

変電所保全情報収集システムのデータ解析による 変電機器の状態監視

Condition monitoring of electric equipment in substation
by analyzing maintenance data collected from
MICS (Maintenance Information collected System)



松本 晃*



小貫 素彦*



山本 浩志*

MICS (Maintenance Information Collected System) is the system that collects the information about the status of electric equipment in substation such as voltage, current, pressure, thermal, etc. For determining optimization inspection timing of the equipment, we examined the method that constructs the statistical model by applying of a multiple regression analysis and a principal component analysis. We calculated the residual which shows the degree of deviation between a normal condition and an abnormal condition. And we have showed that the time-series change of this residual makes it possible to monitor condition of the equipment and grasp a deterioration trend of the equipment.

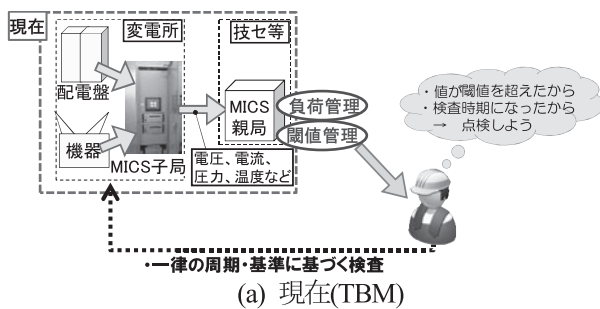
●キーワード：変電所、保全、統計解析、残差

1. はじめに

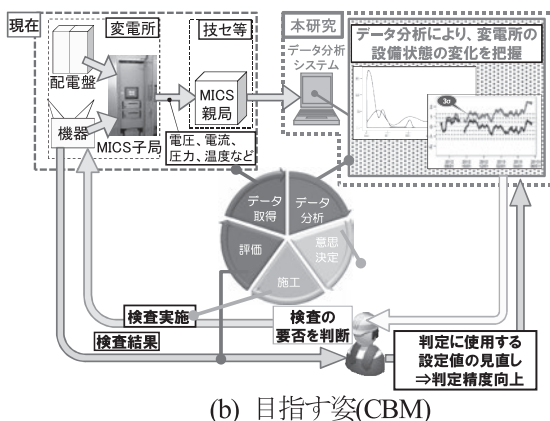
現在の変電所設備のメンテナンスは図1(a)に示すように機器種別ごとに定めた一律周期による検査・取替 (TBM: 時間基準保全) が主である。しかし、実際には使用環境や機器個体差などにより、劣化状態は異なる。このため、検査・取替時期に到達しても劣化がそれほど進んでいない場合がある。このような設備に対して設備毎に個々の状態を把握しそれに基づいた検査・取替 (CBM: 状態基準保全) を行うことでメンテナンスコストの低減につながる。変電所におけるCBMのイメージを図1(b)に示す。変電所から収集した電圧・電流・圧力・温度等のデータをデータ分析システムにより分析

して設備状態の変化を示す指標を求め、その分析結果をもとに保全社員が検査の要否を判断して検査を行う。そして、検査結果をもとに分析システムの判定に証する設定値を見直ししてさらに精度を向上させていく。

当社が東京圏電鉄用直流変電所に導入しているMICS (保全情報収集システム)は、変電所の負荷電流や母線電圧、機器の圧力及び温度などのデータを定期的に自動収集しており負荷管理や閾値による異常監視に利用している。MICSで収集したデータ (MICSデータ) は設備状態に関するデータを定期的に収集したものであるため、これを分析することで設備状態の変化を把握する指標を抽出でき、CBMへ活用できると考えた。そこで、MICSデータから設備状態変化を把握する手法について研究を行っている。その結果、重回帰分析と主成分分析を併用することにより過去のMICSデータから変電所の正常状態を表すモデルの構築を行い (以下、これを「モデル化」、構築した統計モデルを「モデル」と呼ぶ)、「残差」 (正常時にはほぼ0付近に分布) を正常状態からの状態変化 (以下「外れ」) を表す指標とし、これを監視することで変電所設備状態変化を把握する手法を考案した。



(a) 現在(TBM)



(b) 目指す姿(CBM)

図1 変電所設備のメンテナンス手法

2. MICS データの概要

MICSデータの主な特徴は以下である。

- (1) 計測データ (各回線の電圧・電流) 及び保全データ (機器の温度・圧力など) を収集できる。ただし収集できるデータの種別は変電所のセンサ取付状況による。
- (2) 自動で収集可能なのは1時間毎の最大・最小/平均値 (一部最大・最小値のみ)。

本研究では収集できる保全データの種別が比較的多い9変電所の1時間毎のデータを使用した (表1)。

表1 検討に使用したMICSデータ数

変電所	データ点数[個]			取得期間
	交流 電圧・電流	直流 電圧・電流	温度・圧力 等	
A	16	9	20	2012/07/01~ 2013/12/31
B	7	10	6	
C	3	6	7	
D	20	9	12	2013/04/01~ 2013/07/31
E	15	6	17	
F	31	6	42	
G	16	10	8	
H	18	13	7	
I	14	21	14	
計	140	90	133	

表2 重回帰分析の目的変数と説明変数

目的変数	説明変数1	説明変数2
圧力	電流	気温
温度	電流	気温

※気温はMICSで取得していないため
最寄の地点における気象庁発表気温を使用

表3 主成分分析における因子のグループ分け

Gr名称	因子	
設備 Gr	受電	受電設備の特高GISの圧力、温度、電流
	SRTTr	整流器及び整流器用変圧器の圧力、温度、電流
	DTr	配電用変圧器および高压配電回線に関する圧力、温度、電流
データ種 Gr	電流	各系統の電流値
	圧力	各機器の圧力
	温度	各機器の温度及び気温

3. 分析手法

3.1 統計解析手法によるモデル構築

現在正常に運用されている変電所から取得したMICSデータを学習データとして正常時の変電所設備状態におけるMICSデータ間の関係を表す統計モデルを構築する。モデル化には一般的な統計解析手法である重回帰分析と主成分分析を用いた。各分析手法の特徴及び選定の理由を以下に示す。

(1) 重回帰分析

目的変数と説明変数の関係を簡素な線形式で表す手法であり、設備（機器）単体における電流、圧力、温度などの物理因子の基本的な関係を記述でき、この関係の変化を伴う設備状態変化（例：ガス漏れ、異常発熱）の把握に適すると考えた。重回帰分析では目的変数が多すぎるとモデルの再現性が低下する恐れがあるため、使用する目的変数及び説明変数は設備単体における表2とした。

(2) 主成分分析

データ全体の特徴・傾向を表わす指標（主成分）を抽出する手法である。データ全体が持つ相関関係の変化を把握できるため、正常時は類似した傾向を示すデータ間の相関関係の変化（例：同一種類の設備の内ある機器のデータだけが他と違う傾向を示す場合）の把握に適すると考えた。表1に示す因子間の相関係数を網羅的に確認した結果、比較的相関の高かった以下の因子グループ毎にモデルを作成した。

- (a) 設備Gr：同一種類の設備（GIS、変圧器など）に関する因子をまとめたグループ
- (b) データ種Gr：同一種類の因子（温度、圧力など）をまとめたグループ

表3に主成分分析によってグループ分けした因子を示す。機器単体における基本的な物理的関係の変化については重回帰分析で網羅できる。しかし、重回帰分析で把握できない状態変化が生じた場合でも主成分分析により網羅的な関係の変化を把握できると考えた。逆に、主成分分析では関係性が保たれたまま全設備一律に劣化していく状態を把握でき

ない恐れがある。そこで、両方式の特徴を生かすため併用することとした。

3.2 残差による正常時からの変化把握

前節で述べたモデルにおいて随時最新のMICSデータの分析を行い、正常時からの外れを把握した場合に設備状態に変化が生じたと判定する。外れの把握には以下の指標（残差）を使用する。正常時には残差がほぼ0となるため、残差に何らかの傾向が生じた場合には変電所設備状態に変化が生じていると診断できる。

- (1) 重回帰分析：予測値（回帰式の値）と実際の値の差。
- (2) 主成分分析：学習データから得た主成分軸のうち、寄与率の上位99%を除いた軸を残差軸（正常時データではほぼ0となる軸）と定義する²⁾。残差軸上の値の二乗和を残差とする。

また、表1のデータについて重回帰分析及び主成分分析によりモデル化を行なったところ、正常時の残差が完全に0付近に分布せずノイズ状の成分が残った（図2（a））。これは、取得しているMICSデータ（電流、温度、圧力）では完全に説明できない変動をモデル化しきれなかったためと考えられる。そこで、長期的な残差の傾向を確実に把握するため残差の移動平均によりノイズ成分の除去を行った。移動平均幅は、複数の値で試行した結果、ほぼノイズ成分を除去できた8週間を選定した（図2（b））。

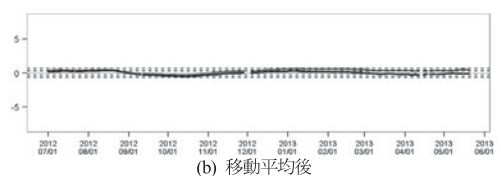
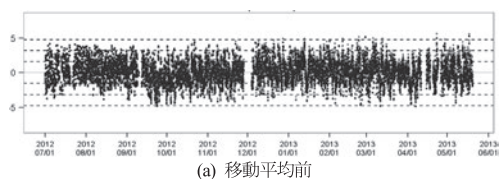


図2 残差の周期成分（重回帰分析の例）

4. 分析手法の評価

第3章で構築したモデルで算出した残差（移動平均後）を用いて設備状態の変化を検出できるかの評価を行った。評価の概要及び結果について示す。

4.1 評価に使用した疑似異常データ

変電設備は一般に10年以上の長い年月をかけて劣化していくため、現在収集できるMICSデータだけで設備状態変化を把握できるか検証することが困難である。そこで、正常時のデータに微小な変化を加えた疑似異常データを作成して評価に使用した。使用した異常データを表4に示す。作成にあたっての基本的な考え方を以下に示す。

- (1) 過去の故障情報から、機器が劣化した場合に表4のデータに微小な変化が生じると想定した。
- (2) 期間内（4～12か月分）の正常データに（1）の変化を加えて疑似異常データとした。
- (3) (2)のデータ変化幅は過去の故障データを参考に、保護継電器が動作する前に検出しない程度とした。
- (4) (2)の期間内でのデータ変化率は一定とした（実際の劣化においてデータが線形的に変化するとは限らないが、今回は期間内に設備状態変化を把握できることを評価することが目的であるため一定とした）。

4.2 評価方法

異常データは時間経過に比例して設備状態が悪化していく状態を模擬しているため、残差の分布が時間経過とともに0から離れていけば設備状態の変化を把握できたとと言える。そこで、上記変化を定量的に評価できる基準について検討を行い、以下（1）（2）の基準を設定した。

- (1) 異常データの残差が増加傾向
 - (a) X_a が2ヶ月連続で減少していない。
 - (b) X_a （最初の月） $<$ X_a （最後の月）

- (2) 各月で $X_a > X_n$

条件（1）（2）中の変数の意味は以下である。

- ・ σ : 学習データにおける残差の標準偏差
- ・ X_a (月) : その月の異常データの残差の $k\sigma$ 超過率 (%)
- ・ X_n (月) : その月の学習データの残差の $k\sigma$ 超過率 (%)
- ・ k : 超過率の閾値として設定する変数

条件（1）（2）を全て満たす場合に判定「良」、そうでない場合を「不良」とした。評価方法の概要を図3に示す。 k の値を小さくすれば検知率と誤検知率がともに高くなる。 k を大きくすれば検知率と誤検知率がともに低下する。 k の最適値の設定は今後の課題であるが、本研究では誤検知率が十分低くなるよう正規分布における信頼区間99.7%相当となる $k=3$ とした。また、上記定量評価結果が直感と大きく外れていないことを確認するため目視による判定結果との比較を行った。目視のため若干のあいまいさは含まれるが、以下（a）（b）の基準を全て満たす場合に判定「良」、そうでない場合を「不良」とした。

- (a) 異常データにおける残差が上昇（圧力は下降）傾向
- (b) 異常データが正常データより顕著に $\pm k\sigma$ を越える。

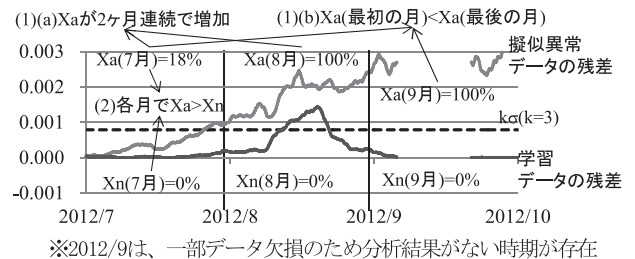


図3 評価方法

4.3 評価結果

全異常データに対する評価結果を次頁表5に示す。異常データ10件中8件について判定「良」となった。また、目視における判定結果も一致したことから前節の評価基準は妥当な基準であったと言える。把握不可となった2件も残差の増加傾向があるため k を適正な値に設定すれば把握可能となる見

表4 疑似異常データ

変電所	因子		正常時データ値	異常データ値	想定した異常	異常データ作成方法
A	①	整流器 温度 [°C]	0～45	0～45	冷却装置異常に伴う温度上昇	12ヵ月間で変圧器1次電流の0→10%増
	②	GIS 圧力 [kPa]	485～518	480～515	SF6ガス漏洩による圧力低下	12ヵ月間で0→10kPa減
B	①	整流器用変圧器 圧力 [kPa]	50～760	50～760	絶縁油漏洩による封入室素ガス圧力低下	12ヵ月間で0→1%減
	②	GIS 圧力 [kPa]	49～73	48～73	SF6ガス漏洩による圧力低下	12ヵ月間で0→10kPa減
	④	配電用変圧器 温度 [°C]	5～45	5～45	絶縁油劣化に伴い生じるスラッジによる冷却効率低下	12ヵ月間で変圧器1次電流の0→10%増
D	①	配電用変圧器 温度 [°C]	15～47	15～47	絶縁油劣化に伴い生じるスラッジによる冷却効率低下	4ヵ月間で変圧器1次電流の0→10%増
G	①	整流器 温度 [°C]	18～62	18～63	冷却装置異常に伴う温度上昇	4ヵ月間で変圧器1次電流の0→10%増
I	①	整流器用変圧器 圧力 [kPa]	52～68	52～68	絶縁油漏洩による封入室素ガス圧力低下	4ヵ月間で0→1%減
	②	整流器 温度 [°C]	28～60	28～69	冷却装置異常に伴う温度上昇	4ヵ月間で変圧器1次電流の0→10%増
H	②	整流器 温度 [°C]	10～50	10～53	半導体素子不良による抵抗増加に伴う温度上昇	4ヵ月間で変圧器1次電流の0→10%増

表5 評価結果

変電所	因子	評価結果		(参考)目視判定結果	
		重回帰	主成分	重回帰	主成分
A	① 整流器 温度	不良	不良	不良	不良
	② GIS 圧力	—	良	—	良
B	① 整流器用変圧器 圧力	不良	良	不良	良
	② GIS 圧力	不良	良	不良	良
	④ 配電用変圧器 温度	良	良	良	良
D	④ 配電用変圧器 温度	不良	良	不良	良
G	① 整流器 温度	不良	不良	不良	不良
I	① 整流器用変圧器 圧力	良	良	良	良
	② 整流器 温度	良	良	良	良
H	② 整流器 温度	良	良	良	良

込みである。

具体例としてB変電所配電用変圧器温度の分析結果を図4に示す。異常データにおける変化は小さいため、生データでは異常が通常の変動に紛れて判別できない(図4(a))。しかし、重回帰分析及び主成分分析によって求めた残差移動平均には0から徐々に増加する傾向が現れる(図4(b)、(c))。また、図4(b)、(c)中の吹き出しに示した異常と判断できた月及びその時点の温度上昇から、非常に微小な変動を検出できることがわかる。

5. まとめ

5.1 成果

本研究では、CBMへの活用を目指し重回帰分析と主成分分析を用いてMICSデータから変電所設備状態の変化を把握する手法を提案した。手法の概要は以下である。

- (1) 重回帰分析と主成分分析を用いて正常時のMICSデータから正常な変電所設備状態を表すモデルを構築
- (2) 随時MICSデータをモデルに当てはめて残差を算出
- (3) 残差に残る周期性分を除去するため移動平均を算出
- (4) (3)が増加傾向となった場合に、変電所設備状態に変化が生じたと判定

また、擬似異常データを用いた評価を行い本手法で変電所設備状態の緩やかな変化を把握できることを示した。

5.2 課題・今後の進め方

本手法への導入へ向けては以下の課題がある。

(1) 把握できない劣化モード

現在のMICSデータでは以下の設備状態変化は把握できない。このため、それぞれ()内の情報をMICSに取込むことが必要である。

- 遮断器操作機構の不良(遮断器投入時間や振動)
- 制御回路内の素子不良(制御回路の電圧・電流)

(2) 判定に使用するパラメータの最適化

本検討では以下のパラメータを一律の値とした。

- 残差の移動平均幅(8週間)
- 定量評価基準に使用した標準偏差幅($k=3$)
- 主成分分析残差軸の判定基準(累積寄与率99%)

変電所や設備毎に最適値は異なるため、最初の設定値に固定するのではなく残差の分布に変化が生じた時点で検査を行い、検査結果に応じて設定値を見直す仕組みを提案していく必要がある。

引き続き最新のMICSデータでモデルの再現性などの検証を進めながら、上記課題の検討を進め、保全への活用を図っていきたい。

参考文献

- 1) ウォナコト, 回帰分析とその応用, 現代数学社, pp.94-97, 568-575, 1998
- 2) K.Vamuza and P.Filzmoser, Introduction to Multivariate Statistical Analysis in Chemometrics, CRC Press, pp.63-64, 2009.

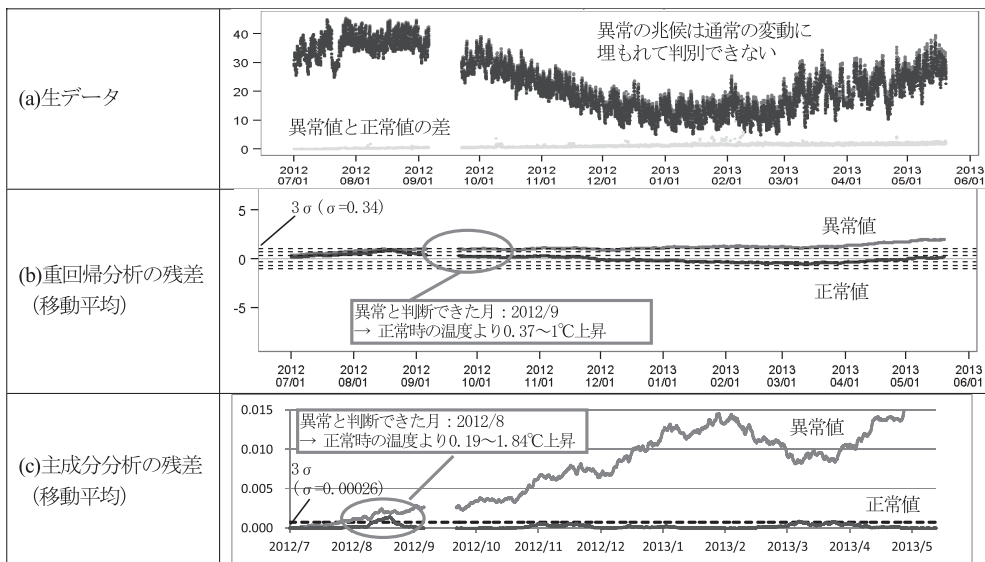


図4 残差による劣化傾向の把握