

# カルマンフィルタを用いた複数のサイバー攻撃における電力網の分散故障診断

○入田隆 滑川徹（慶應義塾大学）

**概要** 本稿では、一つの集中系システムである電力網を対象とし、複数のサイバー攻撃を想定した出力及び状態における分散的な故障診断法を提案する。まず、電力ネットワークのモデル化、センサネットワーク、故障信号について説明する。次に、電力潮流値を外部入力として加えたカルマンフィルタによって得られる故障検知評価行列及びセンサネットワークを介して得られる故障判別評価行列を説明する。そして、複数のサイバー攻撃における故障診断法を提案する。最後に、数値シミュレーションによって、本提案手法における有効性を検証する。

**キーワード**：次世代電力網、カルマンフィルタ、サイバー攻撃、故障診断、センサネットワーク

## 1 はじめに

近年、電力の安定供給や地球環境問題の点から、次世代電力網が注目されている。次世代電力網は情報通信技術を活用した電力需給の制御システムであり、エネルギーの効率的な利用支援や再生可能エネルギー電源の利用促進を行うため、高度かつ複雑な巨大ネットワークシステムで構成されている<sup>1)</sup>。情報通信技術の適用により、コンピュータやネットワークを用いて行われるサイバー攻撃を受ける危険性が増加する<sup>2)</sup>。そのため、社会基盤となるエネルギーの電力網システムに影響を及ぼすようなサイバー攻撃を早急に検知し対策する技術は非常に重要な課題である。

電力網に対する故障診断手法は現在までに様々なものが提案されており、全ての発電機や負荷での発電・消費電力を既知とした集中的な診断手法が多く存在する<sup>3)–6)</sup>。しかし、電力網のような大規模な相互動的システムにおいて、ネットワークリソースの使用や複雑性を抑えた点で集中的よりも分散的な制御や監視の方がより適している<sup>7)</sup>。

このような背景から、次世代電力網における故障の検出・診断を分散的に行う手法が近年議論されており、提案法のうち代表的な手法として、Fault Detection and Isolation (以下 FDI) フィルタを用いた手法が挙げられる。分散的 FDI フィルタを用いたサイバー攻撃・故障の診断手法<sup>8)</sup>や動的な相互 2 次システムにおける故障の診断手法<sup>9)</sup>が提案されているが、出力における故障を考慮しておらず、状態側のみ異常信号が付加された診断の議論になっている。出力も考慮した電力網における故障診断法<sup>10)</sup>も提案されており、複数の集中系システムで構成された電力網を対象としている。そのため、複数の集中系システムにおいて、大域的に分散的な故障診断をしているが、各集中系システムにおける分散的な故障診断をしていない。また、著者らは各集中系システムを対象とした出力及び状態における分散的な故障診断法<sup>11)</sup>を提案したが、単一の故障を対象としている。

本稿ではこれらを踏まえ、複数のサイバー攻撃を想定した出力及び状態における分散的な故障診断法を提案する。そして、電力潮流値を外部入力として加えたカルマンフィルタによって得られる故障検知評価行列及びセンサネットワークを介して得られる故障判別評価行列を定義する。これらの式を用いて、複数のサイバー攻撃における故障診断法を提案し、数値シミュレーションによって、本提案手法における有効性を検証する。

## 2 問題設定

本節では、電力網のモデル化、センサネットワーク及び故障信号について説明する。

### 2.1 電力網のモデル化

電力網は無数の発電機、変電所、需要家などの動的負荷および送電線によって形成される。本稿では、Fig. 1 のような IEEE 9-bus 電力ネットワークシステム<sup>8, 9)</sup>を対象とする。また、Fig. 1 をグラフ表現したものを Fig. 2 に示す。

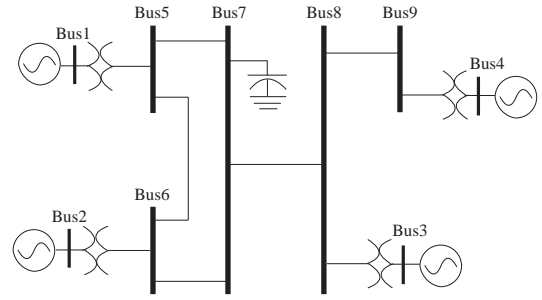


Fig. 1: Power network with 9 buses

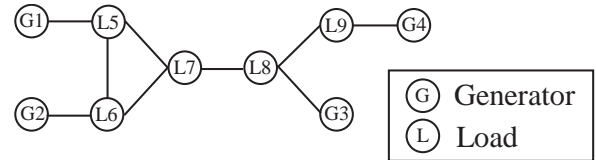


Fig. 2: Graph Representation

ここで、以下のような仮定 1 を設ける。

#### 仮定 1

1. 超高圧送電により送電損失零。
2. 各ノードにおける電圧は 1[p.u.] に十分近い。
3. 隣接するノード間の相差角の偏差は十分に小さい。

仮定 1 より、以下の式が成り立つ。ただし、 $\mathcal{N}_i$  はノード  $i$  の近傍を表している。

$$\delta_i \approx \delta_j, \quad j \in \mathcal{N}_i \quad (1)$$

負荷は一般のモーター負荷を想定しており、母線を含んだ全てのノードが動揺方程式によって支配される。よって、仮定 1 が成立するとき、ノード  $i$  の動揺方程式は次

式のように表すことができる。ただし、 $i \in \{1, 2, \dots, N\}$  である。

$$m_i \ddot{\delta}_i + d_i \dot{\delta}_i = P_{mi} - \sum_{j \in \mathcal{N}_i} |V_i| |V_j| B_{ij} (\delta_i - \delta_j) \quad (2)$$

上式において、下付きの文字  $i$  はノード  $i$  を表しており、 $m$  は慣性定数、 $d$  は減衰定数、 $\delta$  は相差角、 $|V|$  は電圧、 $B_{ij}$  はノード  $ij$  間のサセプタンスである。式 (2) の動揺方程式を離散時間線形時不変システムとして、以下のように表現する<sup>10)</sup>。

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + w_k + E_k h_k \quad (3)$$

$$y_k = Cx_k + v_k + F_k g_k \quad (4)$$

ただし、 $x \in \mathbb{R}^{2n}$ ,  $u \in \mathbb{R}^n$ ,  $A_c \in \mathbb{R}^{2n \times 2n}$ ,  $B_c \in \mathbb{R}^{2n \times n}$  はノード  $i \in \{1, \dots, n\}$  を用いて次式で与えられる。

$$x_i = [\delta_i \quad \omega_i]^T, x = [x_1^T \quad \dots \quad x_n^T]^T \quad (5)$$

$$A_c = M^{-1} \left( D - W \otimes \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \right) \quad (6)$$

$$\mathcal{M}_i = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & m_i \end{bmatrix}, M = \begin{bmatrix} \mathcal{M}_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \mathcal{M}_n \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\mathcal{D}_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -d_i \end{bmatrix}, D = \begin{bmatrix} \mathcal{D}_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \mathcal{D}_n \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$W_{(s,t)} = \begin{cases} \sum_{t \in \mathcal{N}_s} |V_s| |V_t| B_{st} & t = s \\ -|V_s| |V_t| B_{st} & t \in \mathcal{N}_s \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

$$u = [P_{m1} \quad \dots \quad P_{mn}]^T \quad (10)$$

$$B_c = M^{-1} B, B = \text{diag}[b, \dots, b], b = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

ここで、 $A_c, B_c$  は連続時間システムにおける行列、出力行列  $C$  は単位行列を意味する。また、 $\omega_j$  は角周波数、 $\mathcal{L}$  はグラフラプラシアンである。そして、 $w_k, v_k \in \mathbb{R}^{2n}$  はプロセス雑音及び観測雑音を表し、正規分布に従う共分散行列  $W \geq 0, V \geq 0$ 、平均 0 の白色雑音過程である。

また、電力ネットワークシステムに局所的な周波数制御と全域的な周波数制御を組み合わせた周波数制御を加える。本稿における発電機はエリア内にある複数の発電機を 1 つにまとめたモデルなので、定格出力が非常に大きいと考えられる。よって、調速機による回転力の制御及び全域的周波数制御を PI 制御として組み込み、次式のように表す。

$$y_{\omega k} = C_{\omega} y_k \quad (12)$$

$$u_{k+1} = u_0 - (K_P y_{\omega k} + K_I \sum_{i=0}^k T_s y_{\omega k}) \quad (13)$$

ただし、 $y_{\omega k}$  は角周波数のみの出力行列、 $u_0$  はシステムが一定値に収束する制御入力初期値とする。また、 $y_{\omega k} \in \mathbb{R}^n$ ,  $C_{\omega} \in \mathbb{R}^{n \times 2n}$ ,  $u_0 \in \mathbb{R}^n$ ,  $K_P \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $K_I \in \mathbb{R}^{n \times n}$  は次式で与えられる。

$$C_{\omega} = \text{diag}[i_{\omega}, \dots, i_{\omega}], i_{\omega} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$K_P = \text{diag}[K_{P1}, \dots, K_{Pn}] \quad (15)$$

$$K_I = \text{diag}[K_{I1}, \dots, K_{In}] \quad (16)$$

上式における  $K_{Pi}, K_{Ii}$  はノード  $i$  における比例及び積分ゲイン定数である。

続いて、電力潮流の観測値  $y_k^{Pe} \in \mathbb{R}^n$  を次式のように定義する。

$$y_k^{Pe} = C^{Pe} x_k + v_k^{Pe} \quad (17)$$

ただし、 $C^{Pe} \in \mathbb{R}^{n \times 2n}$  はノード  $i \in \{1, \dots, n\}$  を用いて次式で与えられる。

$$C^{Pe} = W \otimes \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

ここで、 $C^{Pe} \in \mathbb{R}^{n \times 2n}$  は電力潮流の出力行列である。また、 $v_k^{Pe} \in \mathbb{R}^n$  は電力潮流の観測雑音を表し、正規分布に従う共分散行列  $V \geq 0$  かつ平均 0 の白色雑音過程である。

## 2.2 センサネットワーク

観測モデルとして、複数の出力を得られるセンサネットワークを考え、以下のような仮定をおく。

### 仮定 2

観測値及び制御入力値は近傍ノードと情報共有できるものとする。

本稿では、位相計測装置 (PMU : Phasor Measurement Unit) を観測における主要機能とし、GPS の時刻情報を用いて同時刻の潮流、電圧等の系統データ収集を行い、状態の最適管理を行っている。電力潮流を計測することでノード間の位相差がわかり、PMU 導入先として主要な送電線の連携が挙げられている<sup>12)</sup>。PMU で計測した近傍と自分自身のノードにおける位相差及び自分自身の位相を次式のように表す。

$$y_{\delta j}^j = \delta_j + v_j, y_{\delta ij}^j = \delta_j - \delta_i + v_{ji} \quad (19)$$

上式において、 $y_{\delta ij}^j$  はノード  $j$  で計測できるノード  $ij$  間の位相差、 $y_{\delta j}^j$  は PMU で計測した自分自身のノード  $j$  の位相である。また、PMU における観測雑音  $v_j, v_{ji}$  は観測雑音で正規分布に従う分散値  $V \geq 0$ 、平均 0 の白色雑音過程である。また、観測雑音  $v_j, v_{ji}$  は相関関係がないものとする。式 (19) を用いることで、近傍ノードの位相を算出することができ、位相算出値は次式のように表せる。

$$\begin{aligned} y_{\delta i}^j &= y_{\delta ij}^j - y_{\delta i}^i \\ &= \delta_i + v_j - v_{ji} \\ &= \delta_i + v_i^j \end{aligned} \quad (20)$$

上式において、 $y_{\delta i}^j (i \neq j)$  はノード  $j$  で算出できるノード  $i$  の位相、 $v_i^j$  はノード  $j$  で観測されるノード  $i$  の位相

算出値における雑音である。式 (20) より、雑音  $v_i^j$  の分散値  $V_i^j$  は以下になる。

$$\begin{aligned} V_i^j &= E \left[ (y_{\delta i}^j - \bar{y}_{\delta i}^j)(y_{\delta i}^j - \bar{y}_{\delta i}^j)^T \right] \\ &= E \left[ (v_j - v_{ji})(v_j - v_{ji})^T \right] \\ &= E \left[ v_j v_j^T \right] + E \left[ v_{ji} v_{ji}^T \right] \\ &= 2V \end{aligned} \quad (21)$$

式 (30) より、近傍ノード  $j$  での観測値によって算出できるノード  $i$  の位相は PMU の雑音分散の 2 倍であることがわかる。

これらのことを考慮してまとめた観測方程式を次式のように表す。ただし、時刻  $k$  におけるノード  $i \in \{1, \dots, n\}$  において  $y_{ik}^j \in \mathbb{R}^2$ ,  $y_k^{all} \in \mathbb{R}^{2n \times n}$  となっている。

$$y_{k(2i-1:2i,j)}^{all} = \begin{cases} y_{ik}^j & i = j \\ y_{ik}^j & j \in \mathcal{N}_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (22)$$

上式において、 $y_{ik}^j (i \neq j)$  はノード  $j$  で算出できるノード  $i$  の観測値、 $y_{ik}^j (i = j)$  は PMU で計測した自分自身のノード  $i$  の観測値を表す。

### 2.3 故障信号

式 (3), (4) において、 $E_k \in \mathbb{R}^{2n \times 2n}$ ,  $h_k \in \mathbb{R}^{2n}$ ,  $F_k \in \mathbb{R}^{2n \times 2n}$ ,  $g_k \in \mathbb{R}^{2n}$  はそれぞれ状態と出力に対する故障信号を表している。これらはガウス性の白色雑音とは限らない。本稿において、これらの信号をセンサ情報及び共有情報の改竄や悪用や制御プログラムの書き換えといったサイバー攻撃を想定する。仮に  $E_k h_k > 0$  の場合、いずれかのノードに異常信号が付加されることを意味する。以上によってモデル化された式 (3), (4) に対して以下の仮定を設ける。

#### 仮定 3

1.  $(A, W^{\frac{1}{2}})$  は可到達
2.  $(C, A)$  は可検出

このとき、故障の診断問題を以下のように定義する。

**問題 1** 仮定 1-3 が成り立ち、電力網のモデルが式 (3), (4) で与えられ、時刻  $k$  においてあるノードにサイバー攻撃を受けている場合（つまり  $E_k h_k = F_k g_k = 0$  ではない場合）、問題が生じているノード  $i$  を迅速に特定する出力診断信号  $R_k^i$ 、状態診断信号  $U_k^i$  を生成せよ。

## 3 Fault Detection Filter

FDI として、カルマンフィルタを用いる。従来手法<sup>11)</sup> の場合、既知領域と未知領域を連結している電力潮流を除いた未知領域内の計算付加が膨大である。また、単一のサイバー攻撃を受けた際、分散検知カルマンフィルタにおいて電力ネットワークを 1 つのシステムとして扱っているため、各ノードにサイバー攻撃の影響が電力潮流を伝わり推定精度は劣化する。そのため、単一のサイバー攻撃された後に新たなサイバー攻撃を受けた場合、状態推定値を用いた故障診断における信頼性が高いに欠ける問題点が発生する。本稿では、各ノードにおけるセンサ情報及び電力潮流値を用いて計算付加を削減した複数のサイバー攻撃を想定した故障診断を提案する。

### 3.1 外部入力を加えたカルマンフィルタ

信頼性のある電力潮流を FDI に組み込み、未知領域における計算付加の削減し、サイバー攻撃の影響を回避する。電力潮流の観測値を外部入力として加えたノード  $i$  におけるカルマンフィルタの更新式を次式に示す。ただし、時刻  $k-1$  において、事前推定した状態および誤差共分散行列をそれぞれ  $\hat{x}_{k|k-1}^i$ ,  $P_{k|k-1}^i$  とし、カルマンゲインを  $K_k^i$  とする。

#### カルマンゲイン更新

$$K_k^i = P_{k|k-1}^i C^{iT} (C^i P_{k|k-1}^i C^{iT} + V_{kf}^i)^{-1} \quad (23)$$

#### 状態推定値更新

$$\hat{x}_{k|k}^i = \hat{x}_{k|k-1}^i + K_k^i (y_k^i - C^i \hat{x}_{k|k-1}^i) \quad (24)$$

$$\hat{x}_{k+1|k}^i = A_{kf}^i \hat{x}_{k|k}^i + B^i (u_k^i - d_k^i) \quad (25)$$

#### 誤差共分散行列更新

$$P_{k|k}^i = P_{k|k-1}^i - K_k^i C^i P_{k|k-1}^i \quad (26)$$

$$P_{k+1|k}^i = A_{kf}^i P_{k|k}^i A_{kf}^{iT} + W_{kf}^i \quad (27)$$

ただし、 $u^i, d^i, A_{kf}^i \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ ,  $B^i \in \mathbb{R}^2$ ,  $C^i \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$  はノード  $i$  を用いて次式で与えられる。

$$A_{kf}^i = \mathcal{M}_i^{-1} \mathcal{D}_i \quad B^i = \mathcal{M}_i^{-1} b \quad C^i = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$u^i = P_{mi}, \quad d^i = y^{Pei} \quad (29)$$

式 (27) における  $W_{kf}^i \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$  は次式で与えられる。

$$W_{kf}^i = \begin{bmatrix} W & 0 \\ 0 & \frac{1}{m_i^2} V + W \end{bmatrix} \quad (30)$$

### 3.2 故障検知評価行列の定義

ノード  $i$  における観測値と事前推定値の分散値を求めることで故障値を反映することができる。状態及び出力異常が発生した際、故障値が付加された観測値と故障値を想定していない事前推定値は分散値が大きくなる。一方で、故障が負荷されていない正常な観測値の際、観測値と事前推定値は分散値が非常に小さくなる。よって、観測値と事前推定値の分散値を状態及び出力故障の検知における指標にする。

ノード  $i$  における観測値及び事前推定値を次式のようにまとめる。

$$s_k^i \in \mathbb{R}^{2 \times 2} = \begin{bmatrix} \delta_{y_k}^i & \delta_{\hat{x}_{k|k-1}}^i \\ \omega_{y_k}^i & \Omega_{\hat{x}_{k|k-1}}^i \end{bmatrix} \quad (31)$$

$$= \begin{bmatrix} \delta_s^i \\ \omega_s^i \end{bmatrix} \quad (32)$$

ただし、 $\delta_s^i, \omega_s^i \in \mathbb{R}^{1 \times 2}$  であり、位相角、角周波数における観測値及び事前推定値をまとめた行列である。故障検知評価行列を次式のように定義する。

$$\begin{aligned} S_k^i &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \delta_s^i - \bar{\delta}_s^i \\ \omega_s^i - \bar{\omega}_s^i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_s^{iT} - \bar{\delta}_s^{iT} & \omega_s^{iT} - \bar{\omega}_s^{iT} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \Delta_k^{s_i} & \Phi_k^{s_i} \\ \Phi_k^{s_i} & \omega_k^{s_i} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (33)$$

$\bar{\delta}_s^i, \bar{\omega}_s^i$  は位相及び角周波数における観測値と事前推定値の平均値,  $\Delta_{ik}^{all}$  は観測値及び事前推定値の位相角における分散値,  $\Phi_{ik}^{all}$  は観測値及び事前推定値の位相角と角周波数の共分散値,  $\Omega_{ik}^{all}$  は観測値及び事前推定値の角周波数における分散値を表す. よって, 式 (33) の対角和を故障検知の指標とする. 時刻  $k$  におけるノード  $i$  の故障検知評価行列の対角和を  $\text{trace}S_k^i$  と表記する.

### 3.3 故障判別評価行列の定義

状態故障が起きた場合, 全てのセンサが状態異常を観測するので, 複数の出力における分散値は非常に小さい. 一方, 出力異常が起きた時は主要なセンサのみ異常なので, 複数の出力における分散値が異常出力のみ大きくなる. これを状態故障と出力異常の判別指標とする.

近傍による算出値及び観測値を含めた複数の出力共分散行列を故障判別評価行列として説明する. ノード  $i$  において,  $y_{ik}^{all} = [y_{ik}^i, y_{ik}^j] \in \mathbb{R}^{2 \times |i|}$  という行列を考える. ただし,  $|i|$  は自分自身を含めた近傍ノード数, ノード  $j$  は  $j = i$  or  $j \in \mathcal{N}_i$  である.  $y_{ik}^{all}$  を以下のように表記する.

$$y_{ik}^{all} = \begin{bmatrix} \delta_{y_{ik}}^{all} \\ \omega_{y_{ik}}^{all} \end{bmatrix} \quad (34)$$

$\delta_{y_{ik}}^{all}, \omega_{y_{ik}}^{all} \in \mathbb{R}^{1 \times |i|}$  となっている. 故障判別評価行列を次式のように定義する.

$$Y_{ik}^{all} = \begin{bmatrix} \delta_{y_{ik}}^{all} - \bar{\delta}_{y_{ik}}^{all} \\ \omega_{y_{ik}}^{all} - \bar{\omega}_{y_{ik}}^{all} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_{y_{ik}}^{all} - \bar{\delta}_{y_{ik}}^{all} \\ \omega_{y_{ik}}^{all} - \bar{\omega}_{y_{ik}}^{all} \end{bmatrix}^T \\ = \begin{bmatrix} \Delta_{ik}^{all} & \Phi_{ik}^{all} \\ \Phi_{ik}^{all} & \Omega_{ik}^{all} \end{bmatrix} \quad (35)$$

上式ではノード  $i$  を考えており,  $\Delta_{ik}^{all}$  は複数の位相出力における共分散行列,  $\Phi_{ik}^{all}$  は複数の位相及び角周波数出力における共分散行列,  $\Omega_{ik}^{all}$  は複数の角周波数出力における共分散行列を示す. 式 (35) の対角項によって, 近傍で得られた各ノードにおける出力の分散値がわかり, 故障判別の指標となる. 以降, 時刻  $k$  でのノード  $i$  における故障判別評価行列の対角和を  $\text{trace}Y_{ik}^{all}$  と表記する.

### 3.4 故障検知評価行列及び故障判別評価行列の閾値

故障検知評価行列  $S_k^i$  の対角和に閾値を設けることで, 状態もしくは出力故障を検出する. 状態に対する異常信号  $E_k h_k$  は付加されてから徐々にシステムに蓄積されていくので, 付加されてから故障検知評価行列にその影響が反映されるまで多少のタイムラグが生じてしまう. そこで, 次式のように故障検知評価行列の対角和に動的な閾値を決定することで診断の遅れを短縮する.

$$S_{k+1}^i = \begin{cases} S_k^i - \mathcal{S} & \text{if } \text{trace cov}(y_k^i - \hat{x}_{k|k}^i) < \mathcal{C} \\ S_k^i + \mathcal{S} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (36)$$

$S_{k+1}^i$  はノード  $i$  における故障検知評価行列の閾値,  $\mathcal{C}$ ,  $\mathcal{S}$  は設計パラメータである. 式 (36) は残差共分散行列の対角和に推定精度を指標とした動的な閾値となっている. このことから, 推定精度の悪化や事後推定値と大きく異なる値を観測するときに閾値が狭まることを意味する.

故障検知後, 状態もしくは出力故障の判別をするため

に故障判別評価行列の対角和に閾値を設ける. 出力に対する異常信号  $F_k g_k$  は付加されてからタイムラグがないため, 故障判別評価行列の対角和における閾値  $\mathcal{Y}$  は定数として設計する.

### 3.5 故障診断法のアルゴリズム

ノード  $i$  における故障検知評価行列の対角和  $\text{trace}S_k^i$  及び故障判別評価行列の対角和  $\text{trace}Y_{ik}^{all}$  を用いて, 問題 1 に対する解として出力の診断信号  $R_k^i$ , 状態の診断信号  $U_k^i$  を次式で与える.

$$R_k^i := \begin{cases} 1 & \text{if } S_k^i \leq \text{trace}S_k^i \wedge \mathcal{Y} \leq \text{trace}Y_{ik}^{all} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (37)$$

$$U_k^i := \begin{cases} 1 & \text{if } S_k^i \leq \text{trace}S_k^i \wedge 0 \leq \text{trace}Y_{ik}^{all} \leq \mathcal{Y} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (38)$$

ノード  $i$  の出力が異常と診断された場合は近傍ノード  $j$  で得られる出力を代用して補償する. ただし 近傍ノードで得られる算出値を代用する際, 観測雑音の分散値が 2 倍になるので, カルマンフィルタの観測雑音共分散行列を変更する. また, 故障判別評価行列の対象となっているノードにおいて, 出力故障の分散値が小さいような故障は判別できないので, 注意されたい.

## 4 シミュレーション検証

シミュレーション検証を行い, 複数のサイバー攻撃における故障診断の有効性を確認する. ノード 1, 5, 6 に Fig. 3 のような故障信号を与える.

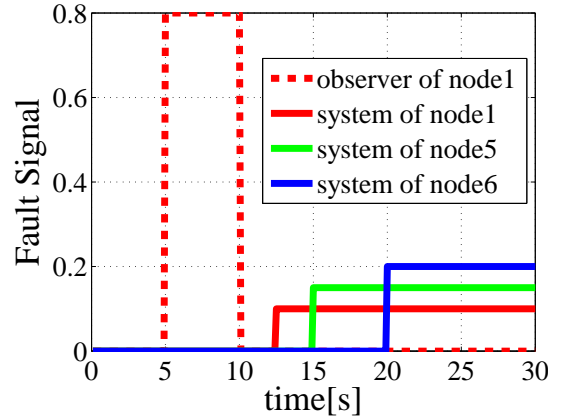


Fig. 3: Fault Signal

5-10[s] にノード 1 の出力に対して一定値のバイアスを加える. そして, 12.5-30[s] にノード 1 の状態, 15-30[s] にノード 5 の状態, 20-30[s] にノード 6 の状態に対して一定値のバイアスを加える.

従来手法における故障評価行列<sup>11)</sup>の対角和を Fig. 4, 提案手法における故障検知評価行列の対角和を Fig. 5, 故障判別評価行列の対角和を Fig. 6 に示す.

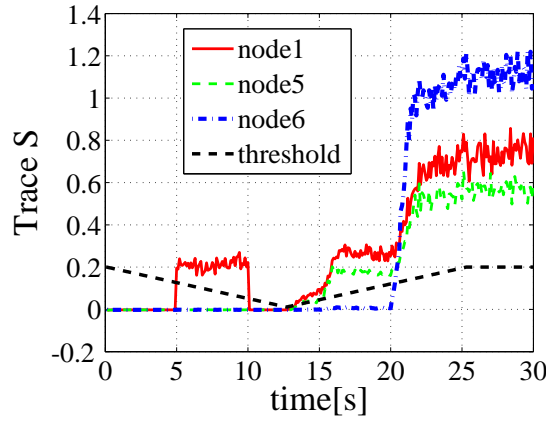


Fig. 4: Fault Detection Signal(conventional)

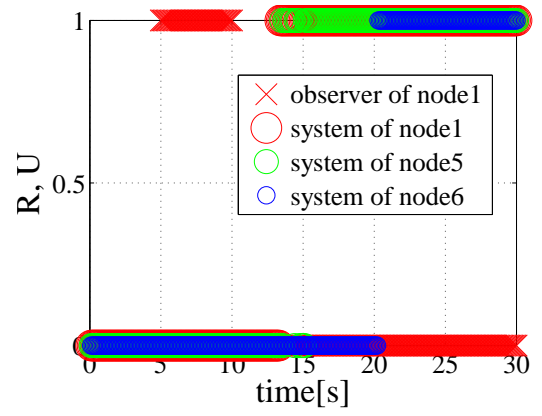


Fig. 7: Fault Diagnosis Signal(conventional)

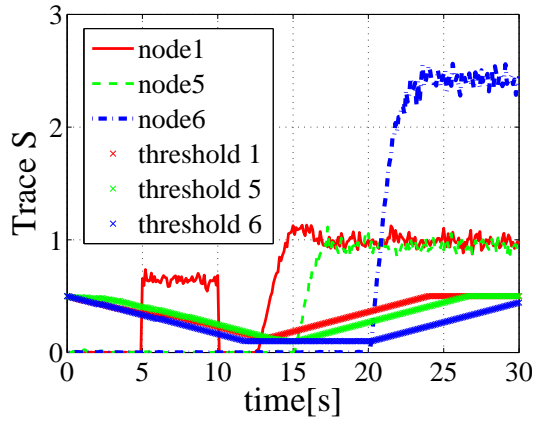


Fig. 5: Fault Detection Signal(proposed)

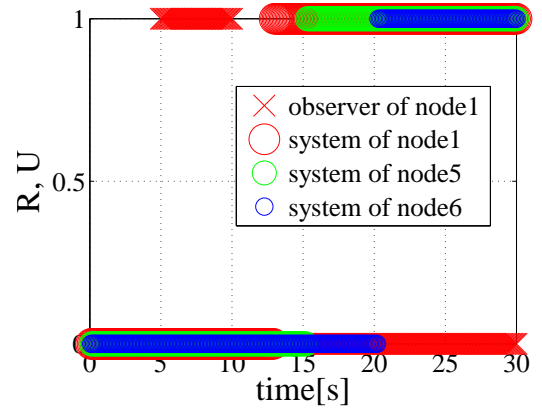


Fig. 8: Fault Diagnosis Signal(proposed)

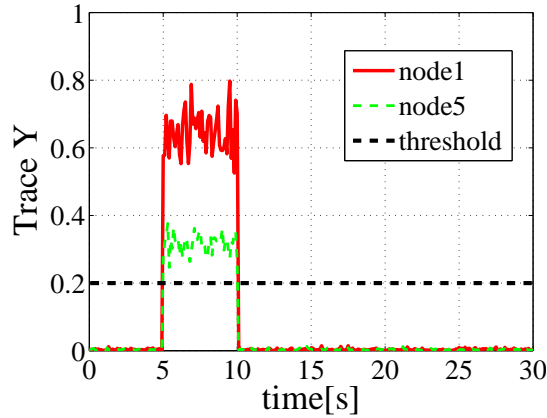


Fig. 6: Fault Distinction Signal

従来手法における故障診断信号を Fig. 7, 提案手法における故障診断信号を Fig. 8 に示す.

Figs. 4, 5 より, 従来手法では故障が生じたノードだけでなく近傍ノードにも影響を及ぼしているのに対して, 提案手法では故障したノードのみ影響を及ぼしていることがわかる. そして, Fig. 7 より, 従来手法ではノード 1 の故障がノード 5 の故障精度に影響を及ぼしているため, 13.4[s] にサイバー攻撃を誤検出していることが確認できる. 一方, 提案手法では Fig. 8 より, 15.4[s] にサイバー攻撃を検出できていることが確認できる. また, Figs. 5, 6 よりノード 1 における出力故障では故障検知評価行列及び故障判別評価行列が異常値を示しており, 状態故障では故障検知評価行列のみ異常値を示していることがわかる. これらの結果から, Fig. 8 よりノード 1 の状態及び出力故障の判別ができていることが確認できる. 以上より, 提案手法における有効性を検証できた.

## 5 おわりに

本稿では, 一つの集中系システムである電力網を対象に複数のサイバー攻撃を想定した出力及び状態における分散的な故障診断法を提案した. まず, 電力網及びセンサネットワークのモデル化をした. 次に, FDI として電力潮流値を外部入力として加えたカルマンフィルタを用いた. そして, カルマンフィルタで得られる状態事前推定値と観測値の分散及び共分散で構成された故障検知評価行列を定義した. また, センサネットワークを介して得られる算出値と観測値の分散及び共分散で構成された故障判別評価行列を定義した. 最後に, これらの行列を用いて状態及び出力故障の診断手法を提案し, シミュレーションにて, その有効性を示すことができた.



## 参考文献

- 1) 合田 忠弘, 諸住 哲, “スマートグリッド教科書”, インプレスジャパン, 5/7 (2011)
- 2) 吉田 隆, “スマートエネルギーネットワーク最前線”, NTS, 254 (2012)
- 3) F. Pasqualetti, F. Dörfler and F. Bullo, “Cyber/Physical Attacks in Power Networks: Models, Fundamental Limitations and Monitor Design,” in *Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control*, 2195/2201 (2011)
- 4) A. Dominguez-Garcia and S. Trenn, “Detection of impulsive effects in switched DAEs with applications to power electronics reliability analysis,” in *IEEE Conference on Decision and Control*, 5662/5667 (2010)
- 5) O. Kosut, L. Jia, R. Thomas, and L. Tong, “Malicious data attacks on smart grid state estimation: Attack strategies and countermeasures,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Smart Grid Commu.*, 220/225 (2010)
- 6) A. Teixeira, H. Sandberg, and K. Johansson, “Networked control systems under cyber attacks with applications to power networks,” in *Proc. IEEE Amer. Contr. Conf.*, 3690/3696 (2010)
- 7) Siljak, D. D. “*Decentralized control of complex systems*,” Academic Press, 220/225, (1991)
- 8) 早川 明久, “電力ネットワークにおける分散的故障・攻撃探知,” 計測と制御, (2012)
- 9) Iman Shames, Andre M. H. Teixeira, Henrik Sandberg, and Karl H. Johansson, “Distributed fault detection for interconnected second-order system,” *Automatica*, vol. 47, no. 6, 2757/2764 (2011)
- 10) 藤田 佑樹, 大川 佳寛, 滑川 徹, “状態故障評価行列を用いた電力ネットワークにおけるサイバー攻撃・故障の診断,” 計測自動制御学会論文集, vol. 49, no. 12, 1131/1138 (2013)
- 11) 入田 隆, 滑川 徹, “分散検知カルマンフィルタを用いた電力網の故障診断,” 第1回計測自動制御学会 制御部門マルチシンポジウム, (2014)
- 12) 新エネルギー・産業技術総合開発機構, “NEDO 再生可能エネルギー技術白書”, 540/545, エネルギーフォーラム, (2009)
- 13) Univ. of Washington, Power systems test case archive, [Online].  
<http://www.ee.washington.edu/research/pstca/>
- 14) 片山 徹, “新版応用カルマンフィルタ”, 朝倉書店, (2000)
- 15) 長谷川 淳, 大山 力, 三谷 康範, 斎藤 浩海, 北 裕幸, “電力系統工学”, 朝倉書店, (2000)