله بین دو نقطه $\frac{1}{S_i}$ و وزن اندازه گیری های ۱۰ و ۱۱ برابر $\frac{1}{2S_i}$ فرض شده است. مطلوبست ارتفاع سرشکن شده نقاط و وریانس-کووریانس ارتفاعات سرشکن شده. پارامترها ارتفاع نقاط فرض می شوند. پس میتوان نوشت :

$$X = \begin{bmatrix} x_1 = h_{189} \\ x_2 = h_{121} \\ x_3 = h_{323} \\ x_4 = h_{201} \\ x_5 = h_{288} \end{bmatrix} \quad \text{و} \quad P = \begin{bmatrix} \frac{1}{S_1} & & & & \\ & \frac{1}{S_2} & & & \\ & & \frac{1}{S_3} & & \\ & & & 0 & \\ & & & & \ddots & \\ & & & & & \ddots & \\ & & & & & & \frac{1}{2S_{10}} \\ & & & & & & & \frac{1}{2S_{11}} \end{bmatrix}$$

مدل ریاضی عبارت خواهد بود از:

مدل ریاضی

$$l_{a1} = x_{a1} - 2.791$$

$$l_{a2} = x_{a2} - x_{a1}$$

$$l_{a3} = x_{a3} - x_{a2}$$

$$l_{a4} = x_{a4} - x_{a3}$$

$$l_{a5} = x_{a3} - x_{a1}$$

$$l_{a6} = x_{a5} - x_{a2}$$

$$l_{a8} = 19.316 - x_{a5}$$

$$l_{a9} = x_{a4} - 33.831$$

$$l_{a10} = x_{a4} - x_{a1}$$

$$l_{a11} = x_{a5} - x_{a3}$$

که l عبارت است از اندازه گیری‌ها (اختلاف ارتفاعات) مقادیر تقریبی پارامترها مساوی صفر فرض شده است پس

$$\begin{aligned} x_{oi} &= 0 \\ i &= 1 - 5 \end{aligned}$$

چون σ_o^2 قبل از محاسبه تعیین نشده است برای محاسبه Σx مقدار $\hat{\sigma}_o^2$ محاسبه و استفاده می‌گردد:

$$\hat{\sigma}_o^2 = \frac{V'PV}{n-u} = \frac{V'PV}{6}$$

در صفحه بعد ماتریس‌های L_b و $A = \frac{\partial F}{\partial X}$ و P و X_o ، $L = L_o - L_b$ محاسبه و نوشته شده‌اند. بالاخره در صفحه آخر نتیجه محاسبات سرشکنی نوشته شده است.

$$L_b = \begin{bmatrix} LB(1) = 10.0380 \\ LB(2) = 8.2970 \\ LB(3) = 1.9490 \\ LB(4) = -5.2170 \\ LB(5) = 10.2440 \\ LB(6) = 1.5620 \\ LB(7) = 4.8370 \\ LB(8) = -3.3700 \\ LB(9) = -15.9790 \\ LB(10) = 5.0240 \\ LB(11) = -0.3850 \end{bmatrix}$$

$$S = \begin{bmatrix} S(1) = 1.1400 \\ S(2) = 2.8400 \\ S(3) = 3.2100 \\ S(4) = 6.0300 \\ S(5) = 6.7500 \\ S(6) = 0.8400 \\ S(7) = 2.9400 \\ S(8) = 20100 \\ S(9) = 52800 \\ S(10) = 6.7700 \\ S(11) = 3.3200 \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ -1.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & -1.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & -1.0 & 1.0 & 0.0 \\ -1.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & -1.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & -1.0 & 1.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & -1.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 \\ -1.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & -1.0 & 0.0 & 1.0 \end{bmatrix}$$

$$P = \begin{bmatrix} 0.877D+00 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.352D+00 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.312D+00 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.166D+00 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.148D+00 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.119D+01 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.340D+00 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.498D+00 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.189D+00 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.739D+01 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.151D+00 \end{bmatrix}$$

$$X_o = \begin{bmatrix} X(1) = 0 \\ X(2) = 0 \\ X(3) = 0 \\ X(4) = 0 \\ X(5) = 0 \end{bmatrix}$$

$$L = L_o - L_b = \begin{bmatrix} L(1) = -12.82900 \\ L(2) = -8.29700 \\ L(3) = -1.94900 \\ L(4) = 5.21700 \\ L(5) = -10.24400 \\ L(6) = -1.56200 \\ L(7) = -4.83700 \\ L(8) = 22.68600 \\ L(9) = -17.85200 \\ L(10) = -5.02400 \\ L(11) = 0.38500 \end{bmatrix}$$

تجدید حسابات اجزاست

$$N = APA = \begin{bmatrix} 0.1451309D+01 & -0.3521127D+00 & 0.1481481D+00 & -0.7385524D-01 & 0.0 \\ -0.3521127D+00 & 0.1854115D+01 & -0.3115265D+00 & 0.0 & -0.1190476D+01 \\ -0.1481481D+00 & -0.3115265D+00 & 0.7761145D+00 & 0.1658375D+00 & -0.1506024D+00 \\ -0.7385524D-01 & 0.0 & -0.1658375D+00 & 0.7692272D+00 & -0.3401361D+00 \\ 0.0 & -0.1190476D+01 & -0.1506024D+00 & -0.3401361D+00 & 0.2178727D+01 \end{bmatrix}$$

$$DT = 0.1129848D+01$$

$$N^{-1} = \begin{bmatrix} 0.8708560D+00 & 0.4694811D+00 & 0.4946383D+00 & 0.3424435D+00 & 0.3441813D+00 \\ 0.4694811D+00 & 0.1387893D+01 & 0.9690640D+00 & 0.6648446D+00 & 0.9291365D+00 \\ 0.4946383D+00 & 0.9690640D+00 & 0.2113069D+01 & 0.8612267D+00 & 0.8100212D+00 \\ 0.3424435D+00 & 0.6648446D+00 & 0.8612267D+00 & 0.1831989D+01 & 0.7088130D+00 \\ 0.3441813D+00 & 0.9291365D+00 & 0.8100212D+00 & 0.7088130D+00 & 0.1133322D+01 \end{bmatrix}$$

$$X = \begin{bmatrix} X(1) = 12.82853 \\ X(2) = 21.12472 \\ X(3) = 23.07209 \\ X(4) = 17.85179 \\ X(5) = 22.68690 \end{bmatrix}$$

$$X_a = X + X_o = \begin{bmatrix} XA(1) = 12.82853 \\ XA(2) = 21.12472 \\ XA(3) = 23.07209 \\ XA(4) = 17.85179 \\ XA(5) = 22.68690 \end{bmatrix}$$

$$V = \begin{bmatrix} V(1) = -0.4661880D-03 \\ V(2) = -0.8167588D-03 \\ V(3) = -0.1631021D-02 \\ V(4) = -0.3297029D-02 \\ V(5) = -0.4477794D-03 \\ V(6) = -0.1852326D-03 \\ V(7) = -0.1886717D-02 \\ V(8) = -0.9022857D-03 \\ V(9) = -0.2109968D-03 \\ V(10) = -0.7448088D-03 \\ V(11) = -0.1837469D-03 \end{bmatrix}$$

$$L_a = \begin{bmatrix} LA(1) = 10.03753 \\ LA(2) = 8.29518 \\ LA(3) = 1.94737 \\ LA(4) = -5.22030 \\ LA(5) = 10.24355 \\ LA(6) = 1.56219 \\ LA(7) = 4.83511 \\ LA(8) = -3.37090 \\ LA(9) = -15.97921 \\ LA(10) = 5.02326 \\ LA(11) = -0.38518 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\sigma}_e^2 = VPV/6 = 0.0000008$$

***** VARIANCE-COVARIANCE OF X *****

$$\Sigma_X = \begin{bmatrix} 0.6963716D-06 & 0.3754160D-06 & 0.3955327D-06 & 0.2738316D-06 & 0.2752212D-06 \\ 0.3754160D-06 & 0.1109815D-05 & 0.7749026D-06 & 0.5316366D-06 & 0.7429750D-06 \\ 0.3955327D-06 & 0.7749026D-06 & 0.1689695D-05 & 0.6886715D-06 & 0.6477256D-06 \\ 0.2738316D-06 & 0.5316366D-06 & 0.6886715D-06 & 0.1464932D-05 & 0.5667953D-06 \\ 0.2752212D-06 & 0.7429750D-06 & 0.6477256D-06 & 0.5667955D-06 & 0.9062498D-06 \end{bmatrix}$$

References

- 1—Bjerhammar , A. (1973) , Theory of Errors and Generalized Matrix Inverses.
- 2—Graybill, F. A. (1969) , Introduction to Matrices with Application in Statistics.
- 3—Hamilton, W. C. (1964) , Statistics in Physical Sciences.
- 4—Hirvonen , R . A . (1971) , Adjustment by Least Squares in Geodesy and Photogrametry.
- 5—Uotila , U. A. (1967) , Introduction to Adjustment Computations.