判別分析による電力系統事故区間判定に関する検討

正 員 大 山 力 (横浜国立大)
准 員 堀 口 晃 (横浜国立大)

Studies on Fault Section Estimation in Power System
by Discrimination Analysis

Tsutomu Oyama, Member, Akira Horiguchi, Associate (Yokohama National University)

Once a fault occurs in the power system, the fault section must be estimated from inadequate information on protective relays and circuit breakers. There have been several studies to develop an automatic estimation method: knowledge engineering, neural network, etc. However, it was very difficult to make a method which is powerful enough and easy to maintain.

In this paper, the discrimination analysis theory is applied to the fault section estimation. Using the theory, it is expected that the inference speed can be improved. It is also expected that the knowledge about the fault section estimation can be collected.

First, using the small model system, fault section estimation method with the discrimination analysis theory is described and compared to the method with neural network. Next, it is illustrated that the method can be applied to the large system.

キーワード：事故区間判定，判別分析，ニューラルネット

1. はじめに

電力系統における事故時復旧の機会が自動再閉路装置の普及，設備の信頼度向上などにより減少の方向にある。しかし，一方でそのような機会を数多く経験した熟練の運転員は，少なくなっている。また，系統の大規模・複雑化によりいったん事故が発生するとその様相も複雑化する傾向にある。従って，事故時復旧操作の的確化，自動化は系統運用部門における最も重要な課題の一つとなっている。とりわけ，事故区間判定は復旧操作の第一歩として自動化が望まれている部分であり，これまで数多くのシステムが検討されてきた¹⁾。しかし，これらのシステムのほとんどは，

- (i) 大規模系統における処理速度
- (ii) 専門家の知識の表現方法

などに問題があり十分なものとはいえない。

そこで，本論文は事故区間判定へ判別分析理論を適用することを試みた。判別分析は，未知のデータがどのクラスに属するかを判定する手法であり，主に心

理学，社会学などの分野に応用されてきた統計学的手法である。判別分析で事故区間判定を行うことにより，

- (1) 簡単な処理による判定の高速化
- (2) 判別分析で獲得される重みからの知識の獲得などが期待される。

(1)については，この手法の判定は単純な重みの線形和である合成変数の値で判定するものである。従って，並列処理による高速化も可能である。一方，(2)については，判別分析で得られる重みは，クラス分類の最適化計算によって得られるという点で，ある程度信頼のおける知識として使うことができる。これらの特徴によって，前述の問題点が解決できるものと期待される。

判別分析はクラス分類を行う手法であるので，最近注目されているニューラルネットと対比することが可能である。ただし，判別分析では重みが一意的に求まり，そこから知識の抽出が期待できる。

本論文ではまず，小さな系統で判別分析による事故

区間判定を方式1として提案し、それによるクラス分類が線形なニューラルネット（ニューロンの入出力関係を線形としたもの）と類似なものであることを示す。更に、大規模システムへの適用を考慮した方式2を提案する。そして、この方式で幾つかの想定事故の検討を行い、実際に適用する際の一検討も行う。

2. 判別分析

判別分析を簡単にいうと、幾つかのクラスに分類される多変量のデータが得られているときに、クラス間をできるだけはっきり分類するような、多変量の重み付き合成変数を作ることである⁽²⁾。

〈2・1〉 数量化2類（質的変数の判別分析）

判別分析は、一般的に量的変数データの重み付き合成変数を作ることをいう。それに対して、数量化2類は質的変数データの重み付き合成変数を作ることである。質的変数とは、各変数のとる値が離散値であり、かつその数値間の順序は意味をもたない変数のことをいう。

〈2・2〉 数量化2類の方法 表1の例にそって数量化2類の方法を説明していく。表1のような質的変数のアイテムカテゴリー型データが与えられたとする。この表は、三つのグループに分類される質的変数からなる8個のデータからなる表である。

ここで、

$$n_i(\nu, jk) = \begin{cases} \text{個体 } i \text{ がグループ } \nu \text{ に属し,} \\ 1: \text{アイテム } j \text{ のカテゴリー } k \text{ に} \\ \text{該当している。} \\ 0: \text{個体 } i \text{ がグループ } \nu \text{ に属し,} \\ \text{アイテム } j \text{ のカテゴリー } k \text{ に} \\ \text{該当していない。} \end{cases}$$

ただし、 $k=1, \dots, N_j; j=1, \dots, n; i=1, \dots, m_\nu; \nu=1, \dots, g$

表1 アイテムカテゴリー型データ
Table 1. Item category type data.

Group	標本番号	変数 X (item 1)		変数 Y (item 2)	
		category 1	category 2	category 1	category 2
		X_1	X_2	Y_1	Y_2
1	1	1	0	1	0
	2	1	0	1	0
	3	1	0	0	1
2	1	1	0	0	1
	2	0	1	0	1
3	1	0	1	0	1
	2	0	1	0	0
	3	0	1	0	0

という関数を導入する。 N_j, n はそれぞれのアイテム j のカテゴリー数、アイテム総数。 m_ν は、グループ ν に属している個体総数、 g はグループ総数である。

ここで、カテゴリー jk に与えられるべき数量を $x(jk)$ ($k=1, \dots, N_j; j=1, \dots, n$) で表す。

$$y_i(\nu) = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^{N_j} x(jk) n_i(\nu, jk) \dots\dots\dots (1)$$

ただし、 $i=1, \dots, m_\nu; \nu=1, \dots, g$

上式のような線形式を考え、これをグループ ν に属している個体 i の合成得点とみなす。詳細は省くが、この合成変数 $y_i(\nu)$ ($i=1, \dots, m_\nu; \nu=1, \dots, g$) が同じグループ内では互いに近い値をとり、異なるグループ間では互いに離れた値をとるような操作によって、 $x(jk)$ ($k=1, \dots, N_j; j=1, \dots, n$) は、下式の一般化固有値問題に帰着される。

$$S_w x = \lambda S_B x \dots\dots\dots (2)$$

S_w, S_B はともに正方行列であり、 S_w をクラス内分散、 S_B をクラス間分散行列と呼び、いずれも与えられたデータから作ることのできる行列である。

(2)式を解いて得られる、最大固有値に対応する固有ベクトルが、 $x(jk)$ に最適スコアを与えるものである。普通、 m グループの判別の場合、 $(m-1)$ 個の正の固有値をもつ判別に有効な固有ベクトルが得られる。

3. 判別分析とニューラルネットによる事故区間判定

〈3・1〉 判別分析による事故区間判定 まず、系統の全設備を判別の対象にし、事故区間を判定する方法を考える。ただし、簡単のため、想定事故としては単一事故のみとした。この手法（方式1）においては、判別分析の課題は、系統内の設備数のクラス分類を行うことである。判別分析の判定時に使う重みは、どこのクラスに所属するか既にわかっているデータを使って求める。この方式で用いたデータは、系統内の設備の単一事故で保護機器の誤不動作数が、ある一定値（ここでは1個とした）以下のときに観測されるア

m: 主保護, p: 遠端後備保護(距離1段)
s: 遠端後備保護(距離2段及び3段)

図1 モデル系統1
Fig. 1. model system #1.

表 2 システム 1 のカテゴリーデータの一部
Table 2. A part of category data of system 1.

設備	標本番号	AM		CB 1		LAM	
		動作	不動作	動作	不動作	動作	不動作
A	1	1	0	1	0	0	1
	2	0	1	0	1	0	1
	3	1	0	0	1	0	1
L	1	0	1	1	0	1	0
	2	0	1	1	0	0	1
	3	0	1	1	0	1	0
	4	0	1	1	0	0	1
	5	0	1	1	0	1	0
B	1	0	1	1	0	0	1
	2	0	1	1	0	0	1
	3	0	1	1	0	0	1

保護機器 状態

図 2 システム 1 の合成変数 1 の重み
Fig. 2. Weight of synthesic parameter 1 for system # 1.

ラーム情報（保護機器の動作情報）を使った。

システム 1 は、A, L, B の三つの設備と 10 個の保護機器からなる系統である。表 2 はこの系統で、保護機器の誤不動作数が 1 個以下のカテゴリー型データの一部である。A の単一事故が 3 個、L が 5 個、B が 3 個の、全部で 11 サンプルからなる 10 変数の質的変数のデータである。

このデータを判別分析にかけると、3 クラスの分類なので図 2 のような重みが 2 個得られる。この重みを用いて、表 2 のデータを合成変数 1, 2 からなる判別空間上へプロットしたのが図 3 である。

図 3 を見ると、合成変数 1 は、A, B と L を分類する軸である。従って、図 2 のその重みは L を保護するリレーが動作時に負、不動作時には正の値を与える

図 3 システム 1 の合成変数による判別空間
Fig. 3. Space of discrimination of synthesic parameter.

図 4 事故区間判定ニューラルネットワーク
Fig. 4. Neural network for fault section estimation.

ものとなっている。一方、合成変数 2 は合成変数 1 では分類できない A と B を分類する変数であり、載せてはならないがその重みは A を保護するリレーの動作時に正、B を保護するリレーの動作時に負の値を与えるものとなっている。

結果だけをみたら、この重みは当然のものかも知れないが、これらがクラス分類の最適化計算で、定量的に与えられるという点で興味深い。

〈3・2〉ニューラルネットによる事故区間判定

本論文で用いた判別分析のような多変量のデータ解析手法を多変量解析理論というのだが、近年多変量解析理論とニューラルネットとの関連が指摘されている⁽⁶⁾。そこで、本節では線形なニューラルネットによる事故区間判定をシステム 1 で行い、それと判別分析によるものとの比較を行った。

ニューラルネットの事故区間判定への適用法として、まず保護リレー、遮断器の動作情報を入力として、出力に事故設備に対応するニューロンを反応させる方式が考えられる⁽³⁾。

ただし、本論文では方式 1 の場合との対応関係を考慮して、以下のニューラルネットを検討した。

(i) 入力層では、保護機器が動作の場合には1、不動作の場合には-1を入力として与える。

(ii) 入力層の出力にオフセット C を導入し、出力値を動作の場合は $(1+C)$ 、不動作の場合は $(-1+C)$ とする(数量化2類のように動作・不動作の値を絶対値を非対称にできる)。

(iii) 中間層のニューロンには線形関数 $[Y=F(X)]$ を使った(数量化2類は、線形変換であるのでそれと容易に比較できるようにする)。

(iv) 出力層では、シグモイド関数を使い、故障区間は1、正常な区間は0を出力させるように学習させた。

このニューラルネットワークで、モデル系統1について、事故区間判定を行った。学習データは、方式1と同じく保護機器の誤不動作が1個以下の単一故障のものを用いた。学習は中間層のニューロンの数が2個で成功した。

2個という中間層のニューロンの数は、判別分析の(2)式から得られる正の固有ベクトルの数と等しい。これよりニューラルネットの学習で得られる荷重は、図2、図3の判別分析で得られる重みと、何らかの関係があると思われる。

そこで、実際に学習で得られたニューラルネットの入力層のニューロン i から中間層のニューロン j への荷重 W_{ij} と、入力層のニューロン i のオフセット C_i からなる $CWNF_1, CWNF_2$ の二つのベクトルの直交性を検証する。これは、判別分析の重みは固有ベクトルなので必ず直交する、という理由からである。

ただし、 $CWNF_1, CWNF_2$ の二つのベクトルは $2L$ 次元の列ベクトルであり、下式で表されるものである。

$$CWNF_1 = \begin{bmatrix} CWN_1 \\ CWF_1 \end{bmatrix}, \quad CWNF_2 = \begin{bmatrix} CWN_2 \\ CWF_2 \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots (3)$$

ここに、

$$CWN_j = \begin{bmatrix} (1+C_1)W_{1j} \\ (1+C_2)W_{2j} \\ \vdots \\ (1+C_L)W_{Lj} \end{bmatrix}, \quad CWF_j = \begin{bmatrix} (-1+C_1)W_{1j} \\ (-1+C_2)W_{2j} \\ \vdots \\ (-1+C_L)W_{Lj} \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots (4)$$

結果は、表3のように完全ではないが、二つのベクトルはほぼ直交しているといえるだろう。

表 3 ベクトルの直交性の検証
Table 3. Inspection of perpendicularity of vectors.

$ CWNF_1 $	3.1
$ CWNF_2 $	2.9
$CWNF_1 \cdot CWNF_2$	1.0
$\cos \theta$	0.11

図 5 中間層の出力値
Fig. 5. Output of hidden layer.

更に、データの間層における出力値(図5)と図3を比較する。

これを見ると、ニューラルネットの荷重が回転を起こしているが、 A, B のプロットのされ方などは非常に類似しており、これらが同質な変換である可能性を示しているといえよう。なお、ここでは系統1の比較のみにとどめたが、4個の設備からなる系統(4クラスの判別)まで検討し、2種の変換の類似性を確認した。

4. 大規模系統への適用を考慮した事故区間判定

<4・1> 方式2の説明 前章で提案した方式1は、系統の全設備を判別の対象にし、一度に事故区間を判定する素直な方法といえよう。しかし、この方式では判定能力に限界があり、大規模系統へは適用できない。

そこで、方式1のように一度に全設備の状態の判定はせず、各設備それぞれに対して状態判定を行う、方式2を提案する。この方式2の場合、求める重みは、全保護機器からなるものではなく、その設備の近くに設置されている保護機器(その設備を保護範囲としている保護機器)からなるものとなるので、系統が大きくなっても判定能力に影響はない。具体的には、以下の3状態の分類方法で検討する。

(1) 事故 F その設備の単一事故を仮定したとき、保護機器のエラー数が一定値($=E_f$)以下であ

図 6 モデル系統 2
Fig. 6. Model system #2.

り、それが隣接設備の単一事故を仮定したものよりエラー数が少ないデータ。

(2) 疑わしい **D** その設備の単一事故を仮定したとき、エラー数が一定値 ($=E_d$) 以下であるが、隣接設備の単一事故を仮定したほうがエラー数が少ないデータ。ただし、エラー数が同じ場合は事故 **F** のように分類する。

(3) 正常 **N** すべての保護機器が不動作または、その設備の単一事故を仮定したときエラー数が E_d より多く、隣接設備の事故を仮定したときにエラー数が一定値 ($=E_n$) 以下であるデータ。

この分類方法により方式 2 を、次の系統 2 においての想定事故で検討した。系統 2 は、10 個の設備と 37 個の保護機器からなるものである。

図 7、図 8 は系統 2 の変圧器 **T1** に対して、上の条件に当てはまるデータを使って判別分析を行った結果である。実際は、**T1** 以外の設備にも判別分析を行わなければならないが、ここでは **T1** の結果のみを示す。

図 7 系統 2 の **T1** の判別空間
Fig. 7. Space of discrimination of **T1** of system #2.

図 7 を見ると、図 8 の重みによる判別軸 1 が主軸であり、判別軸 2 はあまり判別に寄与していない〔一般に判別分析においては意味のある判別軸は最大で ($m-1$) である。この場合 2 であるが、判別軸 1 のみでうまく判別できているため、判別軸 2 はたまたま効果的になっていない〕。従って、設備の状態判定は判別軸 2 は考えず、判別軸 1 の値のみで行う。判定のため、判定指標 ε を導入する。

$$\varepsilon = \frac{X - D_F}{D_N - D_F} \dots\dots\dots (5)$$

この値が 1 以上ならば正常 **N**、0 以下なら事故 **F**、0~1 なら疑わしい **D** とする。ただし、 X は判別軸 1 の値である。また D_F, D_N は、それぞれのクラス境界値である。境界値は人間がグラフより読み取り、表 4 のように設定した。

この評価指標を使って、幾つかの想定事故で検討を行った。

〔想定事故 1〕

単一事故 **C1**

動作リレー (**L1AS, C1M, CM, L5DS, LADS, L3DS**)

動作遮断器 (**CB1, CB4, CB6, CB11, CB12, CB13**)

最適解 **ERROR 3** = {**C1** における単一事故, **CB3** の誤不動作, **CB7** の誤不動作}

〔想定事故 2〕

多重事故 **C1, C2**

動作リレー (**L1AS, C1M, C2M, CM, L3DS, L4DS**)

図 8 系統 2 の $T1$ の重み 1 ($E_f=2, E_d=3, E_N=1$)
Fig. 8. Weight 1 of $T1$ of system # 2.

表 4 系統 2 の D_F および D_N の値
Table 4. Values of D_F, D_N of sysytem # 2.

設備	D_F	D_N
送電線 ($L1, 2, 3, 4, 5$)	0.7	1.3
変圧器 $T1$	0.8	1.5
母線 $C1$	0.2	1.5
母線 $C2$	-0.2	-1.5

動作遮断器 ($CB1, CB4, CB6, CB7, CB10, CB11, CB12$)

最適解 $ERROR5 = \{C1, C2 \text{ における多重事故, } CB3, CB8, CB9 \text{ の誤不動作}\}$

それぞれの想定事故の状態判定結果を表 5, 表 6 に示す。

これらの結果が示すように、想定事故 1 のような単一事故について、十分判定できることがわかった。しかし、想定事故 2 のような多重事故のケースについては、事故区間に対してかなり危険な値を示すが、十分に候補が絞り込めているとはいえない。従って、判別

表 5 設備の状態判定結果
〔想定事故 1〕

Table 5. Result of judge of status of equipment.

停電設備	ϵ	判定結果
$L1$	2.08	N (正常)
$L2$	1.45	N (正常)
$C1$	-0.44	F (事故)
$C2$	1.02	N (正常)
$L3, L4, L5$	1.83	N (正常)

表 6 設備の状態判定結果
〔想定事故 2〕

Table 6. Result of judge of status of equipment.

停電設備	ϵ	判定結果
$L1$	3.25	N (正常)
$C1$	0.46	D (疑わしい)
$C2$	0.18	D (疑わしい)
$L3$	3.6	N (正常)

分析の後、それぞれの候補に対して多重事故まで考えた細かい仮説の検証の必要がある。

〈4・2〉 方式2を適用する際の検討 方式2を大規模系統へ適用する際、全設備に対して判別分析を行い、最適な重みを求めるのが望ましい。しかし、判別分析は変数が多くなると計算時間が大きくなり、分類のためのデータを作る作業にも時間がかかる。

そこで、幾つかの設備の重みを求めておき、それに似た保護システムをもつ設備に関しては、求めておいた重みの簡単な修正で得られると都合がよい。本節では送電線、二重母線これについて一検討を行った。なお、遠端後備保護リレーは距離リレー2段までを考慮した。

(1) 送電線保護 送電線の保護は、その両端の母線につながる送電線に設置されている遠端後備保護リレーの数で変化するものであるが、これら数パターンの送電線に対して判別分析を行い、その結果から単純に平均値を表7のように保護機器の重みとして与える設定法を検討した。なお、その他の重みはすべて0とする。

これは送電線保護の場合、考慮すべきことは遠端後備保護リレーだけだが、このリレーは事故時に幾つも動作するものではないので、不動作時の値を0とすれば、動作時の値は一定値に定めても問題ないからである。

(2) 二重母線保護 送電線と同様、幾つかの二重母線に対して重みを求めた結果、表8のように設定

した。なお、この表は系統2のC2の保護を考えて説明しているものである。

ただし、

$$B_r = \frac{-0.46}{C2側にある遠端後備保護リレーの数}$$

$$CB_2 = \frac{0.44}{C2側にある遮断器の数}$$

$$CB_1 = \frac{-0.39}{C1側にある遮断器の数}$$

である。

この設定法も送電線と同様に、系統の構成により個数が変化する保護機器に対してのみ考慮し、その他の重みは平均をとり一定値を与えたものである。

表7、表8の重みの一般性を調べるために、重みを求めるときに使用したのとは異なる系統(図9の系統3)でL2に対する判別空間を調べてみる。図10は実際に判別分析を行い、得られる重みによる判別空

図9 モデル系統3
Fig. 9. Model system #3.

表7 送電線保護のための重みの設定値
Table 7. Weight for line protect.

保護機器の種類	不動作	動作
主保護リレー	-0.7	0.29
距離リレー (1段)	-0.08	0.40
遠端後備保護リレー	0	0.11
隣接設備の保護リレー	0.05	-0.22
遮断器	-0.25	0.06

表8 母線保護のための重みの設定値
Table 8. Weight for bus protect.

保護機器の種類	不動作	動作
主保護(C2M)	-0.79	0.33
隣接設備の主保護(C2M)	0.35	-0.75
保護設備(C2)側の遠端後備保護リレー	B_r	0.35
C2側の遮断器	-0.29	CB_2
C1側の遮断器	CB_1	0.15
C1とC2の間の遮断器	0.26	-0.09

図10 計算によるL2の判別空間1
Fig. 10. Space 1 of discrimination of L2 of system #3.

図 11 表 7 の設定法による $L2$ の判別空間 2
Fig. 11. Space 2 of discrimination of $L2$ of system #3.

間である。一方、図 11 は判別軸 2 は比較を考え計算で得られる重みを用いたが、判別軸 1 は表 8 の設定法により求めた重みによる判別空間である。

これらを見ると判別軸 1 の分布状況は、ほとんど等しい。従って、重みを実際に計算しなくても、表 7 および表 8 の設定法による重みの合成変数に表 4 のクラス境界値を適用しても問題ないと考えられる。

5. おわりに

本論文では判別分析による事故区間判定について検討を行った。その結果、以下のことが得られた。

(1) 判別分析は線形なニューラルネットと類似性がある。よって、小規模なシステムではニューラルネットと同様に直接事故区間を求めることも可能である (方式 1)。

(2) ただし、判別分析では重みが解析的に一意的に求められる。そのため、ニューラルネットのようなブラックボックスではなく、知識の抽出が期待できる。一般的に言って、線形なニューラルネットで分類できる問題では判別分析を適用することによってより

理論的なアプローチが可能になる。

(3) 大規模なシステムに適用するために、個々の設備に着目し、それが正常か故障かを判定する方法 (方式 2) を考案した。この方法では、着目する設備の周辺の状況から判定することができるのでシステムが大きくなっても適用可能である。

(4) 方式 2 においてはすべての設備ごとに判別分析を行わなくても、系統構成に基づいて近似的な重みを設定することが可能である。この手法は、大規模システムの事故区間判定に適している。

今後は、方式 2 の判別分析後の仮説の検定法、重みの設定法の確立などが課題となるものと考えられる。

(平成 4 年 11 月 6 日受付, 同 5 年 2 月 25 日再受付)

文 献

- (1) 「電力系統の事故時復旧操作」, 電気学会技報, No.354
- (2) 渡部 洋: 多変量解析法入門, 福村出版
- (3) 田中・松田・萩・泉・田岡・坂口: 「ニューラルネットワークの電力系統事故区間判定への適用」, 電気学会システム・制御研究, SC-88-21 (昭 63)
- (4) 麻生: 「バックプロパゲーション」, コンピュートロール, 24
- (5) 堀口・大山: 「事故区間判定への判別分析理論の適用に関する一検討」, 電気学会電力技術研究, PE-91-54 (平 3)

大 山 力 (正員)

昭和 30 年 9 月 12 日生。58 年 3 月東京大学大学院工学系研究科博士課程修了。同年 4 月横浜国立大学工学部電気工学科講師, 60 年 10 月同助教授。工学博士。主として、電力系統に関する研究に従事。IEEE 会員。

堀 口 晃 (准員)

昭和 42 年 3 月 24 日生。平成 4 年 3 月横浜国立大学大学院工学研究科電子情報工学専攻修了。東日本旅客鉄道(株)入社, 現在に至る。