

# PSO を用いた多目的最適化手法による電圧無効電力制御

岩崎 敬亮<sup>\*1</sup> 青木 秀憲<sup>\*2</sup>

## Voltage and Reactive Power Control Using Multiple Objective Optimization Method with PSO

by

Keisuke IWASAKI<sup>\*1</sup>, Hidenori AOKI<sup>\*2</sup>

(Received on Sep. 29, 2007 and accepted on Dec. 25, 2007)

### Abstract

This paper presents an application of the multiple objective optimization method for voltage and reactive power control (VQC). In order to obtain the optimal combination of parameters which consists of a large quantity of electric power control machinery precisely and effectively, Meta-heuristics has been used for VQC. However, this method has been used as one objective optimization so that it is impossible to present a relationship between multiple objects. Therefore, a method that allows for consideration of the trade-off among multiple objects should be applied to this problem. Consequently, this paper introduces the concept of Pareto optimal solutions and proposes a method that allows satisfactory solutions to be obtained with PSO (Particle Swarm Optimization). This will allow operators to successfully build a flexible VQC system by finding Pareto optimal solutions.

**Keywords:** VQC, Multiple objective optimization, Pareto optimal solution, Meta-heuristics, Particle swarm optimization

### 1. まえがき

電力系統は、エネルギー需要の増大とともに電源の偏在・巨大化が年々進んでいる。この系統の複雑化により、これまで以上に高信頼かつ安定した電力の供給が求められている。そのために、電圧調整用機器や力率改善用調相設備等を用い系統内の制約を満足しつつ、ロスミニмумや電圧整定性維持、さらに制御コストの削減などを目的とした電圧無効電力制御(Voltage and reactive power control:VQC)を効果的に用いる必要がある。これまで、VQC を取り扱う研究に対しては多くの手法が適用されてきたが、近年では系統の巨大化・複雑化による問題規模の拡大により、膨大な解候補の中から効率よく準最適解を探索することが可能なメタヒューリスティックを用いた研究<sup>(1)(4)</sup>が主流である。

著者らはこれまでに、ロスミニмумを目的として遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm:GA)や、Particle Swarm Optimization(PSO)を適用<sup>(4)</sup>し、本問題に取り組んできた。しかし、ロスミニмумという単一目的の最適化では、電力供給者側に対して燃料コスト面での利益は得られるが、需要者側に対しては電力品質の一つとして定義されている電圧整定性維持が、制約値範囲内でしか実現できない。一方、電圧整定性維持を目的とした最適化では、ロスミニмумの観点から利益が期待できないことになる。このようないくつかの最適化対象を持つ問題の最適化を図るため、従来は目的関数にある複数の各項に重み付けを行い、単一関数に

よる最適化が行われる。しかし、この場合にはそれぞれの項目にある目的の重要性を妥当に評価することが不可能であり、結局目的関数間のトレードオフの関係の大部分を無視した単一の解しか得られないことになる。つまり、得られた解はトレードオフの関係に対して、どの程度の位置に存在するかが不明確であり、妥当性に欠けるものとなる。

そこで著者らは多目的最適化問題に対して、パレート最適解に基づく解法にメタヒューリスティックを適用し、それぞれの目的関数の持つ相対的な妥協解を得ることを目的として本研究を行った。ただしVQCを取り扱う場合、実用性を考慮すれば、膨大な解候補の中から限られた時間内にできる限り良好な解を得ることが望まれる。また、制御機器に対しても、離散値と連続値を同時に扱うことが可能なシステムでなければ、使用用途が限られる場合が生じる。したがって、本稿ではPSOを用いた。PSOは、すべての解集団が最適解情報を共有し合うため、収束性が高く、良好な解を早い段階で得ることが期待できる。そして、ビットコーディングなどの連続変数の離散化が必要なく、連続値の扱いが可能であり、また隣接する離散値に近似することで、離散値も同時に扱うことが可能である。

既にPSOは多目的化が試みられている<sup>(5)(6)</sup>が、電力系統への適用はこれまで行われておらず、本稿でVQCへ適用し、その効果を確認する。次に、電力系統の多目的最適化に対する柔軟な運用形態を実現するために、これまでの多目的化されたPSOに新たな改良を加えた手法を提案したので、それらの成果について報告する。

\* 1 工学研究科電気電子システム工学専攻修士課程

\* 2 工学部電気電子工学科教授 工博

## 2. 電圧無効電力制御

電力消費の増大や、系統の複雑化は年々増加する傾向にあるが、系統運用者には常に安定した電力供給が求められている。特に、電圧に関しては電力品質の1つとして法規に定められており、適切な制御が求められる。これについては、各種変圧器や無効電力配分調整のための調相設備が電圧調整機器として重要な役割を担っている。

近年、これに対しては中央 VQC 方式がとられている。これは、各制御装置に対して、中央給電指令所（以下、中給）で計算された最適潮流計算(Optimal Power Flow:OPF)の結果に基づく指令を行うことで、系統全体の電圧を総合的に制御する方式である。しかし OPF は膨大な組み合わせ最適化問題となるため、これを効率的かつ高精度に解くため、近年では Meta-heuristics を用いることが検討される。ここで扱う最適化問題は、次のように記述される。

$$\begin{cases} \min & f(x) \\ \text{subject to} & g_i(x) \leq 0 \quad (i=0, \dots, p) \\ & h_j(x) = 0 \quad (j=0, \dots, q) \end{cases} \dots (1)$$

$f(x)$ : 目的関数

- ・ 送電損失
- ・ 基準電圧偏差
- ・ 制御回数 など

$g(x)$ : 不等式制約条件

- ・ 母線電圧上下限值
- ・ 発電機無効電力出力上下限值

$h(x)$ : 等式制約条件

- ・ 潮流方程式

ただし、 $x$  は調相設備投入量(SC,ShR), 付加時タップ切替変圧器(LRT), 発電機送電端端子電圧および出力の離散値で構成される  $n$  次元変数ベクトルである。

## 3. 多目的最適化問題

本稿では、パレート最適解の概念を導入することで、目的関数間のトレードオフを可視化する。

まず、互いに競合しあう 3 つの目的関数を、ベクトル最小化の形式で次のように定式化する。

$$\min \quad f(x) = [f_1(x), f_2(x), f_3(x)]^T \dots (2)$$

ただし、 $f_1$  は送電損失、 $f_2$  は基準電圧、 $f_3$  は制御回数のそれぞれを最小化するための関数となる。

### (3.1) パレート最適解

パレート最適解は、目的関数空間内の解の優越関係を基に以下のように定義<sup>(3)</sup>され、他の解から必ず優越されないことが保証されている。

今、解空間  $R^n$  存在する 2 つの解  $x^1, x^2 \in R^n$  を考える。この時、解の優越関係は次のように定義される。

$$\cdot f_i(x^1) \leq f_i(x^2) \quad (i=1, \dots, j) \text{ の時, } x^1 \text{ は } x^2 \text{ に優越する}$$

$$\cdot f_i(x^1) < f_i(x^2) \quad (i=1, \dots, j) \text{ の時, } x^1 \text{ は } x^2 \text{ に強い意味で優越する}$$

ただし、 $j$  は考慮される目的関数の数を表す。

この優越の定義より、 $x^1$  が  $x^2$  に優越しているならば、 $x^2$  より  $x^1$  のほうが良い解であると判断される。この優越関係に基づく、パレート最適解の定義は次に示される。

$x^0 \in R^n$  とした時、

$$\cdot x^0 \text{ に強い意味で優越する解 } x \in R^n \text{ が存在しない時, } x^0 \text{ は弱パレート最適解}$$

$$\cdot x^0 \text{ に優越する解 } x \in R^n \text{ が存在しない時, } x^0 \text{ は(強)パレート最適解}$$

### (3.2) パレート最適解の評価方法

パレート最適化は、次の項目によって評価される。

- ・ パレートフロント優越割合(RNI)

2 つのパレート最適解集合を比較し、相手に対して非劣である解の数を求めることで、パレートフロントの精度を評価する。(Fig.1)

- ・ 被覆率(Cover rate)

各目的関数に対する最大値と最小値間を任意数に分割し、分割された領域をどれだけカバーしているかによって、パレートフロントの均一性と幅広さについて評価する。(Fig.2)

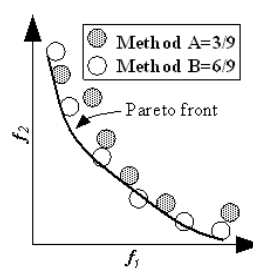


Fig.1 RNI

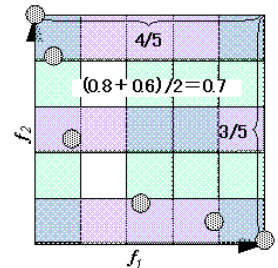


Fig.2 Cover rate

## 4. PSO の適用

著者らは VQC の組み合わせ最適化問題に対して、PSO(Particle Swarm Optimization)を用いて送電損失最小化に取り組んできた<sup>(4)</sup>。PSO に関しては、近年離散値最適化問題への適用が進められており、良好な解への強い収束性を持っているため、高精度な解を早期に見出すために適した手法である。

### (4.1) PSO の概念

PSO の探索は、次式によって行われる。

$$V_{k+1}(i) = w \cdot V_k(i) + c_1 \cdot rand_1() \cdot (pbest(i) - S_k(i)) \dots (3) + c_2 \cdot rand_2() \cdot (gbest - S_k(i))$$

$$S_{k+1}(i) = S_k(i) + V_{k+1}(i) \dots (4)$$

ここで、 $V_k(i)$ : エージェント  $i$  の探索  $k$  回目の速度、 $rand_1(), rand_2(): 0 \sim 1$  までの一様乱数、 $S_k(i)$ : エージェント  $i$  の探索  $k$  回目の探索点 (位置)、 $c_1, c_2$  は定数であり、文献等で推奨されている値  $c_1 = c_2 = 2.0$  を用いる。 $w$  はエージェントの

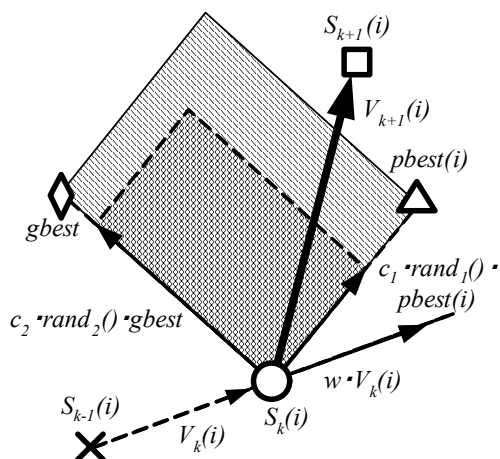


Fig.3 Concept of update of agent

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{k_{\max}} \cdot k \dots\dots\dots (5)$$

持つ速度（慣性）に対する重み関数であり，次式を用いる。

ここで， $w_{\max}$ :重みの初期値（最大値）， $w_{\min}$ :重みの最終値，（最小値）， $k$ :現在の探索回数， $k_{\max}$ :最大探索回数である。

Fig.3に，探索点推移の概念図を示す。式(3)の右辺第1項は，これまでの探索過程の速度を維持するための項であり，局所的な探索領域（斜線部）外の，新たな領域への大域的な探索を行う働きを持つ。一方で，第2，3項は，自身が既に探索した解と，群が既に探索した解に引っ張られることで，局所的な探索を行う働きを持つ。つまり，第2，3項のベクトル和（網目部）は，必ず斜線部内に存在する。ゆえに， $w$ に式(5)のような減衰関数を用いることで，探索回数の増加に伴い，大域的な探索から局所的な探索へと徐々に移行することになり，効率的な探索が期待できる。求められた速度ベクトルを式(4)によって現在の位置に加えることで，エージェント*i*は次の探索点 $S_{k+1}(i)$ へと推移する。

〈4.2〉多目的 PSO

近年，GAの進化的探索を用いた多目的最適化手法であるEMO(Evolutionally Multiple Optimization)と呼ばれる多目メタヒューリスティック手法が確立されつつある一方で，PSOも多目的化への適用が試みられている。そこで，本稿では文献(5),(6)で用いられている手法(Multiple Objective PSO : MOPSO)を本問題に適用する。

MOPSOは，エージェントが探索したパレート最適解を，アーカイブと呼ばれる外部保存へ保存する機能を有する。また，集団の中で得られた最良解である $gbest$ をアーカイブに保存されているパレート最適解から選出する。そのため， $gbest$ の選出は探索点をパレートフロントに近づける働きを持つ。すなわち，パレート最適解の中でも重要な解を $gbest$ として選択することが必要となり，ここではハイパーキューブと呼ばれるN(N:考慮する目的関数の数)次元の立方体により，解の重要性を評価する。Fig.4にMOPSOのフローを示し，順に説明する。

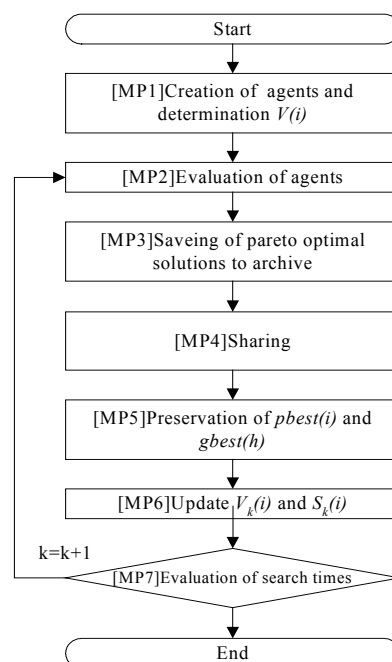


Fig.4 Flow chart of MOPSO

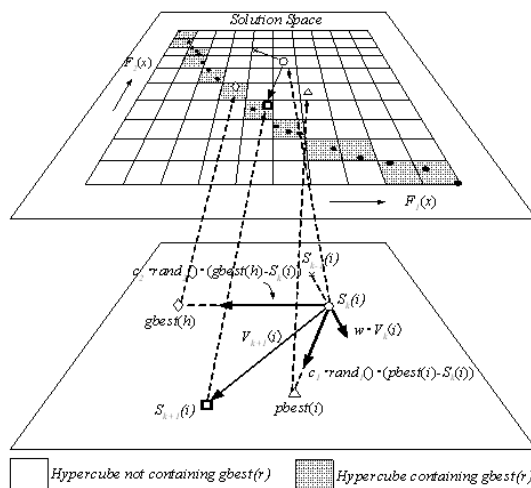


Fig.5 Imagine of hypercube

- [MP1]:ランダムにエージェントを生成する。
- [MP2]:エージェントを評価し，評価値を与える。
- [MP3]:パレート最適解をアーカイブに保存する。
- [MP4]:アーカイブに保存されたパレート最適解に対して，ハイパーキューブを作成(Fig.5)する。アーカイブに保存されている解はすべてパレート個体である。よって， $gbest$ は $gbest(r)$ (ただし $r$ はアーカイブに保存されている解数)と表される。目的関数ごと最大値，最小値を求め，その間を任意の個数に分割してハイパーキューブを作成する。アーカイブには予め保存可能な解数 $A_{\max}$ が設定され，それ以上のパレート最適解が得られた場合，次の操作を実行する。 $gbest(r)$ を含むハイパーキューブに着目し，任意の乱数に対してハイパーキューブに含まれる $gbest(r)$ の個数で除したものをハイパーキューブの適応度として与える。適応度の低

いハイパーキューブ程その周囲が混雑しており、最も適応度の低いハイパーキューブに含まれる解をランダムに選択し、消去する。この操作を Amax が満足するまで行う。

[MP5]:探索に用いる  $gbest(h)$  を選択するために、適応度を割り当てたハイパーキューブに対してルーレット選択を用い、適応度の高いハイパーキューブを優先して 1 つ選択する。その中から、ランダムに  $h$  を選択し、 $gbest(h)$  として次の探索に用いる。これらのようにハイパーキューブを用いて混雑の指標とすることで、シェアリングと同様な効果を期待している。

$pbest(i)$  の更新は、エージェントが得た現在の探索点の評価値と、探索毎に更新してきた  $pbest(i)$  を比較し、 $pbest(i)$  を強く優越する場合は現在の解を  $pbest(i)$  として保存し、パレート最適解である場合は、無作為に保存する。

[MP6]:式(5)(6)を用いて速度及び位置の更新を行う。

$$V_{k+1}(i) = w \cdot V_k(i) + c_1 \cdot rand_1() \cdot (pbest(i) - S_k(i)) + c_2 \cdot rand_2() \cdot (gbest(h) - S_k(i)) \dots (6)$$

[MP7]:終了条件を満たすまで、[MP2]~[MP6]を反復し、最終的にアーカイブに保存されている解が、パレート最適解集合となる。

#### 〈4.3〉提案する多目的 PSO

前節で示した手法では、通常の PSO にアーカイブ保存とハイパーキューブによるシェアリングという 2 つのオペレータが加えられた。アーカイブ保存については、得られたパレート最適解すべてを次世代の探索へ反映させることが可能であり、さらにアーカイブへのパレート最適解の保存を一定数に保つといった操作によって、パレートフロントへの一様な解の分布を促すために効果的である。しかし、後者の効果は、あくまでシェアリングが的確に行われた場合のことである。さらに、シェアリングは  $gbest$  の選択の際にも重要な役割を担っている。このようなことから、ここではハイパーキューブによるシェアリングの課題点を挙げ、その改善が図られている。

まず、シェアリングはそれぞれの解周囲の混雑の度合いを明確に表さなければならない。しかし、ハイパーキューブによるシェアリングでは、以下の点に難点があると考えられる。

- ・ハイパーキューブ生成数というシェアリングパラメータの決定
- ・ハイパーキューブ領域内が、一定のシェアリング半径を持たないことから生じる密集領域の解の孤立

前者については、その数が大きいことで、解が異なるハイパーキューブに分散してしまい、解周囲の混雑の度合いが適切に判断できない(Fig.6)。逆に小さいことで、1 つのハイパーキューブの領域が広くなり、多くの解を含むことで個々の解の混雑の度合いを適切に判断することができない場合が生じる(Fig.7)。

また、後者については、Fig.7 に示すように、密集している領域にも関わらず、ハイパーキューブに孤立してしまう

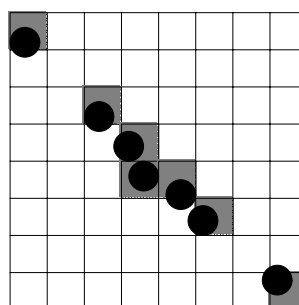


Fig.6 Too much hypercube

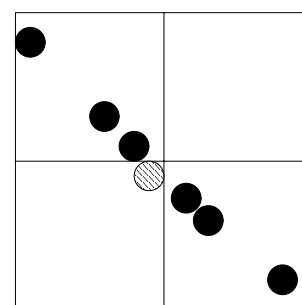


Fig.7 Isolation of a solution

解(斜線)が生じ、不適切な適応度が割り当てられてしまう可能性がある。

そこで、本稿ではシェアリングに混雑度距離(Crowding distance)を適用する。これは、パラメータフリーで混雑の度合いを与えることができる指標であり、次のような方法で算出される。

混雑度距離の算出は、アーカイブに保存されている  $M$  個のパレート最適解  $j=1, \dots, M$  に着目し、目的関数  $n$  に対して昇順にソートを行う。そして、解  $j, \dots, M$  に対して、以下の式よりスケールされた解空間での距離を算出する。

$$d_j = d_j + \left. \begin{array}{l} \frac{f_n(x_{j+1}) - f_n(x_{j-1})}{f_n^{\max} - f_n^{\min}} \quad \text{if } (j=2, \dots, M-1) \\ d_j^{\max} \quad \text{if } (j=1, M) \end{array} \right\} \dots (7)$$

これをすべての解に対して目的関数分だけ繰り返すことによって各個体の混雑度距離が決定される。混雑度距離は隣接する解同士の距離から算出される事から、この距離を用いることによってアーカイブ内の解周囲の周辺密度を直接表すものとなる。つまり、混雑度距離の大きいほど、その解周囲の解密度が少なく重要な解であるとされ、さらにパレート端に存在する解には最大距離が与えられることで、最も重視されることになる。従って  $gbest$  の選択では、算出された混雑度距離に対してルーレット選択を適用し、解を選択する。

## 5. シミュレーション

### 〈5.1〉シミュレーション条件

本稿では Fig.8 に示す 15 母線送電システムモデルを用いる。また、本システムの制約条件や負荷状態等詳細に関しては、Table.1 にまとめる。ただし、分路リアクトル ShR については、電力用コンデンサ SC と同じ母線に設置されているものとする。負荷は定電力として扱われ、電力潮流計算には Newton-Raphson 法を用いる。すべての制御変数を考慮した問題規模は  $1.136 \times 10^{33}$  である。

これに対して、文献(5)、(6)で用いられている従来型 MOPSO と、本稿で提案する MOPSO をそれぞれ Table.2 に示す設定パラメータの基 VQC に適用し、一様乱数初期値 1.0 ~ 10.0 の 10 回試行について比較検討を行う。

Table.1 Details of model system

Restriction of $V_{upper}$ and $V_{lower}$ limit			
$V_{lower}$	0.90	$V_{upper}$	1.10
Range of generator reactive power limit			
$G_1$	$-0.23 \leq Q_{g1} \leq 0.40$	$G_2$	$-0.60 \leq Q_{g2} \leq 1.50$
$G_3$	$-0.27 \leq Q_{g3} \leq 0.50$	$G_4$	$-0.15 \leq Q_{g4} \leq 0.37$
Controlled parameter			
Controller	Initial statement	Range of controller	
SC	0.000	$0.00 \leq SC_d \leq 0.60$	
ShR	0.000	$0.00 \leq SC_d \leq 0.30$	
LRT	1.000	$0.90 \leq LT_e \leq 1.10$	
Vg	1.000	$0.90 \leq V_{g_i} \leq 1.10$	
Pg	1.000	$0.50 \leq P_{g_i} \leq 1.00$	
Load data		$L_4$	$0.504+j0.302$
$L_1$	$0.520+j0.285$	$L_5$	$0.015+j0.000$
$L_2$	$0.710+j0.258$	$L_6$	$0.135+j0.042$
$L_3$	$0.719+j0.384$	$L_7$	$0.525+j0.010$

Table.2 Setting parameter of MOPSO

Agents size	200
Archive size( $A_{max}$ )	200
$w_{max}$	0.9
$w_{min}$	0.1
$V_{max}$	$\pm 8.0$
Sharing	Hypercube or Crowding distance
Evaluation times	100000

Table.3 Evaluation of each method

	Hypercube	Crowding Distance
RNI [%]	0.246433	0.753567
Cover rate [%]	0.734667	0.853667

Table.4 Minimum value of each objective function

	f1	f2	f3
Hypercube	4.612	1.589	41
Crowding distance	4.553	0.981	29

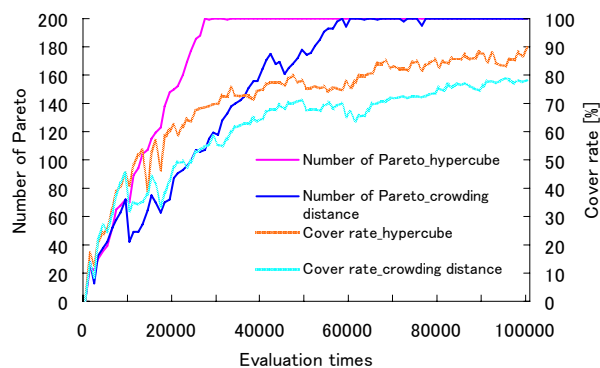


Fig.9 Change of the number of Pareto and cover rate

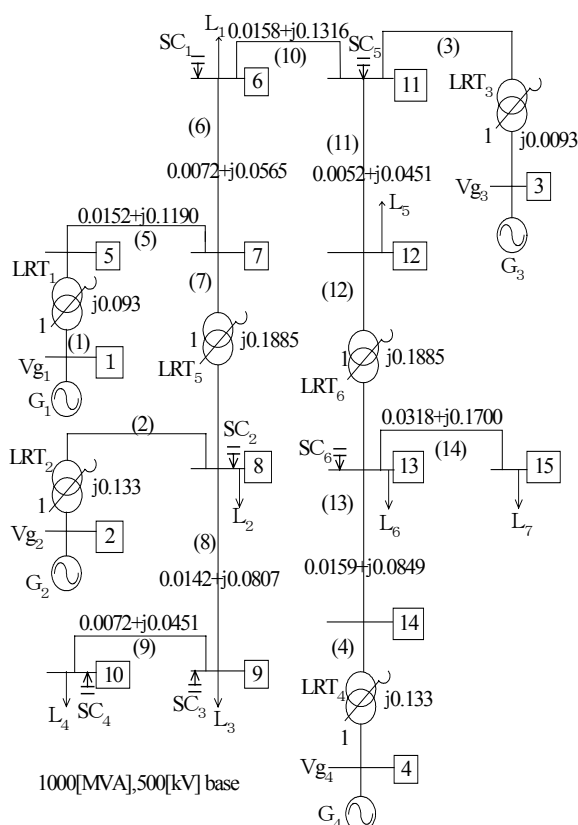


Fig.8 15 node power system model

### 〈5.2〉 シミュレーション結果

まず、Table.3 にはシェアリングとしてハイパーキューブを用いた場合と、提案する Crowding distance を用いた手法によって得られたパレート最適解の評価を示した。また、

Table.4 にはそれぞれの手法によって得られた目的関数ごとの最小値の値を示した。まず、パレート最適解の優越の割合を示す RNI については、提案手法が高い値となっている。つまり、従来型で得られたパレート最適解を優越するパレート最適解が、パレートフロントに幅広く得られていることが分かる。さらに、被覆率についても改善されていることから、提案したシェアリングの導入によつて的確に混雑度を表すことができ、良好なパレート最適解を効率的に探索可能となったことが推測できる。これは、Table.4 に示すように、すべての目的関数で、提案手法の方が改善されていることから明らかである。Fig.9 は探索過程のパレート数及び被覆率の推移である。これによると、提案手法では多くのパレート最適解が早い段階で得られていることがわかる。シェアリングが的確に行われないと、混雑度の高い領域へ *gbest* が選定されることで、パレート最適解の探索が阻害されてしまうが、提案手法のように混雑の度合いを的確に判断できれば、効率の良いパレート最適解の探索が可能である。また、パレート数がアーカイブ数に達してからも被覆率が増加する傾向から、シェアリングを用いたアーカイブ保存が良好に行われていることが確認できる。

Fig.10,11 はそれぞれの手法から得られたパレート最適解の結果を 3 次元の散布図として可視化したものである。これらより、提案手法によるパレート最適解のほうが、パレートフロントに幅広く分布させることができている。このパレート最適解集合の中から高精度かつ多様な実行解の選択が可能であると考えられる。また、Table.5 及び Fig.12 には Fig.11 上でそれぞれの目的関数を最小化したポイント A ~ C の解の送電損失値、制御回数、母線電圧を示している。



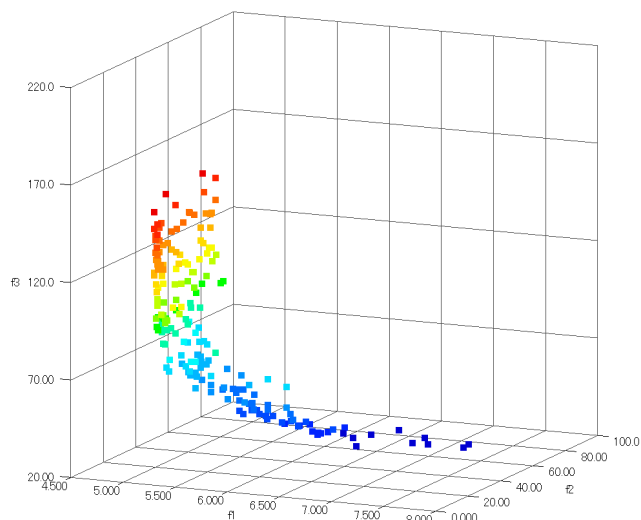


Fig.10 Pareto optimal solutions using hypercube

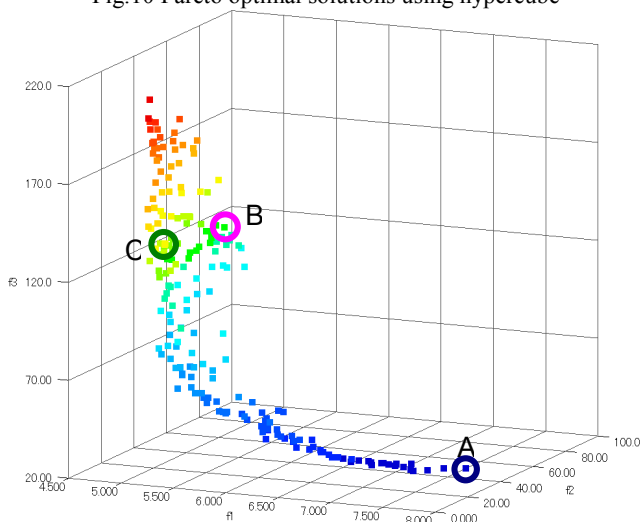


Fig.11 Pareto optimal solutions using crowding distance

A 点では制御回数が最小化されたため、送電損失が大きくなり、母線電圧も制約下限値(0.9[p.u])付近まで低下している箇所がある。B 点では、送電損失が最小化されたため、送電損失は A 点より 31.2[MW]軽減されているが、電圧は制約上限(1.1[p.u])値近くへ上昇しており、制御回数についても A 点と比較すると相当大きくなる。C 点は電圧基準値偏差を最小化したため、すべての母線で基準値 1.0[p.u]付近の電圧となり、安定した電圧安定性維持が可能な解となるが、他の目的は改悪方向へと働くことになる。これらの結果から、単一の目的関数に着目した場合には、他の目的関数の最適化が疎かになってしまふことが明らかである。このようなトレードオフの関係を持つ多目的最適化問題に対しては、ある目的関数が、他の目的関数にどれだけ影響するのかを考慮した上で、状況に応じた妥協解を選択すべきであろう。そのため、パレートフロントを一様に幅広く求め、目的関数間のトレードオフの関係を明確にすることで、様々なニーズに対応可能となり、高精度なパレート最適解集合を求めることで、合理的な実行の選択が可能となる。

Table.5 Loss and control times at each point

Point	Loss [MW]	control times
A	76.7	29
B	45.5	107
C	55.1	134

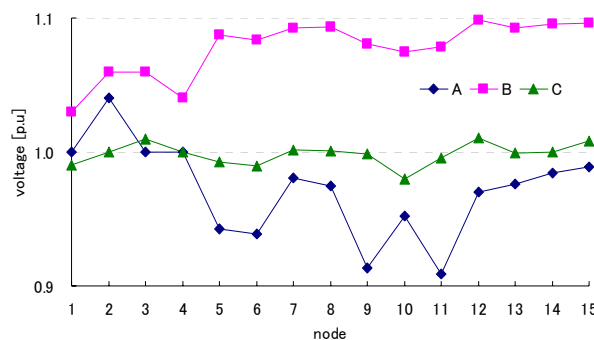


Fig.12 Node voltage at each point

## 7. まとめ

本稿では、従来から単一目的の最適化を対象としてきた電力システムの VQC に対して、新たに多目的最適化手法を導入した。そして、近年開発された多目的 PSO の改良手法を提案することで、従来の手法より良好なパレート最適解集合を得ることが可能となった。実行解の選択は、その状況に応じた選択が行われるべきであるが、やはり最終的には技術者の経験に委ねられることになる。ただし、他から必ず優越されないことが保証されたパレート最適解集合の中からの実行解の選択は、どの解が選択されたとしても合理的であり、また、技術者に対してトレードオフの関係を提供することが可能であるため、電力システムの柔軟な運用形態の構築のために、有用な手段であると考えられる。

## 参考文献

- (1) H.Yoshida and Y.Fukuyama. "A Particle Swarm Optimization for Reactive and Voltage Control in Electric Power system Considering Voltage Security Assessment" IEEE systems, Man, and Cybernetics Conference, 1999-10.
- (2) K. Deb, S. Agrawal, A. Pratab, and T. Meyarivan. A Fast Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization: NSGA-II. In KanGaL report 200001, Indian Institute of Technology, Kanpur, India, 2000
- (3) 廣安知之・三木光範・渡邊真也・迫田岳志・上浦二郎:「多目的遺伝的アルゴリズムにおける各手法の比較」, 同志社大学理工学研究報告, 第 43 巻, 第 1 号, pp41-52(2002)
- (4) 青木秀憲・水谷芳史:「制御手順を考慮した PSO による電圧無効電力制御」, 電学論 B, Vol.124-B, No.1 pp.95-102 (2004-1)
- (5) Carlos A. Coello Coello, Gregorio Toscano Pulido and Maximino Salazar Lechuga. Handling Multiple Objectives With Particle Swarm Optimization, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 8, No. 3, pp. 256-279, June 2004
- (6) 北村聖一・森一之・進藤静一・泉井良夫:「改良 MOPSO による工場エネルギー供給計画の多目的最適化」, 電学論 C, Vol.125-B, No.1 pp.21-28 (2005-1)
- (7) 山田佳法・森啓之:「多目的配電系統拡張計画に対する Controlled Elitist NSGA の適用」, 電力技術・電力系統技術合同研究会, PE-06-38, (2006-8)