UDC 621.311.1: 519.23

論文

53-B 103

電力系統の状態推定における不良データ 検出法

正 員 佐々木 博 司 (広島 大)

正 員 中 島 正 夫 (四国電力)

正 員 田 丸 佳 直 (トヨタ車体)

1. ま え が き

巨大化し、かつ複雑化の一途をたどっている電力系統の状態を適切には握することは、電力系統を安全に運転するために極めて重要である。状態推定アルゴリズムは多くの研究者により研究されているが⁽¹⁾⁽²⁾、収集した大量の観測データの中から、A-D 変換器、測定器、通信回線などの故障によって生ずる不良データを適確に検出、除去することが系統の状態を適確に推定するうえで基本的に重要な課題である。

文献(3)で提唱されている BDS 推定法は、状態推定計算を行なう繰返し過程において、観測データとその推定値との差を調べ、その差の大きいデータの重みを小さくして、不良データの影響を抑制するものである⁽³⁾。しかし、この方法の最大の欠点は不良データが偏在あるいは増加したとき、推定アルゴリズムが発散することであり、この場合不良データの識別ができないので当該データを除去したり、または擬測定値に置換するなどの操作は全く不可能である。

精度の良い状態推定を行なうためには第一に正確な不良データ識別法が望まれ、またこのための計算量の軽減も系統全般にわたる情報処理量が增大しつつある現状に鑑み極めて重要である。そこで、筆者らは時系列データを利用した高感度でかつ計算量の少ない不良データ検出法を幾つか提案する。まず、系統の状態変動が比較的緩やかな場合に適用するための不良データ検出法として、Grubbs の方法、正規分布に基づく方法、および t 分布に基づく方法について記述する。次

いで、系統変動の大きい場合へ拡張する方策として、最小二乗法によるトレンド除去および感度解析による不良データと系統変動の識別法の併用について述べる。次に系統の実データおよび 14 ノードモデル系統によって各方法の有効性が検討される。

本論文で提案する方法は状態推定計算とは完全に切り離されていて、観測データ毎に不良データの検出、処理ができるという点で従来の方法とは大きく異なり、そのため状態推定のみならず単なる系統のデータロギングにおける不良データ検出にも適用できる。

ところで、本論文で提案する方法を中央の計算機のみで全ての情報処理を行なっている系統に適用すれば時系列データの蓄積のため計算機に対し過度の記憶容量の負担を与えることは明白である。しかしながら、将来想定し得る方向として情報収集、処理の階層化が押し進められた場合、直接測定値を収集する電気所にミニコンピュータまたはマイクロコンピュータを置いてあらかじめ本論文で提案する方法を用いて不良データの検出を行ない、その結果を中央の計算機に送って最終的な情報処理を行なうようになるものと考えられる。従って、本論文で提案する方法は上述のような階層的情報処理システムの下で極めて有効な不良データ検出法となるであろう。

なお、本論文で提案する諸方法は各観測値毎に不良データ検出を行なうので、特に断わらない限り変数はスカラー量である。

2. 問題の設定

電力系統の状態推定計算のための観測値は、各母線への注入電力、線路潮流、および母線電圧である。これら諸量を時系列データとしてみると、バイアスまたはトレンド成分に不規則変動成分の相加わったものとなり、後者は無数の負荷のランダムな変動の重なり合いの結果であり、ガウス過程とみなしてよい。更に

A Bad Data Detection Algorithm in Power System State Estimation. By Hiroshi Sasaki, Member, (Department of Electrical Engineering, Hiroshima University), Masao Nakashima, Member (Shikoku Electric Power Co.) & Yoshinao Tamaru, Member (Toyota Autobody Co., Ltd.).

佐々木博司: 正員, 広島大学工学部電気工学科

中島正夫: 正員, 四国電力株式会社

田丸佳直: 正員, トヨタ車体株式会社

測定器や A-D 変換器の誤差および通信系統の雑音などによって加法的に加わる観測誤差もガウス分布に従うものとみなすことができる。この場合、観測値モデルは次式で与えられる。

$$z = z_t + v \quad \dots\dots\dots (1)$$

但し、 z : 観測値, z_t : 観測値の真値, v : 測定誤差

いま、電力系統は静的状態、つまり真値としてバイアス成分に不規則成分の加わった状態を考えると、 z_t および v の統計的性質は次式で定式化できる。

$$z_t \in N(\mu_t, \sigma_t^2), v \in N(0, \sigma_v^2) \quad \dots\dots\dots (2)$$

但し、 $N(\mu, \sigma^2)$ は平均値 μ 、分散 σ^2 のガウス分布を示す。ガウス分布の性質から、 z の統計的性質は次のようになる。

$$z \in N(\mu_t, \sigma^2) = N(\mu_t, \sigma_t^2 + \sigma_v^2) \quad \dots\dots\dots (3)$$

系統が変動している状態においても、もしトレンド分を完全に除くことができれば z は (3) 式の形の統計モデルに従うことに注意する必要がある。

ところで、不良データとしては z_t が欠損して観測誤差のみからなる観測値 (Type I の不良データ) または、観測誤差が (2) 式のモデルからの実現値とみなせないほど大きい観測値 (Type II の不良データ) が想定されるが、上述の定式化に従えば観測値 z が正規母集団 $N(\mu_t, \sigma^2)$ からの実現値であるか否かを検定することにより不良データの検出が可能となることは容易に推察される。この目的に合致した手法として仮説検定論における棄却検定法が利用できる。

いま、時系列的に得られた M 個の観測データ $z(k-j)$ ($j=1 \sim M$) はすべて正規母集団 $N(\mu_t, \sigma^2)$ からの標本、つまり正常なデータと仮定する。このとき、不良データの検出は k 時点の観測データ $z(k)$ が過去の観測データ $z(k-j)$ と同一の正規母集団 $N(\mu_t, \sigma^2)$ からの実現値であるか否かを仮説検定することにより可能となる。よって、帰無仮説 H_0 および対立仮説 H_1 は

$$H_0: z(k) \in N(\mu_t, \sigma^2)$$

$$H_1: z(k) \notin N(\mu_t, \sigma^2)$$

となり、この帰無仮説 H_0 をあるまえて決定された有意水準 α の下に棄却検定すればよいことになる。従って、本論文の第一目的はこの仮説検定を行なうために最適な検定規準を求めることになる。

3. 時系列データを利用した不良データ検出法

本節では時系列データを利用した不良データ検出法

を幾つか提案する。

いま、 k 時点の観測値を得る以前に蓄積されている時系列データは $z(k-j)$ ($j=1 \sim M$) の M 個とすると全データ数は $l=M+1$ 個となる。ここで、検定処理を実行する際に新しい観測値 $z(k)$ を含めた検定規準を用いるか、 $z(k)$ を除いた検定規準を用いるかの二つの考え方があり、前者の検定法として Grubbs の方法、また、後者の例として正規分布に基づく方法および t 分布に基づく方法を述べる。

〈3・1〉 Grubbs の方法⁽⁴⁾ M 個の蓄積データの最小値を $z_{\min}$ 、最大値を $z_{\max}$ とするとき、新しい観測値 $z(k)$ がもし

$$z_{\min} < z(k) < z_{\max}$$

の範囲内にあれば正常データとみなす。これ以外の上記は $z(k)$ は疑わしい値であるとして棄却検定を実行する。Grubbs の検定基準 g_0 は次式となる。

$$g_0 = |z(k) - \bar{z}_0| / V_0 \quad \dots\dots\dots (4)$$

但し、

$$\left. \begin{aligned} \bar{z}_0 &= (1/M+1) \sum_{i=0}^M z(k-i) \\ V_0^2 &= (1/M) \sum_{i=0}^M \{z(k-i) - \bar{z}_0\}^2 \end{aligned} \right\} \quad \dots\dots\dots (5)$$

棄却限界値 $g(l, \alpha)$ を第 1 表に示すが、 $l=M+1$ は全データ数、 α は有意水準を表わす。棄却域は

$$W_g = \{g: g \geq g(l, \alpha)\} \quad \dots\dots\dots (6)$$

で与えられる。

Grubbs の方法は化学分析結果の異常値の判定問題などの分析精度 (分散) の不明の場合によく適用される方法であり、類似のものとして Dixon の方法もあるが、ここでは紙面の関係でより信頼性の高いといわれている Grubbs の方法のみを示した。

〈3・2〉 正規分布に基づく方法 $z(k-j)$ は正規分布 $N(\mu_t, \sigma^2)$ からの標本値であるから、次の統計量は $N(0, 1)$ の正規分布に従う。

$$\gamma_j = \{z(k-j) - \mu_t\} / \sigma$$

第 1 表 Grubbs の棄却限界表

Table 1. Critical values for rejection of Grubbs' statistic $g(l, \alpha)$.

データ数 $l=M+1$	限界値 $g(l, \alpha)$		データ数 $l=M+1$	限界値 $g(l, \alpha)$	
	$\alpha=0.05$	$\alpha=0.01$		$\alpha=0.05$	$\alpha=0.01$
3	1.15	1.15	10	2.29	2.48
4	1.48	1.50	11	2.36	2.56
5	1.71	1.76	12	2.41	2.64
6	1.89	1.97	13	2.46	2.70
7	2.02	2.14	14	2.51	2.76
8	2.13	2.27	15	2.55	2.81
9	2.21	2.39	16	2.59	2.85

もし、 $z(k)$ が他のデータ $z(k-j)$ と同一の正規母集団 $N(\mu, \sigma^2)$ に属するならば

$$\gamma_0 = \{z(k) - \mu\} / \sigma \quad \dots\dots\dots (7)$$

も同様に $N(0, 1)$ の正規分となる。有意水準を α とすると次の確率

$$P_\gamma(|\gamma| \geq \gamma_\alpha) = \alpha$$

を満たす γ_α を棄却限界として選定すれば、棄却域 W_N は

$$W_N = \{\gamma : |\gamma| > \gamma_\alpha\} \quad \dots\dots\dots (8)$$

となる。ここで、 γ_α は正規分の布 α 点と呼ばれる。

しかし、電力系統においては、通常その平均値 μ 、分散 σ^2 は未知であるので、これらを標本平均、および標本分散で代用し、次の検定規準を用いることにする。

$$\gamma = \{z(k) - \bar{z}\} / V \quad \dots\dots\dots (9)$$

但し、

$$\left. \begin{aligned} \bar{z} &= (1/M) \sum_{j=1}^M z(k-j) \\ V^2 &= (1/(M-1)) \sum_{j=1}^M \{z(k-j) - \bar{z}\}^2 \end{aligned} \right\} \quad \dots\dots\dots (10)$$

この方法を Grubbs の方法と比較してみると、標本平均および標本分散の計算に $z(k)$ を入れないという点で異なっている。 $z(k)$ として大きな値の異常値が入った場合を想定すると、 γ の方がより高感度な検定規準となる。

〈3・3〉 t 分布に基づく方法⁽⁵⁾ M 個の蓄積データから $\bar{z}$ と S^2 を求める。

$$\left. \begin{aligned} \bar{z} &= (1/M) \sum_{j=1}^M z(k-j) \\ S^2 &= (1/M) \sum_{j=1}^M \{z(k-j) - \bar{z}\}^2 \end{aligned} \right\} \quad \dots\dots\dots (11)$$

但し、 S^2 は不偏標本分散でないことに注意する必要がある。このとき、次の統計量

$$t = \sqrt{\frac{M-1}{M+1}} \frac{z(k) - \bar{z}}{S} \quad \dots\dots\dots (12)$$

は自由度 $m = M-1$ の t 分布をなす。有意水準を α とするとき

$$P_\gamma(|t| \geq t(m, \alpha)) = \alpha$$

なる $t(m, \alpha)$ により棄却域は

$$W_t = \{t : |t| > t(m, \alpha)\} \quad \dots\dots\dots (13)$$

で与えられる。ここで、 $t(m, \alpha)$ は t 分布の α 点と呼ばれる。

4. 系統変動時への拡張適用

前述した諸検定法はいずれも電力系統の負荷変動が

第 1 図 負荷変動の例

Fig. 1. Example of load variations.

極めて緩やかな場合、つまり準静的状態へ適用すべき方法であった。ところで現実には電力系統の負荷変動を観測したものは、第 1 図に示すようにトレンド分にフリンジ分の加わったものであり、また一日の特定時間帯において負荷は大幅に増減する。前述の諸方法をこのような系統変動時に拡張適用するための方策として、最小二乗法によるトレンド除去法と感度解析による不良データ識別法について説明する。

〈4・1〉 最小二乗法によるトレンド除去 第 1 図

(a) のように系統負荷が変動している場合、前節の方法をそのまま適用することも不可能ではないが、そのときは標本分散値が極めて大きくなって精度の良い検定を行なうことは事実上不可能であり、最小二乗法によりトレンド除去を行なって不規則変動分のみを分離する必要がある。

$z(k)$ を含む $l = M+1$ 個のデータは T 秒ごとにサンプルされたものとする。系統の急変に応じたトレンド除去するには直線近似では無理であり、二次曲線でトレンド分を近似することにした。すなわち、

$$\Phi(b) = \sum_{j=0}^M \{z(k-j) - \hat{z}(k-j)\}^2 \quad \dots\dots\dots (14)$$

但し、

$$\hat{z}(k-j) = \sum_{i=0}^2 b_i (\overline{k-j})^i : j=0 \sim M$$

を最小にする $b^T = (b_0, b_1, b_2)$ を求める問題に帰着する。(14)式を b_0, b_1, b_2 によって偏微分して零とおくことによって、次の三元連立方程式が得られる。

$$\begin{bmatrix} J_0 & T J_1 & T^2 J_2 \\ J_1 & T J_2 & T^2 J_3 \\ J_2 & T J_3 & T^2 J_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_0 \\ c_1 \\ c_2 \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots (15)$$

ここで、

$$J_i = \sum_{j=1}^l j^i, \quad C_i = \sum_{j=1}^l j^i z(k-j)$$

方程式(15)式の係数行列は M を変えない限り一定なので、一度だけ逆演算を行えばよいことがわかる。

かくして、各観測値からトレンド分を除いた残差は平均値零の正規母集団からの実現値とみなすことができ、前節で提案した方法を適用することができる。

〈4・2〉 感度解析による負荷変動と不良データとの識別 最小二乗近似によってトレンド除去する方法のみでは、第1図(b)のように負荷が急変した場合に誤って不良データと判定することがあるので、適当な方法で両者を識別しなければならない。そこで前項の方法でトレンド除去した後、不良データと判定された観測値については、更に感度解析を適用して実際の不良データのみを識別する方法を採ることとした。

観測値の変動分を関係づける感度係数は電力潮流の近似モデルに立脚して算定することにした。近似モデル採用上の仮定は次のようである⁽⁶⁾。

(1) 線路の直列抵抗は無視でき、充電容量は両端のノードに等分する(第2図参照)。

(2) 母線電圧間の相相差角は小さい。つまり

$$\sin(\delta_k - \delta_m) \doteq \delta_k - \delta_m, \quad \cos(\delta_k - \delta_m) \doteq 1$$

(3) 各母線電圧は 1.0 pu 近傍の値をとる。

このモデルにおいて、母線注入電力および線路潮流は次式のように簡化できる。

$$\begin{aligned} P_k + jQ_k &= \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq k}}^N V_k V_m (-jB_{km}) \varepsilon^{j(\delta_k - \delta_m)} \\ &\quad + V_k^2 (-jB_{kk}) \\ &\doteq \sum_{m=1}^N B_{km} V_k V_m (\delta_k - \delta_m) \\ &\quad + j \left[\sum_{m=1}^N B_{km} V_k (V_k - V_m) - b_{k0} V_k^2 \right] \\ &\doteq \sum_{m=1}^N B_{km} (\delta_k - \delta_m) \\ &\quad + j \left[\sum_{m=1}^N B_{km} (V_k - V_m) - b_{k0} \right] \quad \dots (16) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} PL_{km} + jQL_{km} &= V_{km} V_m (-jB_{km}) \varepsilon^{j(\delta_k - \delta_m)} \\ &\quad - jV_k^2 b_{km0} + jV_k^2 B_{km} \\ &\doteq B_{km} V_k V_m (\delta_k - \delta_m) \\ &\quad + j[B_{km} V_k (V_k - V_m) - b_{km0} V_k^2] \\ &\doteq B_{km} (\delta_k - \delta_m) \\ &\quad + j[B_{km} (V_k - V_m) - b_{km0} (2V_k - 1)] \\ &\dots\dots\dots (17) \end{aligned}$$

第2図 直線モデル図

Fig. 2. A diagram to illustrate the linear power flow model.

但し、 $b_{k0} \equiv \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq k}}^N b_{km0}$ 、 B_{km} はサセプタンス行列の k 、 m 要素、 N はノード数である。状態変数として電圧の大きさ V および相相差角 δ を採用すれば

$$\mathbf{x}^T = (\mathbf{V}^T, \boldsymbol{\delta}^T) = (V_1, \dots, V_N, \delta_2, \dots, \delta_N)$$

ここで、状態変数の数を n とすると、 $n = 2N - 1$ 。

また、観測値ベクトル $\mathbf{z}$ は一般的に表わして、状態ベクトル $\mathbf{x}$ の関数として

$$\mathbf{z}^T = (\mathbf{P}_0^T, \mathbf{Q}_0^T, \mathbf{P}\mathbf{L}_0^T, \mathbf{Q}\mathbf{L}_0^T, \mathbf{V}_0^T) = \mathbf{f}^T(\mathbf{x})$$

の $M \times 1$ ベクトルと定義される。

実際には、観測値はノードごとに取得できるので、例えばノード k において収集可能な観測値 $\mathbf{z}_k^T = (P_k, Q_k, V_k, \mathbf{P}\mathbf{L}_k^T, \mathbf{Q}\mathbf{L}_k^T)$ をノード k に属する観測値グループと呼ぶことにする。但し、 $\mathbf{P}\mathbf{L}_k$ 、 $\mathbf{Q}\mathbf{L}_k$ はノード k にて観測される線路潮流ベクトルである。

観測値は状態量 $\mathbf{x}$ により一意的に決るから、ある観測値の変化が他の観測値に及ぼす影響は、状態量 $\mathbf{x}$ を媒介としてなされる。そこで、観測値 z_u の変化分 Δz_u が観測値 z_v に及ぼす影響 Δz_v は次式となる。

$$\Delta z_v = \left(\sum_{i=1}^n \frac{\partial z_v}{\partial x_i} \frac{\partial x_i}{\partial z_u} \right) \Delta z_u = S_{vu} \Delta z_u : u \neq v \quad \dots\dots\dots (18)$$

ここで、 S_{vu} を感度係数と呼ぶことにする。

感度係数の算定にあたって、各観測値はその属するグループのノードの状態量および、そのノードに線路を通して接続されたノードの状態量とから決定されることに注意する必要がある。 P 、 $\mathbf{P}\mathbf{L}$ は δ の関数、 Q 、 $\mathbf{Q}\mathbf{L}$ は V の関数であり、感度係数は第2表のようになる。

いま、 z_v が不良データと判定されたとき、 z_v の実変化量 $\Delta z_v^a = z_v(kT) - z_v(\bar{k}-1t)$ が負荷変動によるものか不良データによるものかは次のように判定できる。もし、 Δz_v^a が負荷変動により生じたならば、近くの観測値 z_u にも Δz_u^a の変化が生じており、感度係数とから計算される推定変化量 $\Delta z_v^e = \sum_u S_{vu} \Delta z_u^a$ は大体 Δz_v^a と同程度になるはずであり、不良データの場合は両者は大きく異なる。つまり、評価基準 $E_v = |\Delta z_v^e / \Delta z_v^a|$ が $a < E_v < b$ の範囲にあれば、負荷変動により生じた観測値の変化を不良データと誤判定したものとする。 a と b の値を決定する厳密で客観的な方法はないが、シミュレーション結果からみて、 $a = 0.25$ 、 $b = 4$ として十分である。

5. 不良データ検出法の適用手順

前述の不良データ検定規準、トレンド除去法および感

第2表 感度係数 ($S_{uv} \triangleq \partial z_u / \partial z_v$)Table 2. Sensitivity coefficients ($S_{uv} \triangleq \partial z_u / \partial z_v$).

$z_v \backslash z_u$	P_u	P_v	PL_{uv}	PL_{vu}
P_v	$\frac{B_{uu}-b_{u0}}{b_{v0}-B_{vv}}$		$\frac{B_{uv}}{B_{vv}-b_{v0}}$	$\frac{B_{vu}}{b_{v0}-B_{vv}}$
PL_{vu}	$\frac{B_{uu}-b_{u0}}{B_{vu}}$	$\frac{b_{v0}-B_{vv}}{B_{vu}}$	-1	

注: $b_{k0} \triangleq \sum_{m=1}^N b_{km0}$
 $m \neq k$

$z_v \backslash z_u$	Q_u	Q_v	QL_{uv}	QL_{vu}	V_u	V_v
Q_v	$\frac{(2b_{vu0}-B_{vu})(b_{u0}+B_{uu})}{B_{vu}(b_{v0}+B_{vv})}$		$\frac{B_{uv}}{b_{v0}+B_{vv}}$	$\frac{2b_{vu0}-B_{vu}}{b_{v0}+B_{vv}}$	$-\frac{1}{B_{uv}}$	$-\frac{1}{b_{v0}+B_{vv}}$
QL_{vu}	$\frac{b_{u0}+B_{uu}}{B_{vu}}$	$\frac{b_{v0}+B_{vv}}{2b_{vu0}-B_{vu}}$	$-1 - \left(\frac{2b_{vu0}}{B_{vu}-2b_{vu0}} - \frac{2b_{vu0}}{B_{vu}} \right)$		$-\frac{1}{B_{vu}}$	$\frac{1}{B_{vu}-2b_{vu0}}$
V_v	$-B_{uv}$	$-(b_{v0}+B_{vv})$	$-B_{uv}$	$B_{vu}-2b_{vu0}$	$\frac{2b_{vu0}-B_{vu}}{B_{vu}}$	

度解析手法を適切に組合わせて、有効かつ確実な不良データ検出法を構成する必要がある。

不良データ検出アルゴリズムは静的システムへ適用すべきものであった。しかし、システムがいつ静的状態にあり、いつ動的状態へと変化するかについてあらかじめ正確に予測することは困難であろう。この意味で、第3図に示す手順に従って不良データ検出を行なうのが最も有効である。まず、 $z(k)$ を含めた l 個のデータからトレンド除去を行ない、次いで検定規準のいずれかを適用して不良データか否かの判定を行な

う。もし、不良データと判定されたときは更に感度解析を適用して最終的な判定を行なう。再度不良データと判定されれば、擬測定値または前ステップの測定値などを代用するなどの適切な処置を講ずる。

6. 数値例および考察

本論文で提案する、不良データ検出法を、第4図のIEEE 14ノードシステムについてのシミュレーションおよびシステムの実測データを用いて比較検討する。測定箇所を選定法については可観測性を考えて選定した⁽⁷⁾。

〈6・1〉 諸検定規準の比較 第4図のモデルシステムの静的状態を想定し、各検定法を適用した結果の一部を第5図に示す。但し、検定にあたっては観測値の絶対値が相互比較に影響すると思われたこと、および比較結果を明らかに図示するため7個の観測量（真値は横軸下部に記す）のみを選び出した。正規分布および t 分布は両側対称なので、これら両検定規準は絶対値を用いて表わすことにした。シミュレーションにおいては全観測値について一様に $\sigma_t = \sigma_v = 0.01 \text{ pu}$ とし、また蓄積データ数 $M=5$ としている。但し、Type II の不良データでは観測誤差を $30\sigma_v$ とした⁽¹⁾。第5図には全検定規準に対して有意水準 $\alpha=0.01$, $\alpha=0.05$ に対応する棄却限界値を図示している。

まず、Grubbs の検定規準は現時点の観測値 $z(k)$ を含めて標本分散を計算するため検出感度が低いことが想定されるが、特に観測値の小さいものに対しこの傾向が著しい。この理由について、若干の考察を行なう。いま、 $z(k)$ を除いた M 個のデータの平均値を $\bar{z}_1$ 、分散を V_1^2 とする。ここで $z(k)=p\bar{z}_1$ とし $M=5$ に対して g を計算すると

$$g^2 = 25(p-1)^2 \bar{z}_1^2 / 6 \{ (p-1)^2 \bar{z}_1^2 + 6V_1^2 \}$$

p をパラメータとして、 g と $(\bar{z}_1/V_1)$ との関係プ

第3図 実際の不良データ検出手順のフローチャート

Fig. 3. Flow chart of a practical bad data detection procedure.

第 6 図 Grubbs の検定規準 g と z_1/V_1 の関係

Fig. 6. The relationship between Grubbs' criterion and z_1/V_1 .

ロットしたものを第 6 図に示すが、この図から明らかに観測値の絶対値が小さいとき不良データの検出不能となる。

次に、正規分布に基づく検定規準 g と t 分布に基づく検定規準 t の両者は類似の統計的性質を有することが第 5 図 (b), (c) からわかる。しかし、例えば観測値 z_{20} に見られるように、統計量 g は検出感度がやや高すぎて正常値に対して棄却限界値に非常に接近することがあり、また他のシミュレーションにおいては誤判定した例が二、三みられた。一方、統計量 t にはこのような欠点がなく、かつ不良データの検出に関しては十分な感度を有している。よって、著者らの見解として検出感度および信頼の両側面を考慮したとき、 t 分布に基づく方法が最も有効であるとの結論に達した。

一方、有意水準 α の値を大きくすれば、正常値を異常値と判定する第一種の過誤の確率が高くなり、 α の値を小さくすると、異常値を正常値として認める第二種の過誤の確率が高くなる。ところで、統計量 t は第 5 図 (c) からわかるように、不良データ検出感度は十分高いので、第一種の過誤をなるべく少なくする意味において、 $\alpha=0.01$ と選定するのが妥当と考えられる。

〈6・2〉 M の最適値の決定とトレンド除去 M の最適値は二つの基本的見地から決定される。つまり、統計的観点から不良データの検定を正しく行なうためと、トレンド成分の合理的な除去のためである。前者は M の最小値を規定するが、実際、 $M=5$ がシミュレーション結果から判断して適当であり、この値はまた統計解析によって確認されている⁽⁸⁾。

第 7 図 M の変化とトレンド除去との関係

Fig. 7. Trend removal when varying the values of M .

これに反して、後者は M の値がある範囲内にあることを要求する。いま、 $z(k)$ が M 個の蓄積データに比較して飛び離れている場合を考える。この原因が不良データによるかあるいは系統変動によるかは問わない。 M の値が小さいとき、トレンド分が観測値に接近しすぎ不良データの場合でもトレンド分と観測値の差が小さくなる。また M の値が大きいつき、大きな慣性のためトレンド分を適切に取出すことができない。

統計的観点からは不良データと系統の変動を識別するのに明白で合理的な判定基準はない。従って、ここでは系統の実測データを用い、 M の最適値を経験的に得ることとする。第 7 図は系統の実測データに対し $M=5, 9, 13$ としてトレンド除去の状況を比較した一例である。他のシミュレーション結果も併せ判断して $M=9$ を最適値として選んだ。

〈6・3〉 t 分布に基づく方法および感度解析法の併用 系統変動がある場合に $M=9$ としてトレンド除去を行なった後 t 分布に基づく方法を適用する。負荷変動としてノード 11 の P が 1.7 倍に、 Q が 1.3 倍に急変したとする。同時に、観測点 35, 39 にそれぞれ Type I, Type II の不良データをそう入している。不良データの検定を行なうと、第 8 図のようになる。ここで、系統変動のため、5, 14, 16, 31, 32 の観測点が誤まって不良データと判定されている。

第 3 図の手順に従い、不良データと判定された測定値および参考のため限界値に接近している 1, 33, 51 に対し感度解析法を適用した結果を第 3 表に示す。こ

第 8 図 トレンド除去後のデータの t による検定結果
Fig. 8. BDD by t -statistic for data after trend removal.

第 3 表 感度解析法の適用結果
Table 3. Application of sensitivity analysis.

観測地点	$ t $	Δz^a	Δz^e	評 価
1	3.21	0.040	0.068	1.70
5	3.80	-0.007	-0.011	1.57
14	4.96	0.005	0.007	1.40
16	6.19	0.015	0.007	2.14
31	4.03	-0.018	-0.050	2.78
32	8.30	-0.005	-0.010	2.00
33	2.64	-0.027	-0.012	2.25
35	4.06	0.070	0.005	14.00
39	88.21	0.299	0.005	59.80
51	2.57	-0.021	-0.009	2.33

注: Δz^a : 実際の観測値の変化量

Δz^e : 感度解析による観測値の推定変化量

で、評価としてはその値が 1.0 より大きくなるように $\Delta z^a/\Delta z^e$ または $\Delta z^e/\Delta z^a$ を採用している。また、物理的意味を考え、 Δz^a と Δz^e の最小単位は 0.005 に切り上げている。この表からわかるように、系統変動によって誤まって不良データと判定されたデータすべて正常データと、また、そう入された不良データはすべて不良データと判定されており、本論文で提案する方法の有効性を立証している。

7. む す び

本論文において、状態推定計算と完全に切離された時系列データを利用した、不良データ検出法を提案した。まず、不良データの検出を棄却検定問題として定式化し、 t 分布に基づく方法がこの目的に対し最も有

効であることを明らかにした。次いで、系統変動時への拡張適用を図るための方策として最小二乗法によるトレンド除去法ならびに感度解析法による系統変動と不良データとの識別法を提案し、有効性を確かめた。第 1 章でも述べたように、本論文で述べた方法は情報処理の階層化が実現した段階では極めて有力な不良データ検出手段となり得るであろう。

末尾ながら、系統測定データを御提供いただいた、四国電力系統運用部の御好意に深く感謝する次第である。なお、計算は広島大学計算センタの HITAC-8700 を利用した。

(昭和 52 年 10 月 27 日受付, 同 53 年 4 月 4 日再受付)

文 献

- (1) F.C. Schweppe, et al.: "Power system static state estimation, Part I, II & III", *IEEE Trans. Power Apparatus Syst.* **PAS-89**, 120 (1970)
- (2) R.E. Larson, et al.: "State estimation in power systems, Part I & II", *ibid* **PAS-89**, 3, 345 (1970)
- (3) F.C. Schweppe, et al.: "Bad data suppression in power system static state estimation", *ibid* **PAS-90**, 6, 2718 (1971)
- (4) F.E. Grubbs: "Sample criteria for testing outlying observations", *Ann. Math. Stat.*, **21**, 27 (1950)
- (5) W.R. Thompson: "On a criterion for the rejection of observations and the distribution of the ratio of deviation to sample standard deviation", *ibid* **6**, 214 (1935)
- (6) 深尾・豊田: 「電力系統へのコンピュータの応用」産業図書
- (7) K.A. Clemerts & B.F. Wollenberg: "An algorithm for observability determination in power system state estimation", *IEEE PES Summer Meeting* A75 447-3
- (8) J. Bendat & A.G. Piersol: "Random data: Analysis and measurement procedures", Wiley-Interscience.