

2 慣性システムのパラメータ自動チューニングに関する研究

張 炳勲*, 堀 洋一 (東京大学)

Research related to the Parameter Auto-tuning of Two Mass Control System

Byunghoon Chang and Yoichi Hori (The University of Tokyo)

Abstract

Quantitative assessment of searching ability of several heuristic search algorithms is an important issue in solving real-world optimization problems.

In this paper, we propose a Parameter Auto-Tuning method for high-speed and high-precision positioning of CNC apparatus. In order to realize the optimized velocity and feedforward gain, we choose Genetic Algorithms which upgrade the parameter by several operators(Crossover,Mutation) in generations.

Some experimental results using a CNC apparatus are shown to verify the effectiveness of the proposed method.

キーワード: パラメータ自動チューニング, 2 慣性制御系, 遺伝アルゴリズム

(Parameter Auto-Tuning, 2 Mass Control System, Genetic Algorithms)

1 はじめに

本論文は, われわれの身の周りに存在する各システムにおいてのパラメータ最適値の自動探索に関するものであって, 特に2 慣性制御系においての各パラメータを自動探索することに関する提案である。

現在, 物を作るメーカーなどでは顧客に対して製品を売る際, その製品に対する必要なパラメータの設定などのため, その製品に関する専門家を出張などの形で直接派遣し, 必要なパラメータを調整するサービスを行っているのが一般的である。

しかしながら, もしその必要なパラメータを自動的にチューニング可能とするツールがあればより効果的なサービスを提供することが可能であると思われる。

近年, エンジニアリング・デザインの分野での複雑な最適化問題を解く必要性が大きく高まっている一方では, 最適化のための手法として, 従来の数値計画法に基づく方法以外に, 遺伝アルゴリズム (Genetic Algorithms: GA) やシミュレーテッドアニーリング (Simulated Annealing : SA) などのヒューリスティック解法も実用的な最適化問題に使われ始めている。[1][2]

たとえば, 他の最適化手法と比較して大域的な探索が可能であり, 生物の適応進化に関する“環境に最も適したものは生き残る”という原理に基づいた計算手法である GA は, 渋滞する飛行場で各航空機に最適な地上滑走に計画や, エレベーターの最適制御, およびメカトロニクス機器のテーブル駆動システムの自律設計などの実最適化問題に適用され, 大きな効果を挙げている。[3][4][5][6]

本研究は, メーカーの製品に必要なパラメータを自動的に調整するツールの開発を目指している。具体的には, 2 慣性制御系の高速高精度性能に関わる, 目標軌道の設計, フィードバック補償器, フィードフォワード補償器などの最適値

を GA を利用して自動探索することを目的とする。

本論文では, その入り口として, 2 慣性制御系の代表例である NC(Numerical Control) 工作機械において, フィードバック補償器とフィードフォワード補償器の最適値を GA を利用して求めた結果を報告する。

2 探索パラメータの定義

図 1 は, 2 慣性制御系の体表例である NC 実験装置である。

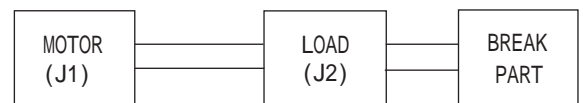


図 1: NC 実験装置

図 2 は, 上記 NC 実験装置の全体的なブロック線図である。

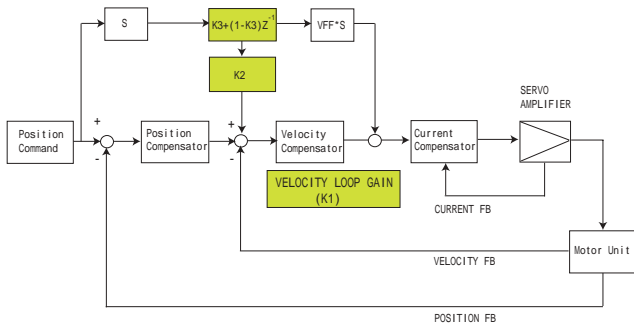


図 2: NC 装置のブロック線図

図 2 から本研究での NC 制御装置は、エラー圧縮特性にかかわるフィードバックコントローラと目標値追従特性にかかわるフィードフォワードコントローラを有する 2 自由度制御系の構造を持っていることがわかる。

このような 2 自由度制御系において、特に NC 制御装置の性能に大きな影響を与える三つのパラメータ (速度ゲイン: K_1 , 速度フィードフォワードゲイン: K_2 , 未来値予測パラメータ: K_3) が本研究での探索の対象である。

3 GA の設計

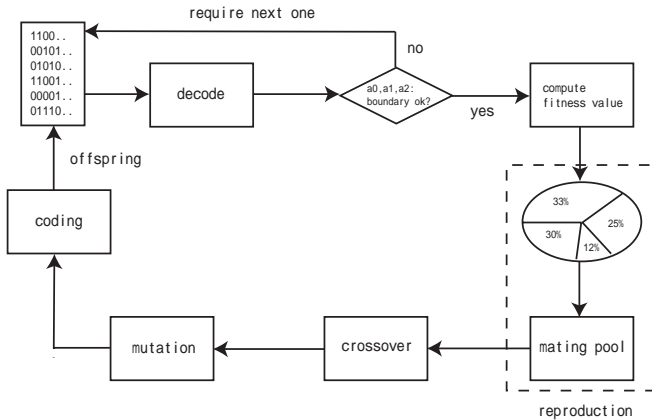


図 3: GA のアウトライン

図 3 は GA のアウトラインであり、次の四つのステップからなる。

1. 最初の集団をランダムに創造することによりアルゴリズムは始まる。
2. 集団の適応度を計算する。
3. その後、アルゴリズムは次世代の集団を創造する。
 - (a) 適応度に基づいて親を選択する
 - (b) 選ばれた親から子供を創造する (交差、突然変異)。
 - (c) 次世代を構成するために現在の集団と創造された子供らを取り替える。

4. 探索目標が達成されるとアルゴリズムは終了する。そうではない場合は、繰り返して 3 段階に戻る。

各段階の詳細は次節から説明する。

3.1 染色体のコーディングとデコーディング

遺伝アルゴリズムにおいてあるパラメータ X は、 B の長さのバイナリ文字列にコーディングされる。 ΔX の定義と X の境界条件は、

$$\Delta X = \frac{U_X - L_X}{2^B - 1}, L_X \leq X \leq U_X \quad (1)$$

となる。ただし、 L_X : X の下限値、 U_X : X の上限値である。本研究においての各パラメータ (K_1, K_2, K_3) のコーディングの例を以下に示す。

- $L_{K_1} = 200, U_{K_1} = 712, B_{K_1} = 6, \Delta K_1 = 8$
- $L_{K_2} = 82.08, U_{K_2} = 100.0, B_{K_2} = 6, \Delta K_2 = 0.28$
- $L_{K_3} = -0.5, U_{K_3} = 0.5, B_{K_3} = 4, \Delta K_3 = 0.0625$

K_1	code	K_2	code	K_3	code
200	000000	82.08	000000	-0.5000	0000
208	000001	82.36	000001	-0.4375	0001
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
712	111111	100.0	111111	+0.5000	1111

デコーディングの手順はコーディング手順の逆になる。

3.2 評価関数及び適応度

評価関数の選び方は制御目標と設計者によって様々な方法が考えられるが、実現のための簡単な評価関数 (E_i) として、目標軌道に実システムの軌道を最大限近づけるための式 (2) が利用される。

$$E_i = K_T * \Sigma(TCMD_k - TCMD_{k-1})^2 + K_E * \Sigma ERR^2 \quad (2)$$

ただし、 $TCMD$: モータへの入力トルク、 ERR : 目標位置との誤差、 K_T : $TCMD$ の重み、 K_E : ERR の重み、 i : 各個体である。

また、遺伝アルゴリズムを適用するため式 (3) のような関係に基づいて適応度 F_i を算出した。

$$F_i(K) \propto \frac{1}{E_i(K)} \quad (3)$$

すなわち、各パラメータの最適値は最高値の適応度を発揮する世代の集団の中から選ばれることになっている。

3.3 オペレータ

3.3.1 選択

GA での新しい子供を生み出すときの原則は、適応度の大きいものほどたくさん子供を生むようにするというこ

ある。 $F_1, F_2 \dots F_n$ の n 個の個体と各々の適応度が与えられたとき、 i 番目の個体が選択される確率 p_i は、

$$p_i = \frac{F_i}{\sum F_i} \quad (4)$$

となる。この方式は選択の中でルーレット方式として知られている。

本研究では、選択方法として、各個体が選択される確率 p_i に基づいたルーレット方式を採用した。

3.3.2 交叉と突然変異

選択の作業が行われた後、新たな二つの文字列が交叉の段階で選択される。その後、以下のように選択された二つの文字列の上で交叉点がランダムに決まる（一点交叉方式）。

$$\begin{array}{c} \downarrow \\ K_A = 110 \quad | \quad 1001001101100 \\ K_B = 001 \quad | \quad 1101011011000 \end{array}$$

最後に、以下のように交差点以後のすべての文字列を交換する作業が行われる。

$$\begin{array}{c} K_{A'} = 110 \quad 1101011011000 \\ K_{B'} = 001 \quad 1001001101100 \end{array}$$

このような一点交叉方式以外にも、二点交叉方式、多点交叉方式などがあるが、本研究ではアルゴリズムを単純化するために上記のような一点交叉方式を採用して実験を行った。突然変異は文字列の中で特別な文字が偶然に変化する以下のような動作である。

$$\begin{array}{c} \downarrow \\ K_C = 101 \quad 0010111000110 \\ K_D = 101 \quad 1010111000110 \end{array}$$

交叉と突然変異はそれぞれ通常、交叉率 P_{cross} と突然変異率 P_{mut} として確率的に適用される。特に、交叉率は $0.6 \sim 0.95$ の範囲でよく使われる。

本研究での交叉率及び突然変異率はそれぞれ $60\%, 5\%$ の確率を優先として実験を行った。

4 実験結果

具体的なモータ動作パターンは、図 4 でありモータの加減速の際の速度ループの PID ゲイン (K_1)、フィードフォワード入力関連のパラメータ (K_2, K_3) の調整を行った結果を報告する。

- チューニング対象: K_1, K_2, K_3
- 集団の数: 20, 世代の数: 30
- 交叉率: 0.6, 突然変異率: 0.05
- サンプル時間: $1msec * 2500$

本実験では、式 (2) の評価関数において K_E と K_T の比が $1:10$ と $10:1$ の二つのケースを考慮してパラメータの自動チューニングを行った。

- 図 5 ~ 図 12: K_E と K_T の比が $1:10$ のケースの実験結果

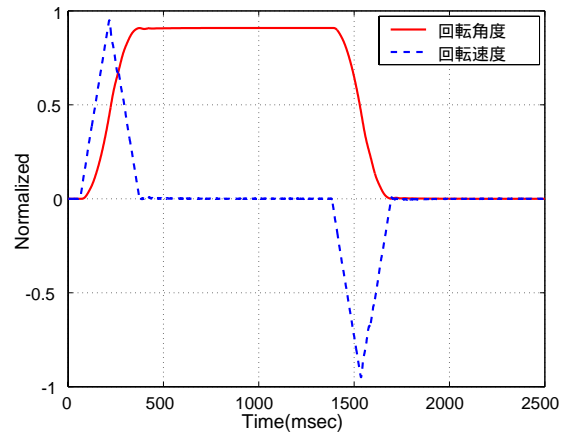


図 4: 動作パターン (速度: 4000mm/min)

- 図 13 ~ 図 20: K_E と K_T の比が $10:1$ のケースの実験結果

図 5 と図 13 から上記二つのケースともに各世代が進むにつれ、総合適応度が上がっている事が確認できる。

図 6 ~ 図 8 と図 14 ~ 図 16 は、それぞれ上記二つのケースの K_1, K_2, K_3 の探索結果を示している。すなわち、探索の結果得られた各パラメータ値は K_E と K_T の比が $1:10$ の場合には $K_1 = 416, K_2 = 99.44, K_3 = +0.0625, K_E$ と K_T の比が $10:1$ の場合には $K_1 = 496, K_2 = 99.72, K_3 = +0.2048$ であった。

ここでは、トルクに対する重み (K_T) が大きくなった場合に速度ゲイン (K_1) がより小さな値でチューニングされていることが確認できる。

図 9 ~ 図 12, 図 17 ~ 図 20 から世代が進むにつれ進化する位置及びトルク特性が確認できる。

特に、図 10, 図 11, 図 12 から重み K_T が重視されている場合にトルクの特性が改善されていくことが確認できる。

5 まとめ

本論文では、2 慣性制御系の高速度高精度性能に関わる、目標軌道の設計、フィードバック補償器、フィードフォワード補償器などの最適値を GA を利用して自動探索することを目的とし、その入り口として、2 慣性制御系の代表例である NC (Numerical Control) 工作機械において、フィードバック補償器とフィードフォワード補償器の最適値を GA を利用して求めた結果を報告した。

今後、目標軌道の設計に関わるパラメータを含めた 2 慣性制御系の性能に関わる全てのパラメータを探索の対象とし、人間がチューニングすることが難しいと思われる制御系全体に本研究を拡張するところに意味があると考え、その研究を続ける予定である。

将来的には、顧客に対して製品を売る際、その製品に対する必要なパラメータを自動的にチューニング可能とするツールを提案することにより、より効果的なサービスを提供することが可能であると期待される。

参考文献

- [1] K.F.Man,K.S.Tang,and S.Kwong:"Genetic Algorithms: Concepts and Applications", IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol.43,No.5,pp.519-534,1996.
- [2] Michael J. Brusco, J.Dennis Cradit and Stephanie Stahl : A Simulated Annealing Heuristic for a Bicriterion Partitioning Problem in Market Segmentation, Journal of Marketing Research Vol.39 Issue:1, pp.99-109, 2002.
- [3] B.S.Chen,Y.M.Cheng,and C.H.Lee:"A Genetic Approach to Mixed H2/H Optimal PID Control", IEEE Control System,pp.51-60,October 1995.
- [4] Brankica Pesic, Nicolas Durand, Jean-Marc Alliot : Aircraft Ground Traffic Optimisation using a Genetic Algorithm, GECCO 2001, pp.1397-1404, 2001.
- [5] Tapio Tyni, Jari Ylinen : Genetic Algorithms in Elevator Car Routing Problem, GECCO 2001, pp.1413-1422, 2001.
- [6] 伊藤、岩崎、桂井:"既約分解表現に基づく2自由度位置決め制御系のGAによる自律設計"、電学論D,124-1,pp.69-76,2004.

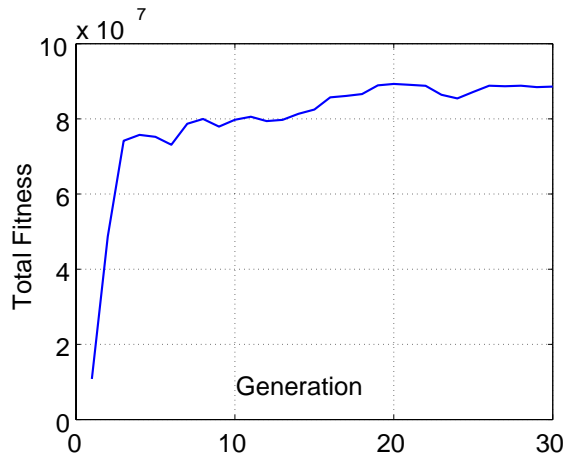


図 5: 各世代の総合適応度 ($K_E : K_T = 1 : 10$)

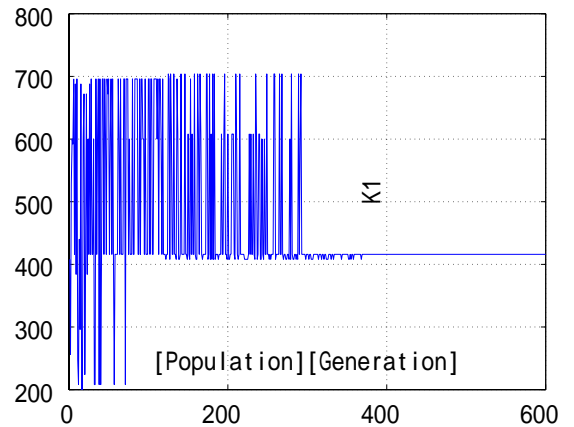


図 6: 速度ゲイン (K_1) の探索結果 ($K_E : K_T = 1 : 10$)

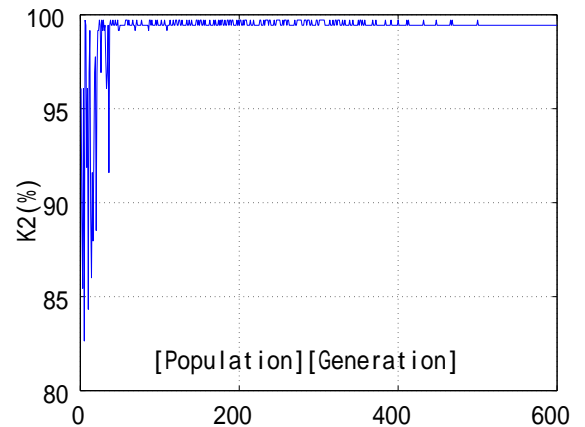


図 7: フィードフォワードゲイン (K_2) の探索結果 ($K_E : K_T = 1 : 10$)

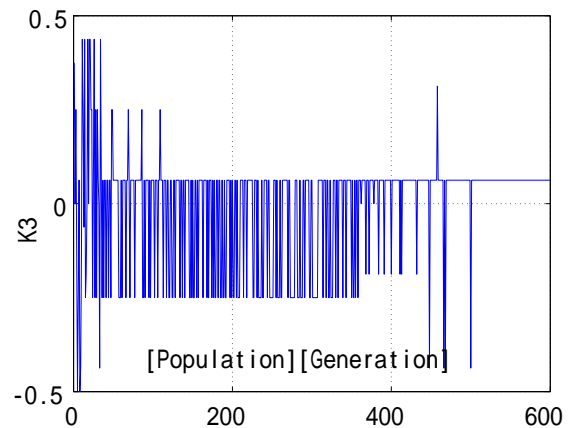


図 8: K_3 の探索結果 ($K_E : K_T = 1 : 10$)

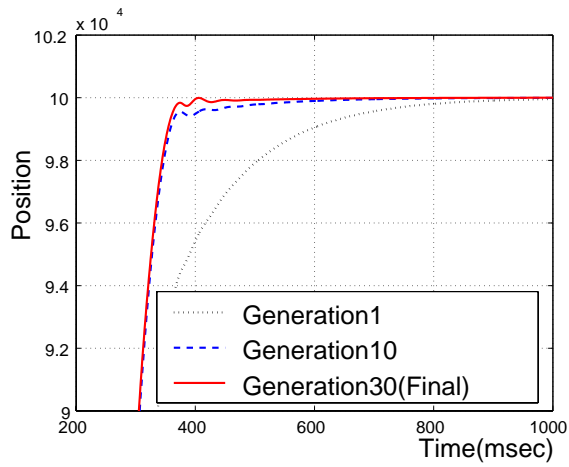


図 9: 提案手法による回転角度 ($K_E : K_T = 1 : 10$)

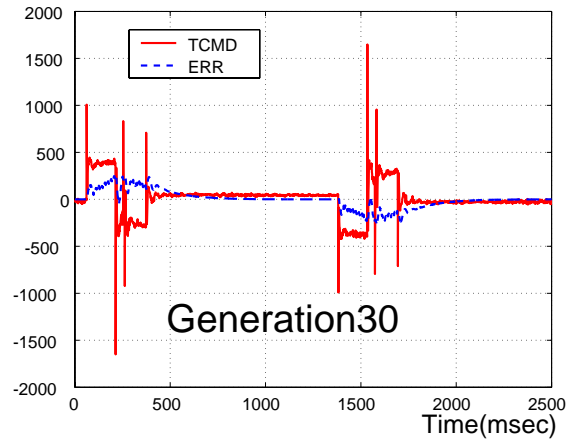


図 12: 提案手法による ERR と TCMD ($K_E : K_T = 1 : 10$)

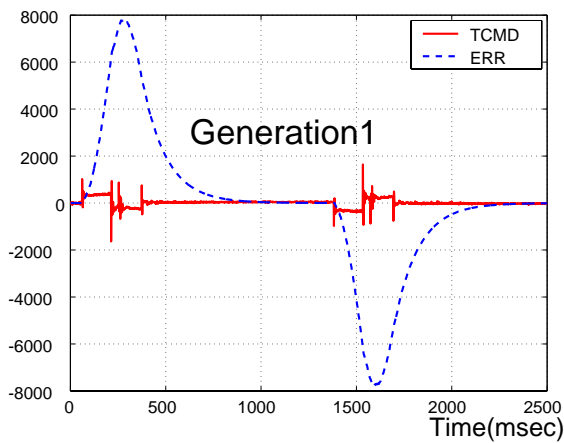


図 10: 提案手法による ERR と TCMD ($K_E : K_T = 1 : 10$)

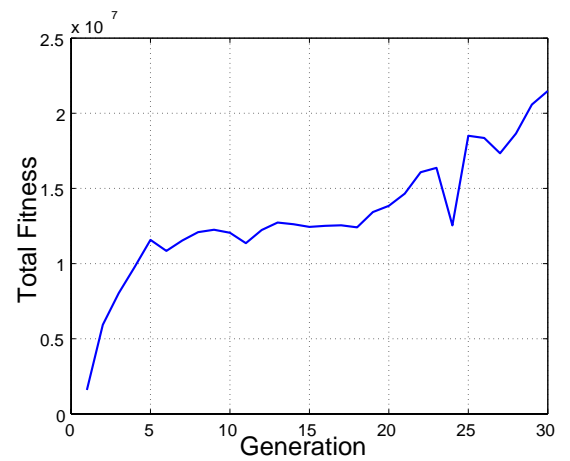


図 13: 各世代の総合適応度 ($K_E : K_T = 10 : 1$)

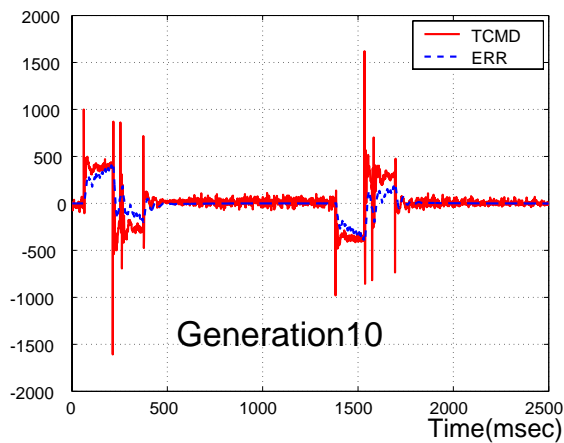


図 11: 提案手法による ERR と TCMD ($K_E : K_T = 1 : 10$)

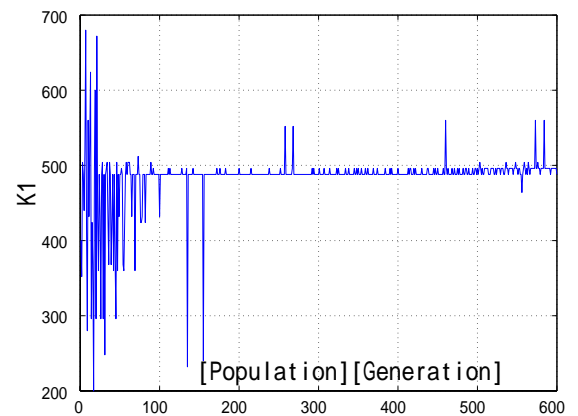


図 14: 速度ゲイン (K_1) の探索結果 ($K_E : K_T = 10 : 1$)

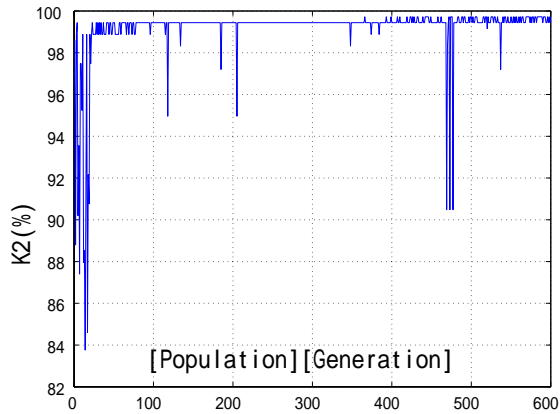


図 15: フィードフォワードゲイン (K_2) の探索結果 ($K_E : K_T = 10 : 1$)

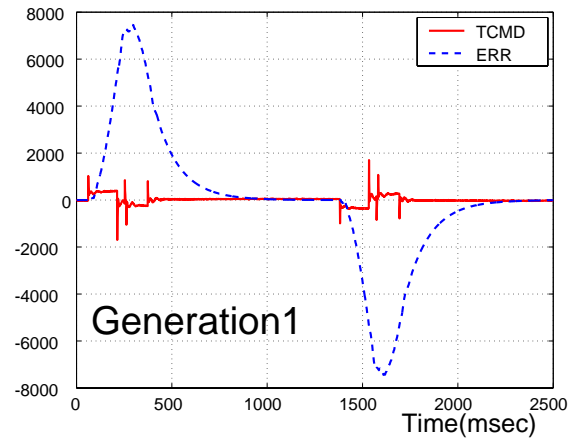


図 18: 提案手法による ERR と TCMD ($K_E : K_T = 10 : 1$)

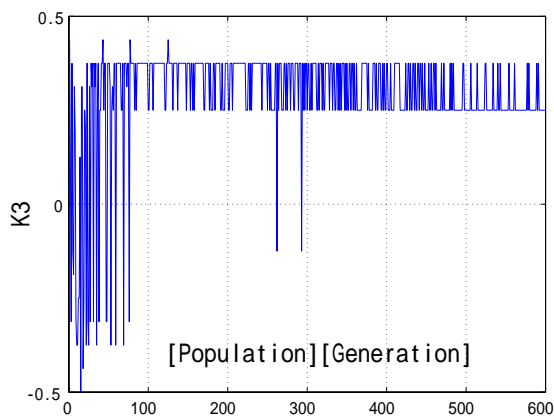


図 16: K_3 の探索結果 ($K_E : K_T = 10 : 1$)

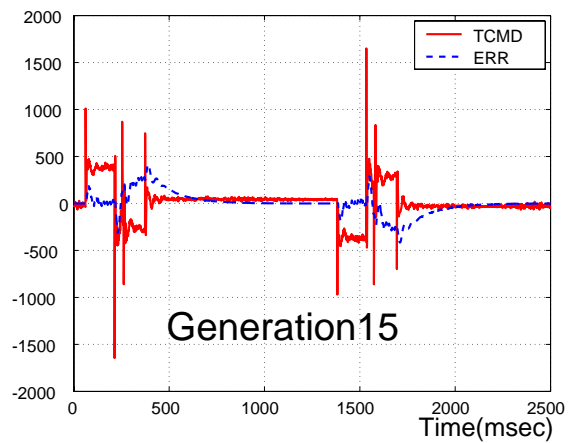


図 19: 提案手法による ERR と TCMD ($K_E : K_T = 10 : 1$)

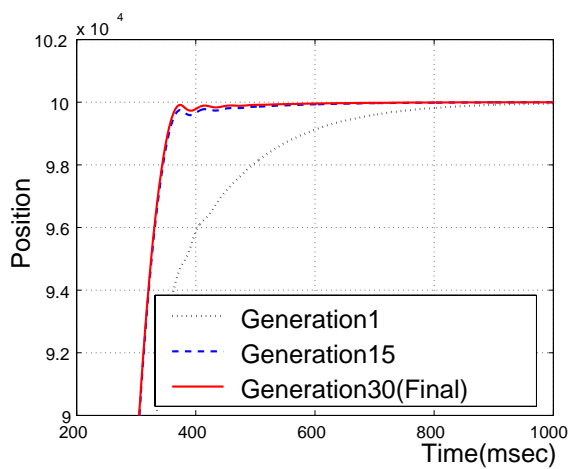


図 17: 提案手法による回転角度 ($K_E : K_T = 10 : 1$)

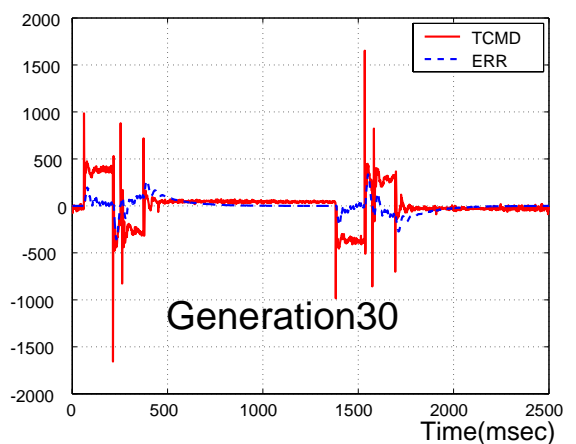


図 20: 提案手法による ERR と TCMD ($K_E : K_T = 10 : 1$)