تخمین حالت توسط تجزیه متعامد:

"State Estimation By orthogonal Decomposition"

درصورتی که $N_m > N_s$ باشد، آنگاه تخمین حالت عبارت است از:

$$X^{est} = \left[[H]^T \cdot [R]^{-1} \cdot [H] \right]^{-1} \cdot [H]^T [R]^{-1} Z^{meas}$$

این امکان وجود دارد که ماتریس $\left[[H]^T \cdot [R]^{-1} \cdot [H] \right]$ منفرد (singular) گردد، لذا می‌توان از روش تجزیه متعامد ماتریس مسئله را حل نمود.

$$[R]^{-1} = [R]^{-1/2} \cdot [R]^{-1/2}$$

و

$$[R]^{-1/2} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_{m_1}} & & & \\ & \frac{1}{\sigma_{m_2}} & & \\ & & \ddots & \\ & & & \frac{1}{\sigma_{m_n}} \end{bmatrix}$$

$$\left[[H]^T [R]^{-1} [H] \right]^{-1} = \left[\underbrace{H^T R^{-1/2}}_{H'^T} \cdot \underbrace{R^{-1/2} H}_{H'} \right]^{-1} = \left[[H']^T \cdot [H'] \right]^{-1}$$

$$\Rightarrow X^{est} = \left[H'^T \cdot H' \right]^{-1} \cdot [H'] Z'^{meas}$$

$$Z'^{mea} \triangleq [R]^{-1/2} \cdot Z^{meas}$$

در تجزیه QR (Gram-Schmidt Decomposition) داریم:

$$[H'] = [Q][U]$$

(بجای R از ماتریس U استفاده شده چونکه R را واریانس خطا تعریف نمودیم).

$Q^TQ = I$ ماتریس متعامد

ماتریس بالامثلثی (upper triangular)

$$\Rightarrow x^{est} = \underbrace{[U^T Q^T Q U]}_{I}{}^{-1} \cdot [U]^T \cdot \underbrace{[Q]^T \cdot z'}_{\hat{z}}$$

$$\Rightarrow x^{est} = [U^T U]^{-1} \cdot [U]^T \cdot \hat{z}$$

$$[U^T U]\, x^{est} = [U]^T \cdot \hat{z} \Longrightarrow \boxed{[U]\, x^{est} = \hat{z}}$$

بعنوان مثال: فرض کنید

$$H' = \begin{bmatrix} h'_{11} & h'_{12} \\ h'_{21} & h'_{22} \\ h'_{31} & h'_{33} \end{bmatrix}$$

$$H' = [Q][U] = \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{21} & q_{22} & q_{23} \\ q_{31} & q_{32} & q_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ 0 & u_{22} \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ 0 & u_{22} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1^{est} \\ x_2^{est} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{z}_1 \\ \hat{z}_2 \\ \hat{z}_3 \end{bmatrix} \Longrightarrow \begin{cases} x_2^{est} = \dfrac{\hat{z}_2}{u_{22}} \\ x_1^{est} = \dfrac{1}{u_{11}}\left(\hat{z}_1 - u_{12} x_2^{est}\right) \end{cases}$$

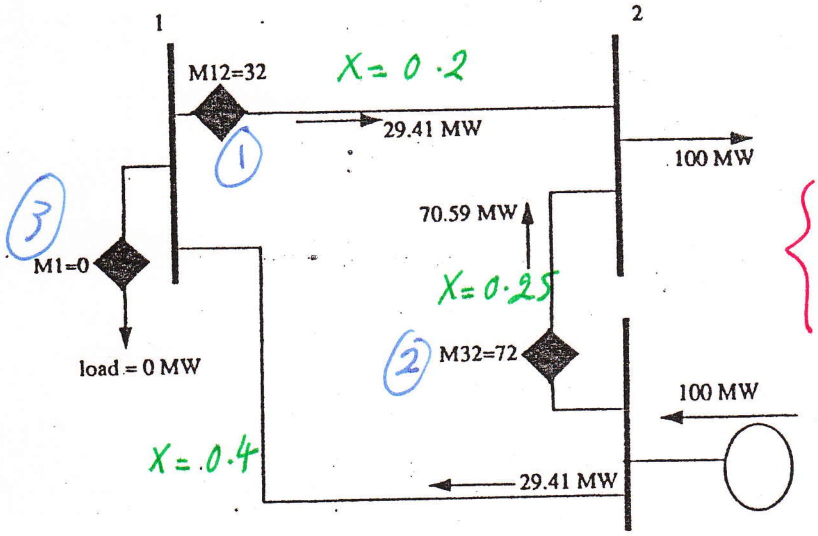


FIG. 12.13 Zero injection system example.

$$M_{12} = \frac{1}{0.2}(\theta_1 - \theta_2) = 5\theta_1 - 5\theta_2$$

$$M_{32} = \frac{1}{0.25}(\theta_3 - \theta_2) = -4\theta_2$$

$$M_1 = \frac{1}{0.2}(\theta_1 - \theta_2) + \frac{1}{0.4}(\theta_1 - \theta_3) = 7.5\theta_1 - 5\theta_2$$

load or generation attached to it, then we know this value of zero MW with certainty and the concept of an error in its "measured" value is meaningless. Nonetheless, we proceed by setting up the standard state estimator equations and specifying the value of the measurement σ for M_1 as: $\sigma_{M1} = 10^{-2}$. This results in the following solution when using the state estimator equations as shown in Eq. 12.23:

$$P_{\text{flow}} \text{ estimate on line 1-2} = 30.76 \text{ MW}$$

$$P_{\text{flow}} \text{ estimate on line 3-2} = 72.52$$

$$\text{Injection estimate on bus 1} = 0.82$$

The estimator has not forced the bus injection to be exactly zero; instead, it reads 0.82 MW. This may not seem like such a big error. However, if there are many such buses (say 100) and they all have errors of this magnitude, then the estimator will have a large amount of load allocated to the buses that are known to be zero.

At first, the solution to this dilemma may seem to be simply forcing the σ value to a very small number for the zero injection buses and rerun the estimator. The problem with this is as follows. Suppose we had changed the zero injection σ to $\sigma_{M1} = 10^{-10}$. Hopefully, this would force the estimator to make the zero injection so dominant that it would result in the correct zero value coming out of the estimator calculation. In this case, the $[H^T R^{-1} H]$ matrix used in the standard least-squares method would look like this for the

۲۰-a

sample system:

$$X^{est} = [H^T R^{-1} H]^{-1} \cdot H^T R^{-1} Z^{meas}$$

$$[H] = \begin{bmatrix} 5.0 & -5.0 \\ 0 & -4.0 \\ 7.5 & -5.0 \end{bmatrix}$$

$$[R] = \begin{bmatrix} 10^{-4} & & \\ & 10^{-4} & \\ & & 10^{-20} \end{bmatrix}$$

then

$$[H^T R^{-1} H] = \begin{bmatrix} 56.25 \times 10^{20} & -37.5 \times 10^{20} \\ -37.5 \times 10^{20} & 25.0 \times 10^{20} \end{bmatrix}$$

Unfortunately, this matrix is very nearly singular. The reason is that the terms in the matrix are dominated by those terms which are multiplied by the 10^{20} terms from the inverse of the R matrix, and the other terms are so small by comparison that they are lost from the computer (unless one is using an extraordinarily long word length or extra double precision). When the above is presented to a standard matrix inversion routine or run into a Gaussian elimination solution routine, an error message results and garbage comes out of the estimator.

The solution to this dilemma is to use another algorithm for the least-squares solution. This algorithm is called the orthogonal decomposition algorithm and works as follows.

12.5.1 The Orthogonal Decomposition Algorithm

This algorithm goes under several different names in texts on linear algebra. It is often called the QR algorithm or the Gram–Schmidt decomposition. The idea is to take the state estimation least-squares equation, Eq. 12.23, and eliminate the R^{-1} matrix as follows: let

$$[R^{-1}] = R^{-1/2} R^{-1/2} \tag{12.47}$$

where

$$[R^{-1/2}] = \begin{bmatrix} \dfrac{1}{\sigma_{m1}} & & \\ & \dfrac{1}{\sigma_{m2}} & \\ & & \dfrac{1}{\sigma_{m3}} \end{bmatrix} \tag{12.48}$$

then

$$[H^T R^{-1} H]^{-1} = [H^T R^{-1/2} R^{-1/2} H]^{-1} = [H'^T H'] \tag{12.49}$$

٣٠-b

where c' and s' are determined from $[N_1][H]$. Similarly for $[N_3]$:

$$[N_3] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c'' & s'' \\ 0 & -s'' & c'' \end{bmatrix} \tag{12.72}$$

For our zero injection example, we start with the $[H]$ and $[R]$ matrices as shown before:

$$[H] = \begin{bmatrix} 5.0 & -5.0 \\ 0 & -4.0 \\ 7.5 & -5.0 \end{bmatrix}$$

and

$$[R] = \begin{bmatrix} 10^{-4} & & \\ & 10^{-4} & \\ & & 10^{-20} \end{bmatrix}$$

Then, the $[H']$ matrix is

$$\hat{z} = \begin{bmatrix} 32 \\ 72 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$[H'] = \begin{bmatrix} 5.0 \times 10^2 & -5.0 \times 10^2 \\ 0 & -4.0 \times 10^2 \\ 7.5 \times 10^{10} & -5.0 \times 10^{10} \end{bmatrix}$$

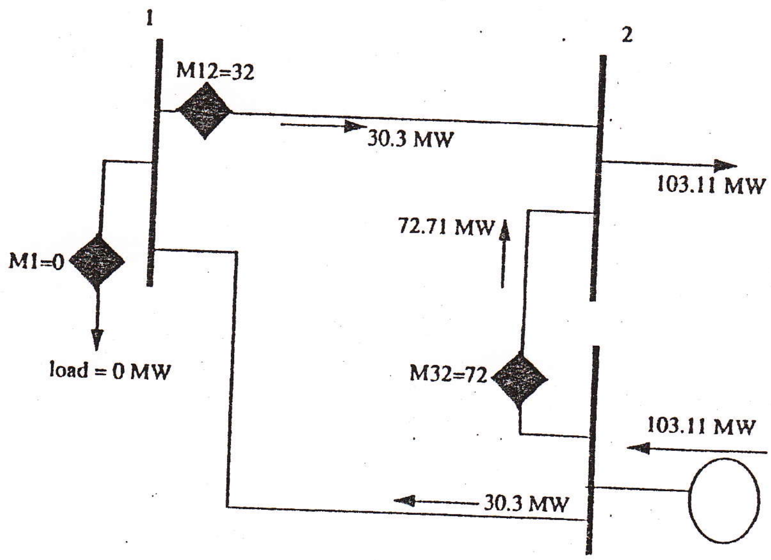


FIG. 12.14 State estimate resulting from orthogonal decomposition algorithm.

۲۸_c

* آشکارسازی و تشخیص اندازه‌گیری‌های نامناسب :

"Detection and Identification of Bad Measurements"

- آشکارسازی و تشخیص اندازه‌گیری‌های نامناسب برای بهره‌برداری از سیستم‌های قدرت بسیار مفید و ارزشمند می‌باشد.

- مبدل‌های اندازه‌گیری ممکن است بصورت غیر صحیح متصل شده و یا اینکه معیوب باشند.

- برای آشکارسازی اندازه‌گیری‌های نامناسب از مفهوم حسی (intuitive notion) استفاده شده، بگونه‌ای که بعد از همگرایی الگوریتم تخمین، اگر اندازه‌گیری نامناسبی وجود نداشته باشد، $J(x)$ کمترین مقدار را خواهد داشت.

- خطاهای اندازه‌گیری، اعداد تصادفی هستند، بگونه‌ای که مقدار $J(x)$ نیز یک عدد تصادفی است. اگر تمام خطاها دارای تابع چگالی احتمال نرمال باشند، در این صورت، $J(x)$ دارای تابع چگالی احتمال، توان دوم یا مربع کی $(\chi^2(K))$ می‌باشد.

- پارامتر K، درجه آزادی توزیع توان دوم کی می‌باشد، بگونه‌ای که:

$$K = N_m - N_s$$

N_m ← تعداد اندازه‌گیری‌ها

N_s ← تعداد حالت‌ها و $N_s = 2n-1$

n ← تعداد شین‌ها

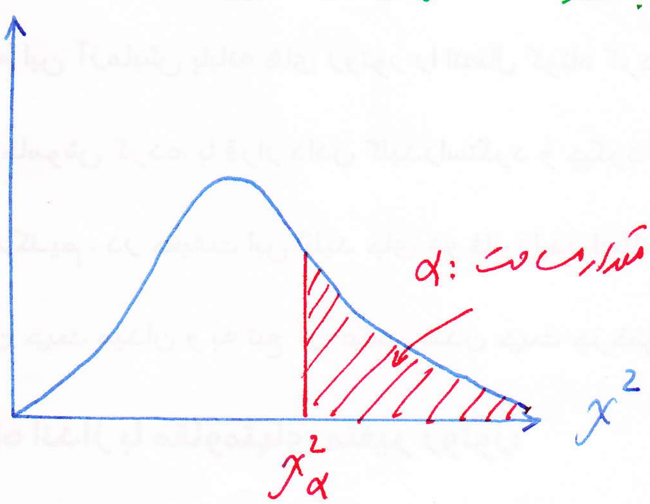
یادآوری: توزیع مربع کی "Chi-square Distribution"

• اگر نمونه‌های n تائی مرتباً از یک جامعه نرمال با واریانس σ^2 استخراج گردد، واریانس نمونه s^2 $\left(s^2 = \dfrac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2}{n-1}\right)$ برای هر نمونه محاسبه گردد، مقادیر آماره s^2 بدست خواهد آمد. توزیع نمونه‌ای s^2 استفاده عملی کمی دارد، لذا بجای آن توزیع متغیر تصادفی χ^2 را محاسبه نموده که معروف به مربع کی یا توان دوم کی می‌باشد. مقدار آن برای هر نمونه از رابطه زیر محاسبه می‌گردد.

$$\chi^2 = \frac{(n-1)s^2}{\sigma^2}$$

• توزیع χ^2 دارای $\nu = n-1$ درجه آزادی است.

• مقدار χ^2 نمی‌تواند منفی باشد، لذا نمی‌تواند حول $\chi^2=0$ تقارن داشته باشد.



χ^2_α مقداری از توزیع χ^2 بوده که مساحت α را در سمت راست خود دارد.

$$P_r\left(\chi^2_{0.025} < \chi^2 < \chi^2_{0.975}\right) = \%95$$

$$P_r\left(\chi^2_{0.005} < \chi^2 < \chi^2_{0.995}\right) = \%99$$

- مقدار متوسط $J(x)$ برابر K و انحراف معیار آن مساوی $\sqrt{2K}$ می‌باشد، هنگامی که $x = x^{est}$.

- هنگامی که تعدادی از اندازه‌گیری‌ها نامناسب باشند، خطاهای آنها بزرگتر از مقدار $\pm 3\delta$ خواهد بود. با این وجود تحت شرایط عادی (خطاها در محدوده $\pm\delta$ باشند)، $J(x)$ می‌تواند بزرگ شود هر چند که احتمال وقوع آن کم باشد.

- اگر سقفی را برای $J(x)$ به نام t_J در نظر بگیریم، می‌توان گفت زمانی که اندازه‌گیری نامناسب وجود دارد که $J(x) > t_J$ می‌باشد.

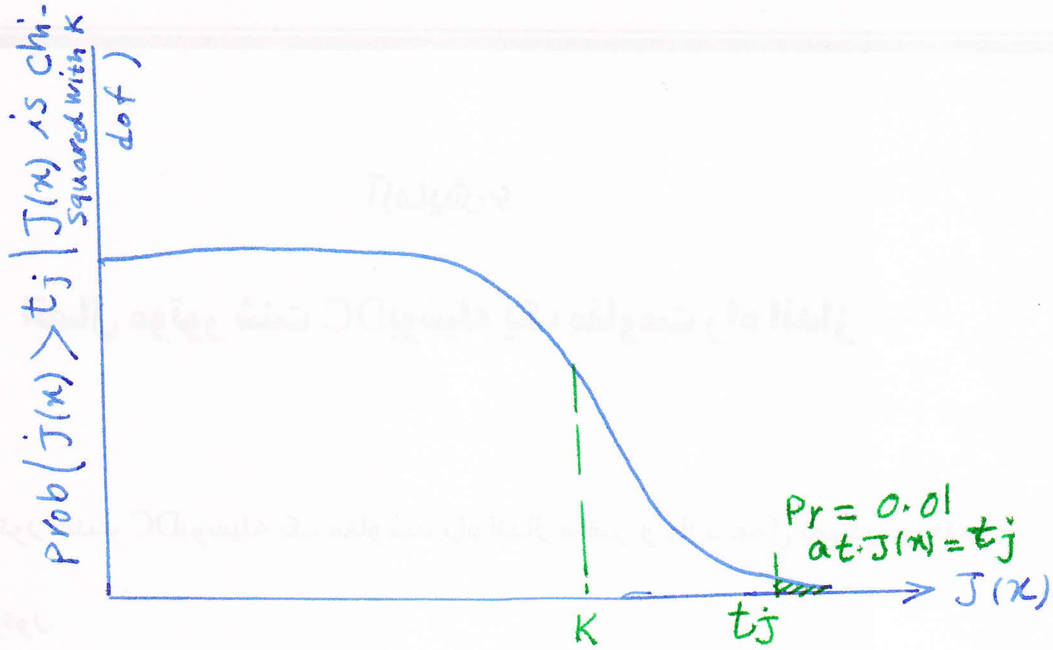
- به عبارتی داریم:

$$P_r\left(J(x) > t_J \;\middle|\; J(x) \text{ is a chi-squared with } K \text{ dof}\right) = \alpha$$

- معادله مذکور بیان می‌دارد که درصورتی که چگالی احتمال $J(x)$ بصورت مربع کای با K درجه آزادی باشد، احتمال اینکه $J(x)$ بزرگتر از t_J باشد، برابر با α می‌باشد.

- با انتخاب مقداری برای α، سقف مورد استفاده t_J را در آزمایش می‌دانیم، هنگامی که t_J انتخاب شود، احتمال اخطار اندازه‌گیری نامناسب مساوی α است.

- اگر α را کوچک و برابر ۰.۰۱ انتخاب کنیم، گفته می‌شود که اخطارهای مزبور تنها در یک مورد از آزمایشات انجام شده به وقوع می‌پیوندد.



* با توجه به مثال قبل (شبکه شش شینه) داریم:

تکرار	$J(x)$
1	3696.86
2	43.67
3	40.33

همانطور که ملاحظه می‌شود، حداقل مقدار $J(x)$ برابر 40.33 می‌باشد.

$$\begin{cases} N_m = 62 & \text{تعداد وسایل اندازه‌گیری} \\ N_s = 2\underset{\downarrow\, 6}{n} - 1 = 11 \end{cases} \Longrightarrow K = N_m - N_s = 51$$

* اگر سطح تشخیص (significance level) را مساوی $\alpha = 0.01$ در نظر بگیریم، برای t_j، مقدار 76.6 در توزیع توان دوم کای با $K=51$ درجه آزادی بدست می‌آید. چون $J(x) = 40.33$ کوچکتر از 76.6 می‌باشد، لذا اندازه‌گیری نامناسبی وجود ندارد.

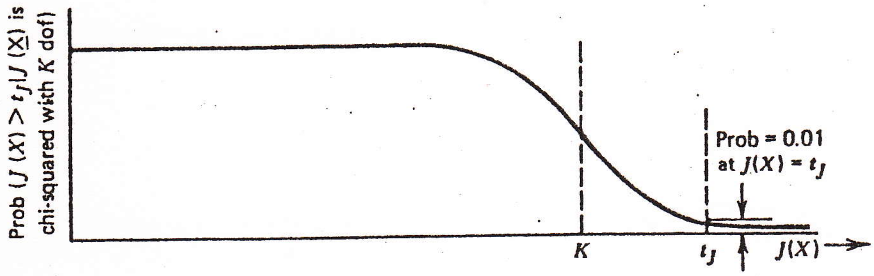


FIG. 12.15 Threshold test probability function.

we see that N_m is equal to 62. Therefore, the degrees of freedom for the chi-square distribution of $J(\mathbf{x})$ in our six-bus sample system is

$$K = N_m - N_s = N_m - (2n - 1) = 51$$

where

$$N_m = 62 \quad \text{and} \quad n = 6$$

If we set our significance level for this test to 0.01 (i.e., $\alpha = 0.01$ in Eq. 12.73), we get a t_J of 76.6.* Therefore, with a $J(\mathbf{x}) = 40.33$, it seems reasonable to assume that there are no "bad" measurements present.

Now let us assume that one of the measurements is truly bad. To simulate this situation, the state estimation algorithm was rerun with the M_{12} measurement reversed. Instead of $P = 31.5$ and $Q = -13.2$, it was set to $P = -31.5$ and $Q = 13.2$. The value of $J(\mathbf{x})$ and the maximum $\Delta|E|$ and $\Delta\theta$ for each iteration for this case are given in Table 12.5. The presence of bad data does not prevent the estimator from converging, but it will increase the value of the residual, $J(\mathbf{x})$.

The calculated flows and voltages for this situation are shown in Table 12.6. Note that the number of degrees of freedom is still 51 but $J(\mathbf{x})$ is now 207.94 at the end of our calculation. Since t_J is 76.6, we would immediately expect bad

TABLE 12.5 Iterative Results with Bad Measurement

Iteration	$J(\mathbf{x})$ at Beginning of Iteration (pu)	Largest $\Delta\|E\|$ at End of Iteration (pu V)	Largest $\Delta\theta$ at End of Iteration (rad)
1	3701.06	0.09851	0.06416
2	211.13	0.004674	0.001481
3	207.94 >76.6	0.00002598	0.00004848

* Standard tables of $\chi^2(K)$ usually only go up to $K = 30$. For $K > 30$, a very close approximation to $\chi^2(K)$ using the normal distribution can be used. The student should consult any standard reference on probability and statistics to see how this is done.

٣٤-٩

TABLE 12.6 State Estimation Solution with Measurement M_{12} Reversed

	Base-Case Value			Measured Value			Estimated Value		
Measurement	kV	MW	MVAR	kV	MW	MVAR	kV	MW	MVAR
M_{V1}	241.5			238.4			240.6		
M_{G1}		107.9	16.0		113.1	20.2		99.3	21.9
M_{12}		28.7	−15.4		−31.5	+13.2		25.0	−12.2
M_{14}		43.6	20.1		38.9	21.2		40.6	21.9
M_{15}		35.6	11.3		35.7	9.4		33.7	12.3
M_{V2}	241.5			237.8			239.9		
M_{G2}		50.0	74.4		48.4	71.9		54.4	67.0
M_{21}		−27.8	12.8		−34.9	9.7		−24.4	9.2
M_{24}		33.1	46.1		32.8	38.3		35.0	44.1
M_{25}		15.5	15.4		17.4	22.0		16.3	14.7
M_{26}		26.2	12.4		22.3	15.0		25.1	11.3
M_{23}		2.9	−12.3		8.6	−11.9		2.3	−12.2
M_{V3}	246.1			250.7			244.6		
M_{G3}		60.0	89.6		55.1	90.6		61.4	86.3
M_{32}		−2.9	5.7		−2.1	10.2		−2.3	5.8
M_{35}		19.1	23.2		17.7	23.9		+20.5	22.2
M_{36}		43.8	60.7		43.3	58.3		43.2	58.2
M_{V4}	227.6			225.7			226.1		
M_{L4}		70.0	70.0		71.8	71.9		69.0	70.0
M_{41}		−42.5	−19.9		−40.1	−14.3		−39.6	−21.9
M_{42}		−31.6	−45.1		−29.8	−44.3		−33.5	−43.1
M_{45}		4.1	−4.9		0.7	−17.4		4.1	−5.0
M_{V5}	226.7			225.2			225.3		
M_{L5}		70.0	70.0		72.0	67.7		71.8	69.3
M_{54}		−4.0	−2.8		−2.1	−1.5		−4.1	−2.6
M_{51}		−34.5	−13.5		−36.6	−17.5		−32.7	−14.7
M_{52}		−15.0	−18.0		−11.7	−22.2		−15.8	−17.2
M_{53}		−18.0	−26.1		−25.1	−29.9		−19.3	−25.1
M_{56}		1.6	−9.7		−2.1	−0.8		0.1	−9.6
M_{V6}	231.0			228.9			230.0		
M_{L6}		70.0	70.0		72.3	60.9		66.9	66.7
M_{65}		−1.6	3.9		1.0	2.9		−0.1	3.9
M_{62}		−25.7	−16.0		−19.6	−22.3		−24.6	−15.0
M_{63}		−42.8	−57.9		−46.8	−51.1		−42.3	−55.6

۳۴_b

– تشخیص اندازه‌گیری‌های نامناسب:

فرض کنید بخواهیم کمیت خاصی را اندازه‌گیری کنیم، این اندازه‌گیری را z_i بنامید. تابع چگالی احتمال z_i نرمال می‌باشد. با توجه به اینکه خطای موجود در z_i دارای توزیع با مقدار میانگین صفر است، لذا تابع چگالی احتمال در z_i متمرکز است.

- چون خطاها دارای توزیع نرمال فرض می‌شوند، لذا تخمین x^{est} نیز تقریباً با توزیع نرمال می‌باشد. همچنین هرکمیتی که تابعی از x^{est} باشد، تقریباً دارای توزیع نرمال است.

- تفاوت بین تخمین f_i و اندازه‌گیری z_i را باقیمانده‌ی مانده اندازه‌گیری (Measurement Residual) گویند و با y_i نشان داده می‌شود. تابع چگالی احتمال y_i نیز نرمال است که دارای میانگین صفر و انحراف معیار σ_{y_i} می‌باشد.

اگر این تفاضل را بر σ_{y_i} تقسیم کنیم، باقیمانده‌ی مانده نرمال شده اندازه‌گیری بدست می‌آید.

$$\left(y_i^{norm} = \frac{z_i - f_i^{est}}{\sigma_{y_i}} \right)$$

- اگر قدر مطلق y_i^{norm} بزرگتر از ۳ باشد، دلیل خوبی است که شک کنیم که z_i یک مقدار نامناسب اندازه‌گیری است.

- روش معمول برای تشخیص اندازه‌گیری‌های نامناسب این است که موقعی که x^{est} از تخمین زننده بدست آمد، تمام مقادیر f_i را برای تمام N_m اندازه‌گیری محاسبه کرده

سپس با استفاده از نمونه هایی که در تخمین زننده استفاده شده اند، مانده اندازه‌گیری نرمال را برای هر اندازه‌گیری‌ای محاسبه نمود. اندازه‌گیری‌هایی که دارای حداکثر قدر مطلق مانده نرمال شده هستند، بعنوان مظنون های بد، اول شناخته می شوند. این مظنون ها را یک به یک از مجموعه داده مربوط به تخمین بیرون می برند.

- برای آشکارسازی یک اندازه‌گیری نامناسب ممکن است لازم شود چندین اندازه‌گیری کنار گذاشته شوند. لذا آشکارسازی اغلب نمی تواند یک اندازه‌گیری نامناسب تنها را تشخیص دهد، بلکه گروهی از اندازه‌گیریها را تشخیص دهد که یکی از آنها نامناسب است.

- توانایی در آشکارسازی با استفاده از آماره مربع کای و شناسایی آن با استفاده از مانده نرمال شده، خواص بسیار مفید یک تخمین زننده حالت است.

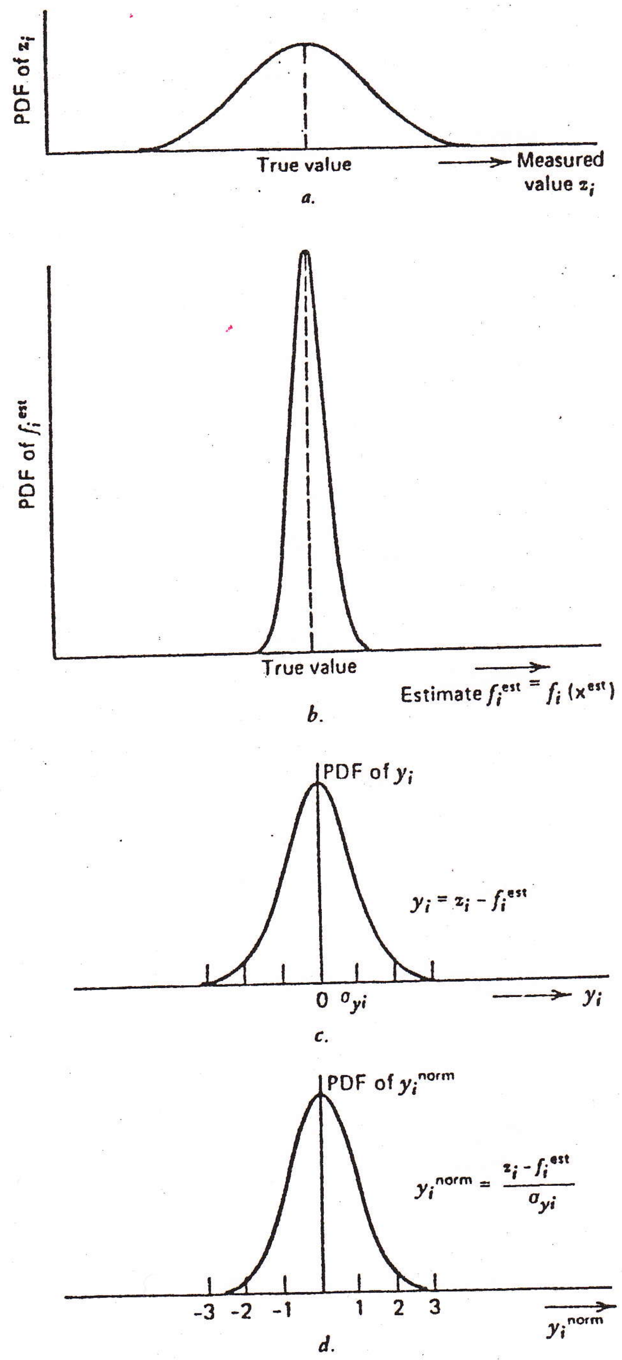


FIG. 12.16 Probability density function of the normalized measurement residual.

- تخمین کمیت‌هایی که اندازه‌گیری نشده‌اند

مشخصه مفید دیگر یک تخمین زننده، توانایی در محاسبه و تخمین مقادیری است که تله‌متری (دورسنجی) نمی‌شوند. این ویژگی به خصوص در حالاتی مفید است که کانالهای مخابراتی که مراکز بهره‌برداری را به تجهیزات کسب اطلاعات ارتباط می‌دهند، خراب است.

• بعنوان مثال در شبکه شش شینه، فرض کنید که تمام تله‌مترهای مربوط به شین‌های ۳، ۴، ۵ و ۶ به مرکز قطع گردند، در این صورت خواهیم داشت:

TABLE 12.7 State Estimation Solution with Measurement at Buses 1 and 2 Only

	Base-Case Value			Measured Value				Estimated Value		
Measurement	kV	MW	MVAR	kV	MW	MVAR		kV	MW	MVAR
M_{V1}	241.5			238.4				238.8		
M_{G1}		107.9	16.0		113.1	20.2	112 ←		112.4	20.5
M_{12}		28.7	−15.4		31.5	−13.2	30.4 ←		30.6	−13.4
M_{14}		43.6	20.1		38.9	21.2	44.8 ←		44.7	19.4
M_{15}		35.6	11.3		35.7	9.4	36.8 ←		37.1	14.6
M_{V2}	241.5			237.8				237.6		
M_{G2}		50.0	74.4		48.4	71.9	47.5 ←		48.2	71.7
M_{21}		−27.8	12.8		−34.9	9.7	−29.4 ←		−29.6	11.1
M_{24}		33.1	46.1		32.8	38.3	32.4		30.5	40.2
M_{25}		15.5	15.4		17.4	22.0	15.6 ←		16.1	16.8
M_{26}		26.2	12.4		22.3	15.0	25.9 ←		22.4	15.2
M_{23}		2.9	−12.3		8.6	−11.9	3 ←		8.8	−11.7
M_{V3}	246.1						244.7 ←	241.4		
M_{G3}		60.0	89.6				59.5 ←		27.2	94.9
M_{32}		−2.9	5.7				−3 ←		−8.7	5.5
M_{35}		19.1	23.2				19.2 ←		15.1	25.3
M_{36}		43.8	60.7				43.3 ←		20.9	64.0
M_{V4}	227.6						226.1 ←	225.0		
M_{L4}		70.0	70.0				70.2 ←		67.6	61.2
M_{41}		−42.5	−19.9				−43.6 ←		−43.6	−18.9
M_{42}		−31.6	−45.1				30.9 ←		−29.3	−39.7
M_{45}		4.1	−4.9				4.3 ←		5.3	−2.6
M_{V5}	226.7						225.3 ←	221.4		
M_{L5}		70.0	70.0				71.8 ←		71.9	76.7
M_{54}		−4.0	−2.8				−4.2 ←		−5.2	−4.8
M_{51}		−34.5	−13.5				−35.6 ←		−35.9	−15.9
M_{52}		−15.0	−18.0				−15.1 ←		−15.5	−19.0
M_{53}		−18.0	−26.1				−18.1 ←		−14.0	−28.0
M_{56}		1.6	−9.7				1.3 ←		−1.4	−9.0
M_{V6}	231.0						230.1 ←	226.2		
M_{L6}		70.0	70.0				68.9 ←		40.5	77.2
M_{65}		−1.6	3.9				−1.2 ←		1.4	3.4
M_{62}		−25.7	−16.0				−25.4 ←		−21.9	−18.8
M_{63}		−42.8	−57.9				−42.3 ←		−20.0	−61.8

قطع شده اند

۳۷_a

رویت پذیری شبکه و اندازه‌گیری‌های مجازی و کاذب :

"Network observability and pseudo-Measurements"

اگر اطلاعات تله متری را کم کم از دست بدهیم، بگونه‌ای که تعداد کمتری اندازه‌گیری در اختیار داشته باشیم، در نهایت تخمین‌گر از کار خواهد افتاد. بطوریکه ماتریس $[H^T \cdot R^{-1} \cdot H]$ بصورت منفرد درآمده و معکوس نخواهد داشت.

- اگر ارتباط با کانالها به علتی موجود نباشد و به آنها جهت رویت شوندگی سیستم نیاز باشد می‌توان از طریق ارتباط تلفنی با اپراتور اتاق کنترل نیروگاه تولیدی برقرار نموده و اطلاعات را بصورت دستی وارد تخمین زننده نمود. همچنین می‌توان از سابقه قبلی استفاده کرد.

- تخمین زننده نباید اندازه‌گیری کاذب و مجازی را مشابه یک اندازه‌گیری واقعی به حساب آورد. چرا که اغلب مقدار آن دقیق نیست و فقط کمی از حدس بهتر است. جهت حل مشکل باید انحراف معیار بزرگی را به این اندازه‌گیری نسبت دهیم. به عبارتی یک اندازه‌گیر با کیفیت خیلی پایین به حساب آوردیم.

- می‌توان جهت اندازه‌گیری‌ها کاذب از پخش بار حالت پایه استفاده نمود.

If we take the three-bus example used in the beginning of Section 12.2, we note that when all three measurements are used, we have a redundant set and we can use a least-squares fit to the measurement values. If one of the measurements is lost, we have just enough measurements to calculate the states. If, however, two measurements are lost, we are in trouble. For example, suppose M_{13} and M_{32} were lost leaving only M_{12}. If we now apply Eq. 12.23 in a straightforward manner, we get

$$M_{12} = f_{12} = \frac{1}{0.2}(\theta_1 - \theta_2) = 5\theta_1 - 5\theta_2$$

فقط اندازه گیری M_{12} را داشته باشیم.

Then

$$[H] = [5 \quad -5]$$

$$[R] = [\sigma^2_{M12}] = [0.0001]$$

$M_{12} = 0.55$ pu

and

$$\begin{bmatrix} \theta_1^{est} \\ \theta_2^{est} \end{bmatrix} = \left[\begin{bmatrix} 5 \\ -5 \end{bmatrix}[0.0001]^{-1}[5 \quad -5]\right]^{-1}[5 \quad -5][0.0001]^{-1}(0.55)$$

$$= \begin{bmatrix} 2500 & -2500 \\ -2500 & 2500 \end{bmatrix}^{-1}[5 \quad -5][0.0001]^{-1}(0.55) \qquad (12.74)$$

The matrix to be inverted in Eq. 12.74 is clearly singular and, therefore, we have no way of solving for θ_1^{est} and θ_2^{est}. Why is this? The reasons become quite obvious when we look at the one-line diagram of this network as shown in Figure 12.17. With only M_{12} available, all we can say about the network is that

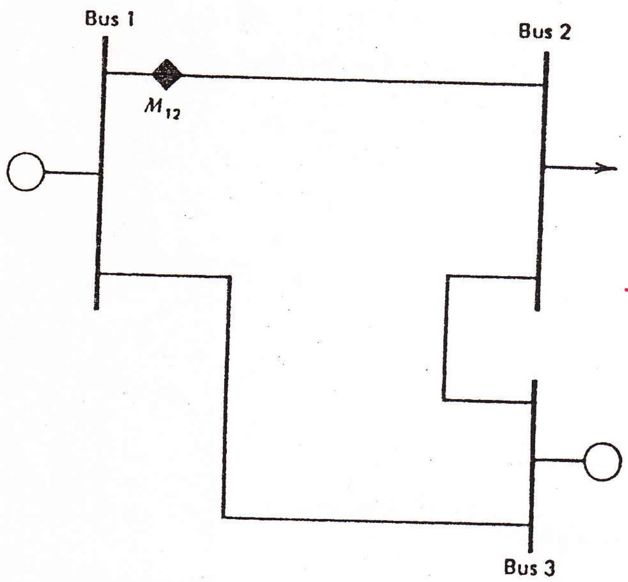


FIG. 12.17 "Unobservable" measurement set.

- با تعیین یکی از مقادیر P_1 یا P_2 یا P_3 از راهی بجز اندازه گیری مستقیم، می‌توان مقادیر θ_1 و θ_2 را تخمین زد.

$P_1 = 7.5\theta_1 - 5\theta_2$

$P_2 = -5\theta_1 + 9\theta_2$

$P_3 = -0.6P_1 + 1.87$

TABLE 12.8 State Estimation Solution with Measurements at Bus 1 and Pseudo-measurements at Buses 2, 3, and 6

Measurement	Base-Case Value kV	Base-Case Value MW	Base-Case Value MVAR	Measured Value kV	Measured Value MW	Measured Value MVAR		Estimated Value kV	Estimated Value MW	Estimated Value MVAR
M_{V1}	241.5			238.4				238.4		
M_{G1}		107.9	16.0		113.1	20.2	111.9 ←		111.4	19.5
M_{12}		28.7	−15.4		31.5	−13.2	30.4 ←		33.3	−12.5
M_{14}		43.6	20.1		38.9	21.2	44.8 ←		40.7	21.9
M_{15}		35.6	11.3		35.7	9.4	36.8 ←		37.4	10.1
M_{V2}	241.5						239.9 ←	236.2		
M_{G2}		50.0	74.4	Pseudo:	50.0	74.4	47.5 ←		37.5	67.7
M_{21}		−27.8	12.8				−29.4 ←		−32.1	10.5
M_{24}		33.1	46.1				32.4 ←		19.5	44.9
M_{25}		15.5	15.4				15.6 ←		14.1	11.5
M_{26}		26.2	12.4				25.9 ←		30.0	12.7
M_{23}		2.9	−12.3				3 ←		6.0	−11.9
M_{V3}	246.1						244.7 ←	240.5		
M_{G3}		60.0	89.6	Pseudo:	60.0	89.6	59.5 ←		52.6	86.6
M_{32}		−2.9	5.7				−3 ←		−6.0	5.7
M_{35}		19.1	23.2				19.2 ←		14.3	19.5
M_{36}		43.8	60.7				43.3 ←		44.2	61.4
M_{V4}	227.6						226.1 ←	223.8		
M_{L4}		70.0	70.0				70.2 ←		51.9	73.3
M_{41}		−42.5	−19.9				−43.6 ←		−39.6	−21.8
M_{42}		−31.6	−45.1				−30.9 ←		−18.3	−44.6
M_{45}		4.1	−4.9				4.3 ←		6.0	−6.9
M_{V5}	226.7						225.3 ←	224.0		
M_{L5}		70.0	70.0				71.8 ←		63.9	55.5
M_{54}		−4.0	−2.8				−4.2 ←		−5.9	−0.4
M_{51}		−34.5	−13.5				−35.6 ←		−36.3	−11.8
M_{52}		−15.0	−18.0				−15.1 ←		−13.7	−14.4
M_{53}		−18.0	−26.1				−18.1 ←		−13.6	−22.9
M_{56}		1.6	−9.7				1.3 ←		5.5	−5.9
M_{V6}	231.0						230.1 ←	224.9		
M_{L6}		70.0	70.0	Pseudo:	70.0	70.0	68.9 ←		77.9	73.4
M_{65}		−1.6	3.9				−1.2 ←		−5.5	0.3
M_{62}		−25.7	−16.0				−25.4 ←		−29.3	−15.6
M_{63}		−42.8	−57.9				−42.3 ←		−43.2	−58.1

۳۸-b

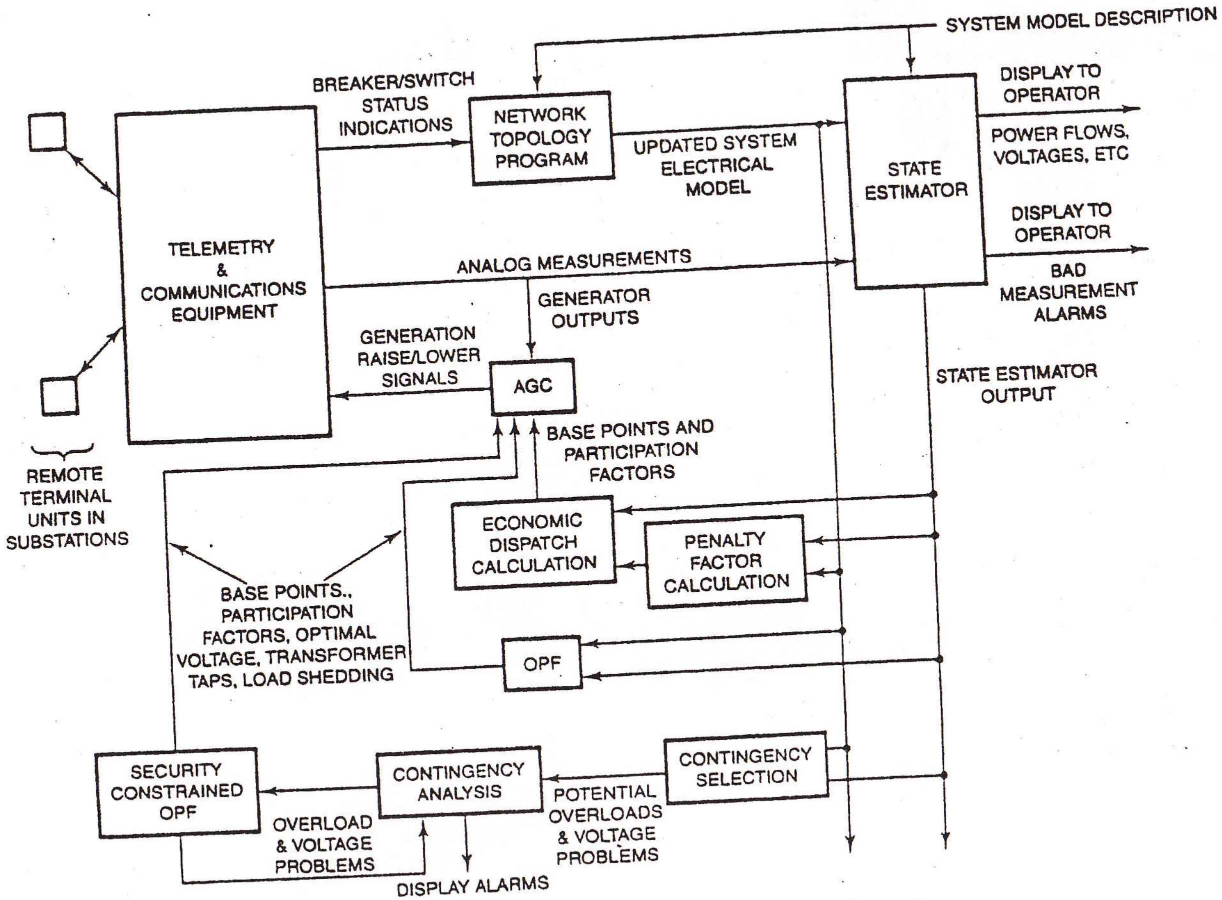


FIG. 12.19 Energy control center system security schematic.

٣٨-C