

GAによる原点補正型の準最適自動抽出制御とその電力系統への適用

高田 等*・西田 幸一**・松山 幹男*・八野 知博*

A Suboptimal Automatic Choosing Control Modified
at the Origin by GA and its Application to a Power System

Hitoshi TAKATA, Kouichi NISHIDA, Mikio MATSUYAMA,
and Tomohiro HACHINO

In this paper an automatic choosing control is considered for nonlinear systems. Nonlinear terms of the systems are linearized piecewise so as to be able to design the linear optimal controllers. These controllers are smoothly united into a single nonlinear feedback controller by automatic choosing functions. With the aid of a genetic algorithm, parameters of these functions are suboptimally selected by minimizing a Hamiltonian's performance, which includes a term asking a slow change of origin-unbiased function. Computer simulations indicate that the resulting controller is greatly effective for stabilizing a single machine system connected to an infinit bus.

Key Words : automatic choosing control, genetic algorithm, Hamiltonian, origin-unbiased function.

1. まえがき

非線形性の比較的強いシステムの制御法として自動抽出制御法がある^[1~4]。本論文では原点補正型の自動抽出制御法について考察する。すなわち、まずシステムの非線形性を考慮しつつ領域分割する。次に各領域での線形制御則群を導出しこれらに原点補正を加える。最後にこれらを自動抽出関数により滑らかに結合する手法である。本制御法の良否はこれに含まれる各種パラメータの選定に大いに左右される。そこでここでは、分割数や、自動抽出関数と原点補正関数の滑らかさを配慮したハミルトニアン型評価を導入し、これに含まれる各パラメータを遺伝的アルゴリズム(GA)を用いて、最小化する。最後に本手法を一機無限大母線系統の電力系統過渡安定化問題に適用して、計算機シミュレーション実験を行いその有効性を確かめた。その結果、本制御法を用いた方が、従来の線形制御法よりもさらに動搖を安定化させ得ることが確かめられた。

2. 問題設定と自動抽出制御

次の非線形システムを考える。

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u, \quad x \in R^n, \quad u \in R^r \quad (1)$$

ただし、 $\cdot = d/dt$, $x = [x[1], \dots, x[n]]^T$ は n 次元ベクトル, $u = [u[1], \dots, u[r]]^T$ は r 次元制御ベクトル, f は連続微分可能な非線形 n 次元ベクトル値関数で $f(0) = 0$, g は連続微分可能な非線形 $n \times r$ 行列値関数で $g(0) \neq 0$ 。非線形性を考慮して分離関数 $C(x) \in R^l$ を定める。領域分割 $D = \bigcup_{i=0}^M D_i$ を行い、各小領域 D_i 每に $x = \hat{X}_i (\hat{X}_0 = 0)$ 点近傍で一次テーラー展開

$$\dot{x} = A_i x + w_i + B_i u \quad \text{on } D_i \quad (2)$$

を行う。評価を

$$J = \frac{1}{2} \int_0^\infty (x^T Q x + u^T R u) dt \quad \text{on } D_i \quad (3)$$

としたときの LQ 制御則は次式となる。

$$\hat{u}_i(x) = -R^{-1} B_i^T (P_i x - \xi_i) \quad (4)$$

ただし、 P_i は次のリカッチ方程式により求まる。

平成11年5月31日受理

*電気電子工学科

**博士前期課程電気電子工学専攻

$$\begin{aligned} P_i A_i + A_i^T P_i + Q_i - P_i B_i R^{-1} B_i^T P_i &= 0 \\ \xi_i &= [A_i^T - P_i B_i R^{-1} B_i^T]^{-1} P_i w_i \end{aligned}$$

$\xi_i \neq 0$ に対しては原点補正関数 :

$$\beta_i(x) = 1 - \exp(-x^T S_i x) \quad (S_i \geq 0) \quad (5)$$

を乗じることで、各小領域の制御則 $u_i(x)$ は以下のようになる。

$$u_i(x) = \hat{u}_i(x) \beta_i(x) \quad (6)$$

小領域 $D_i = \prod_{j=0}^{L-1} [a_{ij}, b_{ij}]$ ($0 \leq i \leq M$) を抽出する自動抽出関数として次式を定義する。

$$I_{iN}(x) = \prod_{j=0}^{L-1} I_{iN}(x; j) \quad (7)$$

ただし、

$$\begin{aligned} I_{iN}(x; j) &= \frac{1}{1 + \exp(2N(C_j(x) + a_{ij})/h_j)} \\ &\quad - \frac{1}{1 + \exp(-2N(C_j(x) + a_{ij})/h_j)} \end{aligned}$$

ここで $h_j = (b_{ij} - a_{ij})/2$, $N > 0$ 。

(6)(7)式から領域毎に切り替えのないフィードバック制御則が得られる。

$$u(x) = \sum_{i=0}^M u_i(x) I_{iN}(x) \quad (8)$$

3. ハミルトニアン型評価

3-1 ハミルトニアン関数

(1)式の駆動行列 $g(x)$ が最大階数をもち、 $g^\dagger(x)g(x) = E$ とする。ただし E は適当な次元の単位行列で、 \dagger は一般化逆行列記号である。このときハミルトニアンは

$$H(x, u, \lambda) = \frac{1}{2} x^T Q_i x + \frac{1}{2} u^T R u + \lambda^T (f(x) + g(x)u) \quad (9)$$

で定義される。ここで補助変数ベクトル λ として

$$\lambda = \sum_{i=0}^M (B_i - g(x))g(x)^\dagger + E \quad (10)$$

を導入する。変分法によると最適制御であるための条件として $\partial H / \partial u = 0$, すなわち

$$u = -R^{-1} g(x)^T \lambda \quad (11)$$

が満たされねばならない。(11)式に(10)式を代入すると

$$u = \sum_{i=0}^M \{-R^{-1} B_i^T (P_i x - \xi_i)\} \beta_i(x) I_{iN}(x) \quad (12)$$

となり、これは(8)式の自動抽出制御そのものである。このときハミルトニアンは(11)式を(9)式に代入して

$$H(x, u, \lambda) = \frac{1}{2} x^T Q_i x + \frac{1}{2} u^T R u + f^T(x) \lambda \quad (13)$$

となる。

3-2 工学的重み条件

非線形システムに対し、領域の分割数 M は多すぎると制御則が複雑になるので、工学的には少なければ少ない方が良い。

制御則において各領域での線形制御則 $\hat{u}_i(x)$ 間の滑らかな移行を実現するためには $\partial I_{iN}(x)/\partial C(x)$ のノルムを小さくする必要がある（文献[3]参照）。

原点付近での原点補正関数の微分値の急激な変化は好ましくないので $\max \|\partial \beta_i / \partial x\|$ を小さくすることを考える。付録の（付2）式より $S_i = \sigma^2 E$ のとき $\max \|\partial \beta_i / \partial x\| = \sqrt{2/e} \sigma$ である。

3-3 総合評価関数

(13)式と3-2を考慮して次の評価関数：

$$\begin{aligned} PI &= \int_D w_1 |H(x, u, \lambda)| dx + w_2 M \\ &\quad + \sum_{i=0}^M w_3 \|\partial I_{iN}(x)/\partial C(x)\| + w_4 \sqrt{2/e} \sigma \end{aligned} \quad (14)$$

を導入する。ただし w_i は非負の重み関数である。自動抽出制御則 $u(x)$ に含まれるパラメータ集合

$$\Omega_0 = \{M, \hat{X}_i, N, a_{ij}, b_{ij}, h_j, S_j\}$$

の部分集合 $\Omega \subset \Omega_0$ を、この評価関数 PI の最小化で求める。本論文では、簡単化のために文献[3]に従いとする。

$$\begin{aligned} w_1 &= 1/x^T x \\ w_2 &= 1 \\ w_3 &= \prod_{j=0}^{L-1} h_j / \{2(M+1) \|\Lambda_{ij}(x)\| I_{iN}(x) \int_D dx\} \\ w_4 &= 1/\sqrt{2/e} \end{aligned}$$

ただし、

$$\Lambda_{ij}(x) = [\{\exp(-(C_j(x) - a_{ij})N/h_j) + \exp((C_j(x) - a_{ij})N/h_j)\}^{-2} - \{\exp(-(C_j(x) - b_{ij})N/h_j) + \exp((C_j(x) - b_{ij})N/h_j)\}^{-2}] / I_{iN}(x; j)$$

である。このとき(14)式は

$$PI = \int_D |H(x, u, \lambda)| / x^T x + M + N + \sigma \quad (15)$$

となる。よって、自動抽出制御に含まれるパラメータの選定に関し(15)式の評価関数を GA により最小化することで、準最適自動抽出制御を設計することができる。なお、積分は平均有限和で近似する。

4. 遺伝的アルゴリズム

未知パラメータ集合 Ω の準最適値を GA により決定する。以下にそのアルゴリズムを示す。

Step 1 : 初期候補集団発生

q 個の二進文字列（個体）から構成される Ω の初期候補集団をランダムに発生させる。

Step 2 : デコード化

$\Omega_p (p = 1, 2, \dots, q)$ の各要素 α_κ を次でデコード化する。

$$\alpha_k = \frac{\alpha_{k,\max} - \alpha_{k,\min}}{2^{L_k} - 1} A_k + \alpha_{k,\min} \quad (16)$$

ただし、 $\alpha_{k,\max}$: α_k の最大値、 $\alpha_{k,\min}$: α_k の最小値、 A_k : α_k に対応する二進文字列を十進数に変換した値、 L_k : α_k に対応する二進文字列のビット数。

Step 3 : 適応度計算

デコード化された $\Omega_p (p = 1, 2, \dots, q)$ を用いて(15)式より $PI_p (p = 1, 2, \dots, q)$ を求め、適応度 $F_p = 1/PI_p$ を計算する。

Step 4 : 複製

各個体を適応度に比例した確率 $F_p / \sum_{j=1}^q F_j$ で複製する。

Step 5 : 交叉

ランダムに個体のペアを $q/2$ 個作成し、交叉確率 P_c で交叉を行う。すなわち、ランダムに交叉点を選び、交叉点の前後で文字列を入れ換える。

Step 6 : 突然変異

突然変異確率 P_m で個体の各遺伝子（0あるいは1）を反転させる。

Step 7 : 繰り返し

以後 *Step 2* ~ *Step 6* をあらかじめ決められた G 世代に達するまで繰り返し、集団全体の適応度を高めていく。

最終的には、全世代において最も高い適応度を有する個体から準最適な Ω が決定され、(8)式の $u(x)$ が構成される。

5. 数値シミュレーション

電力系統における一機無限大母線系統の運動方程式は、

次式で表される。

$$M \frac{d^2\delta}{dt^2} + D \frac{d\delta}{dt} + P_e = P_{in} \quad (17)$$

$$P_e = E_1^2 Y_{11} \cos \theta_{11} + E_1 V Y_{12} \cos(\theta_{12} - \delta) \quad (18)$$

$$E_I + T'_{do} \frac{dE'_d}{dt} = E_{fd} \quad (19)$$

$$E_I = E'_d + (X_d - X'_d) I_d \quad (20)$$

$$I_d = -E_I Y_{11} \sin \theta_{11} - V Y_{12} \sin(\theta_{12} - \delta) \quad (21)$$

$$D = V^2 \left(\frac{T''_{do}(X'_d - X''_d)}{(X'_d + X_e)} \sin^2 \delta + \frac{T''_{q0}(X_q - X''_q)}{(X_q - X_e)} \cos^2 \delta \right) \quad (22)$$

ここで、 δ : 発電機相差角、 P_{in} : 機械的入力、 P_e : 電気的出力、 M : 発電機慣性定数、 D : 制動係数、 E_I : 内部誘起電圧、 V : 基準点電圧、 $Y_{11} < \theta_{11}$ 、 $Y_{12} < \theta_{12}$: 機間アドミタンス、 E'_d : 過渡リアクタンス背後電圧、 E_{fd} : 界磁電圧、 T'_{do} : 直軸過渡時定数、 I_d : 直軸電流、 X_d : 直軸同期リアクタンス、 X'_d : 直軸過渡リアクタンスである。

状態変数を $x = [x_1, x_2, x_3]^T = [E_I - \hat{E}_I, \delta - \hat{\delta}, \dot{\delta}]^T$ 、および制御変数を $u = E_{fd} + \hat{E}_{fd}$ とすると、

$$\begin{bmatrix} \dot{X}_1 \\ \dot{X}_2 \\ \dot{X}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1(X) \\ f_2(X) \\ f_3(X) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_1(X) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} U$$

$$f_1(X) = -\frac{1}{kT_{do}} X_1 + \frac{(X_d - X'_d) V Y_{12}}{k} X_3 \cos(\theta_{12} - X_2), f_2 = X_3$$

$$f_3(X) = -\frac{V Y_{12}}{M} X_1 \cos(\theta_{12} - X_2) - \frac{Y_{11} \cos \theta_{11}}{M} X_1^2 - \frac{D}{M} X_3 + \frac{P_0}{M}$$

$$g_1(X) = \frac{1}{kT_{do}} \\ k = 1 - (X_d + X'_d) Y_{11} \sin \theta_{11}$$

となる。

系統定数、定常状態運転値、および GA の設定パラメータは以下の通りである。

系統定数：

$M = 0.016095[\text{pu}]$	$T_{do} = 5.09907[\text{sec}]$
$V = 1.0[\text{pu}]$	$P_0 = 1.2[\text{pu}]$
$X_d = 0.875[\text{pu}]$	$X'_d = 0.422[\text{pu}]$
$Y_{11} = 1.04276[\text{pu}]$	$Y_{12} = 1.03084[\text{pu}]$
$\theta_{11} = -1.56495[\text{pu}]$	$\theta_{12} = 1.56189[\text{pu}]$
$X_e = 1.15[\text{pu}]$	$X''_d = 0.238[\text{pu}]$
$X_q = 0.6[\text{pu}]$	$X''_q = 0.3[\text{pu}]$
$T''_{do} = 0.0299[\text{pu}]$	$T''_{q0} = 0.02616[\text{pu}]$

定常状態運転値：

$$\begin{aligned}\hat{E}_t &= 1.522[\text{pu}] & \delta &= 48.57^\circ \\ \dot{\delta} &= 0.0[\text{deg/sec}] & \hat{E}_{fd} &= 1.522[\text{pu}]\end{aligned}$$

GA の設定パラメータ：

個体数	$q = 30$
世代数	$G = 30$
交叉確率	$P_c = 0.8$
突然変異確率	$P_m = 0.03$

これらの条件の下、第4章のアルゴリズムを用いて自動抽出制御法(ACC)の準最適パラメータ値を求めた。その結果を次に示す。

$$\begin{aligned}M &= 2, \hat{X}_0 = 48.57^\circ, \hat{X}_1 = 70^\circ, \hat{X}_2 = 90^\circ, N = 10 \\ a_1 &= 62.9^\circ, a_2 = 89.0^\circ, S_i = 15.2E\end{aligned}$$

なお従来の線形制御法(LOC)のパラメータ値は $M = 0, \hat{X}_0 = 48.57^\circ$ である。

上で求められたパラメータ集合を用いて自動抽出制御(ACC)と、線形制御(LOC)を設計し、比較実験を行う。初期値 $x(0)$ が、 $x(0) = [0, 20^\circ, 0]^T$ と小さい変動の場合の内部誘起電圧 E_t 、相差角 δ 、角速度 $\dot{\delta}$ の時間応答

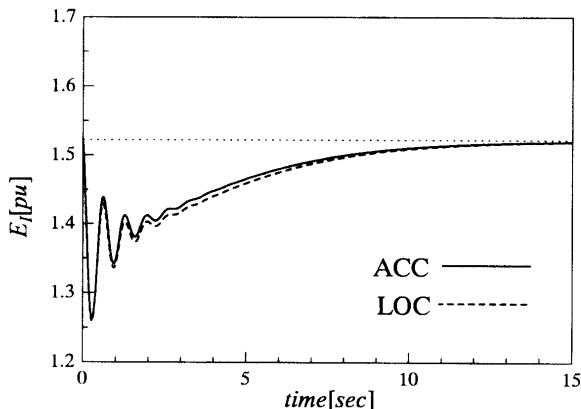


Fig.1 Excitation voltage when small fluctuation

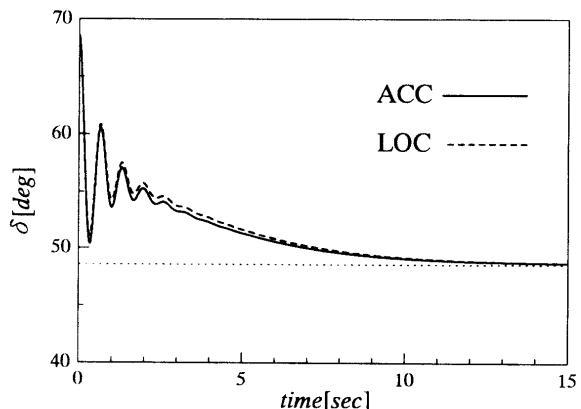


Fig.2 Phase angle when small fluctuation

答を Fig.1~Fig.3 に示す。次に $x(0) = [0, 70^\circ, 0]^T$ と大きな変動の場合の内部誘起電圧 E_t 、相差角 δ 、角速度 $\dot{\delta}$ の時間応答を Fig.4~Fig.6 に示す。また、Table 1 には各初期値に対する 15 秒間の評価 $J = \frac{1}{2} \int_0^{15} (x^T x + u^T u) dt$ の比較表を示す。

これらのシミュレーション結果から、GA により設計された自動抽出制御法(ACC)が従来の線形制御法(LOC)に比べて優れており、比較的大きな動揺でも安定化させることが確かめられた。

6.まとめ

自動抽出制御法を非線形システムである電力系統の界磁電圧制御に適用し、その有効性を確かめた。遺伝的アルゴリズムを用いてハミルトニアン型評価を最小化する手法で、準最適パラメータ集合を求めた。そして準最適自動抽出制御を設計し、計算機シミュレーションを行った結果、従来の線形制御法(LOC)を用いたものよりも本手法(ACC)を用いたものが、大きな動揺でも安定化でき、制御精度が向上していることが確認できた。

本手法における、制御則を求める際のより最適な重み

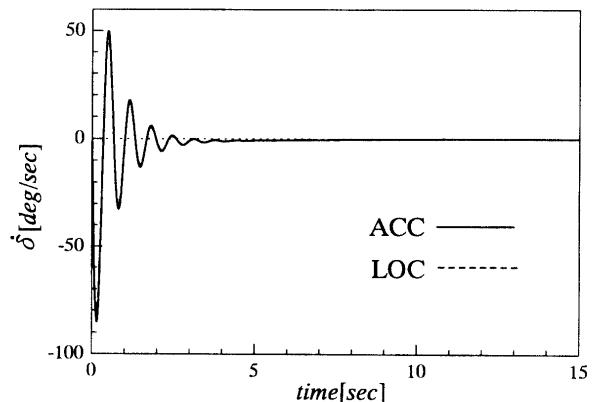


Fig.3 Rotor speed when small fluctuation

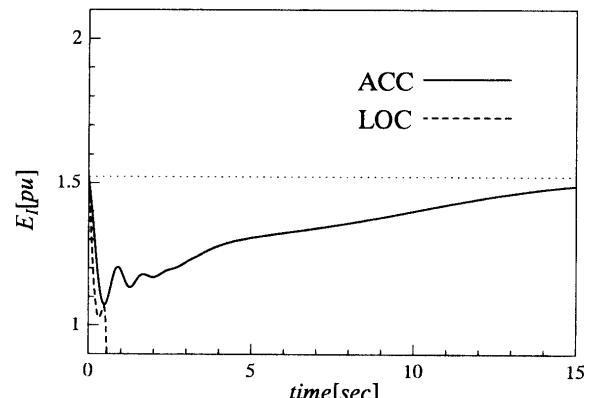


Fig.4 Excitation voltage when large fluctuation

決定問題や、安定領域拡大問題等は今後に残された研究課題である。

参考文献

- [1] 高田等, 八野知博, 松山幹男, “自動抽出制御法における自動抽出関数の最適設計法について”, 第49回電気関係学会九州支部連合大会, p.587 (1996)
- [2] 高田等, 松本剛, 八野知博, 松山幹男, “GAによる自動抽出関数に対する分割領域幅の最適設計”, 第16回 SICE 九州支部学術講演会, pp.317-318 (1997)
- [3] 高田等, “非線形システムに対するシグモイド型自動抽出制御法とGAによる準最適設計”, 電気学会論文誌, Vol.118-C, No.11, pp.1611-1616 (1998)
- [4] 高田等, 西田幸一, 八野知博, “準最適原点補正型の自動抽出制御”, 第41回自動制御連合講演会, pp.147-148 (1998)

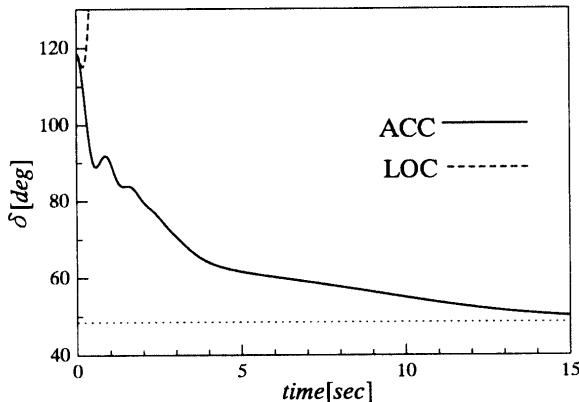


Fig.5 Phase angle when large fluctuation

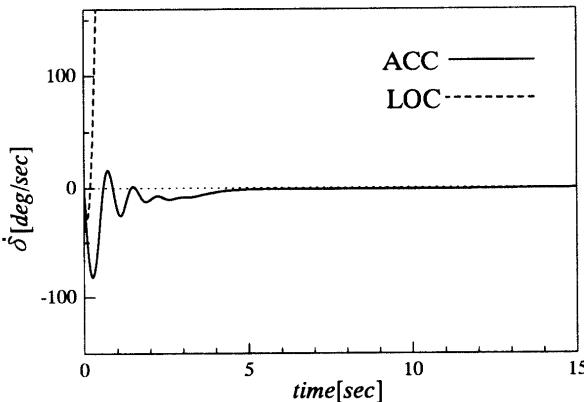


Fig.6 Rotor speed when large fluctuation

付録

原点補正関数の形状最適条件

原点補正関数 $\beta_i(x)$ は、含まれるパラメータ S_i の値の大きさによってその形状が決まる。 S_i が大きくなると原点付近での $\beta_i(x)$ の微分値が大きくなり好ましくない。そこで原点補正関数の微分値の最大値を押さえるため $\max\|\partial\beta_i/\partial x\|$ を小さくすることを考える。簡単のために $S_i = \sigma^2 E$ と仮定する。

$$\partial\beta_i/\partial x = -2(\beta_i(x)-1)x^T S_i = 2\sigma^2 \{\exp(-\sigma^2 \sum_{i=1}^n x_i^2)\} x^T$$

より

$$\|\partial\beta_i/\partial x\| = 2\sigma^2 \sqrt{\sum_{i=0}^n x_i^2} \exp(-\sigma^2 \sum_{i=0}^n x_i^2) \quad (\text{付 } 1)$$

よって

$$\partial\|\partial\beta_i/\partial x\|/\partial x = 2\sigma^2(1-2\sigma^2 \sum_{i=1}^n x_i^2)(\sum_{i=1}^n x_i^2)^{-\frac{1}{2}} \{\exp(-\sigma^2 \sum_{i=1}^n x_i^2)\} x = 0$$

から、 $\sum_{i=1}^n x_i^2 = 1/(2\sigma^2)$ を得る。故に (付 1) 式に代入して

$$\max\|\partial\beta_i/\partial x\| = \sqrt{2/e} \sigma \quad (\text{付 } 2)$$

となる。

Table 1 Performance

Method $x^T(0)$	ACC	LOC
[0,10°,0]	0.185	0.185
[0,20°,0]	0.594	0.616
[0,30°,0]	1.073	1.399
[0,40°,0]	1.483	×
[0,50°,0]	1.718	×
[0,60°,0]	1.833	×
[0,70°,0]	1.909	×
[0,80°,0]	×	×

(×:very large value)