

# 生産ラインの設計における設備仕様パラメータの最適化手法の比較実験

則竹茂年，中野冠

## Comparison of Several Optimization Algorithms for Designing Production Line

Shigetoshi Noritake, Masaru Nakano

### 要 旨

近年，生産ラインの設計において，シミュレータを用いて各設備仕様パラメータの値を決めることが多くなった。しかし，現状では試行錯誤的調整が一般的であるため，これらの設備仕様パラメータを最適化する手法の確立が求められている。

本論文では実際の組み立てラインの設計に様々な最適化手法（シミュレーテッド・アニーリング法，タブサーチ，遺伝的アルゴリズム (GA) など）を適用し，各手法の性能比較を行った。さらに，最も良い結果を得たGAにEvolutionary Strategies (ESs) の考え方を加えて改良することで，性能の向上を計った。

### Abstract

Recently, simulators are often utilized to regulate design factors in manufacturing systems. In order to decide the design factors without trial and errors, efficient optimization algorithms are required.

We compare eight optimization algorithms such as simulated annealing, tabu search, and genetic algorithms, by applying them to a real tandem production line. Furthermore, we propose an algorithm which mixes the simple genetic algorithms with evolution strategies. This paper illustrates the numerical results on the performance of the above algorithms.

#### キーワード

最適化アルゴリズム，シミュレーション，生産システム，工程設計，遺伝的アルゴリズム

### 1. はじめに

近年，生産ラインの設計において，各設備仕様パラメータの値をシミュレータを用いて試行錯誤的に調整することが多くなり，その調整作業を自動化するための最適化手法が必要とされている<sup>1)</sup>。シミュレーションを用いたパラメータの自動最適化手法として，古くは応答局面法や確率近似法が

盛んに研究されてきた<sup>2)</sup>。しかし，両手法とも収束が遅く，局所解に収束しやすいという欠点があった。また，同様に摂動法も提案されている<sup>3)</sup>が，シミュレーション対象ごとの定式化が困難であるという欠点や，バッファサイズなど離散変数に対処しにくいという問題がある。

一方，生産スケジューリングなどの分野ではシミュレーテッド・アニーリング法<sup>4)</sup>やタブサーチ<sup>5)</sup>，

遺伝的アルゴリズム<sup>6)</sup>などの手法が局所解に陥りにくい手法として注目されている<sup>7)</sup>。

しかし、生産ラインの設備パラメータを最適化する問題に対し、上記最適化手法の性能を網羅的に比較した研究事例が見当たらないため、実際の現場ではどの手法がどれくらい有効であるかわからず、実用化への障害となっている。

生産システムシミュレーション評価をベースとした最適化に特有の問題として、

- ・ 目的関数の計算負荷が大きいため、目的関数の計算回数を低減する必要があること
- ・ 目的関数に含まれるノイズに対してロバストな手法が必要であること

があり、この問題に適した手法が何であるか明確でない。

本論文では実際に稼働している直列型組み立て自動化ラインの改善に最適化手法を適用し、目的関数の評価回数低減という視点から各最適化手法の性能を網羅的に比較した。比較に際しては、実際の現場のニーズを反映し、モンテカルロ法、ランダム山登り法、最急降下法などのシンプルな手法もあわせて比較した。また、最後に比較実験において最も良い結果をもたらした遺伝的アルゴリズムを改良し、さらに良好な結果を得ることができたのでこれも報告する。

以降、適用対象の説明と実験方法、比較した最適化手法の適用結果を順に示し、最後に、最も良かった手法を改良した結果を示す。

## 2. 適用問題の設定

### 2.1 適用対象

最適化対象ラインとして、6工程、1バッファから成る某社の直列型組み立て自動化ラインを取り上げる。対象ラインは面積的制約のため、バッファは最終工程設備の出口にのみ設け、各工程間にバッファを持たないシンプルなライン構成である。各設備の故障モデルは対象ラインの実データを解析し、指数分布で近似した。本対象ラインは故障が高頻度で発生する設備が内在する工程であり、故障間隔を改善することで工程改善を行う。各工程の設備仕様パラメータ値はそれぞれ3つの値(現状のまま、平均故障間隔を4倍に改善、平均故

障間隔を9倍に改善)を取り得るものと仮定する。いくつかの改善案が考えられ、改善内容により要する費用が異なってくる。本報では、改善費用を最小に抑えつつ、平均生産台数が所望の目標生産台数を達成することを目指す。このような調整では投資費用と生産台数が単純な線形和の関係にならず、線形近似では最適な解を見つけることは難しい。

### 2.2 最適化手法の比較基準

シミュレーションをベースとした最適化の場合、一回のシミュレーション評価時間が解候補の生成時間よりもはるかに長いため、シミュレーション評価回数を減らすことが重要となってくる。そこで、本論文ではシミュレーション評価回数(探索点算出回数)をカウントし、ある一定のシミュレーション評価回数内で最適解を発見する成功率を求めることで各最適化手法を比較した。実用上、最適解に近い準最適解を見つければ良しとすることが多いが、今回扱った問題では各パラメータの取りうる値が間隔の大きい離散値であるため、最適解探索を対象として評価を行った。

### 2.3 目的関数

各工程のパラメータ値を評価する目的関数を以下に示す。パラメータ値に相当する各設備の平均故障間隔と最終設備の出口バッファ容量を設定し、8時間分のシミュレーション(各工程のサイクルタイムは平均60秒)を行う。シミュレーション終了後、単位時間当たりの生産台数( $R_p$ )を求め、目標生産台数( $G_p$ )との差( $D_p$ )を求める。

$$D_p = G_p - R_p \quad (1)$$

次に式(2)を使って生産台数の差による損失金額( $D_{cost}$ )を求める。

$$D_{cost} = \begin{cases} 0 & \text{if } D_p = 0 \\ K_1 \cdot C \cdot P \cdot |D_p| & \text{if } D_p > 0 \\ K_2 \cdot C \cdot P \cdot |D_p| & \text{if } D_p < 0 \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 $K_1$ 、 $K_2$ を損失係数(本実験では $K_1$ を1.0に、 $K_2$ を0.5とした)、 $C$ を全設備償却年数(本実験では4年とした)、 $P$ を在庫損失比(在庫損失比は生産の過不足による単位生産台数あたりの損失金額)とする。なお、本適用ラインでは目標を上回る生産は過剰在庫のため“損失”と考える。さ

らに、式(3)により改善費用を計算する。

$$Rcost = \sum_{i=1}^M Cost_i \quad (3)$$

ここで、 $M$ を設備数（最終バッファも含む）、 $Cost_i$ を設備 $i$ の改善にかかるコストとする。

以上の式(2)と式(3)より、目的関数 (F) を式(4)とする。

$$F(Dcost, Rcost) = Dcost + Rcost \quad (4)$$

すなわち、本問題は最小化問題となる。

各最適化手法の性能評価を行う上で、探索空間に依存した結果にならないように、目標生産台数 (Gp) と改善費用率の組み合わせを6組（以下、実験1～6とする）用意した。ここで改善費用率とは各設備の平均故障間隔を4倍に改善した場合の改善費用 ( $Cost_i$ ) を表し、平均故障間隔を9倍に改善した場合は改善費用 ( $Cost_i$ ) は改善費用率×2となると仮定した。Table 1に実験1で用いた実際の目標台数、改善費用率を1.0とした時の実験2～6までの目標台数、改善費用率（筆者らが仮想的に設定した値）の比を示す。Table 1では対象とした6工程の設備をMachine1～6で表し、出口のバッファ容量を"Buffer"とした。

### 3. 最適化手法と実験結果

#### 3.1 実験方法

比較した最適化手法はモンテカルロ法、ランダムウォーク、ランダム山登り法、最急降下法、シミュレーテッド・アニーリング法、トンネリングアルゴリズム、タブサーチ、遺伝的アルゴリズムの8つである。ここで、ランダムウォーク、ラン

ダム山登り法、最急降下法は簡単な逐次探索法であり、実際に用いられていることが多いが、生産ラインの最適化問題で性能を確認した研究が見当たらないため、比較対象に入れた。ランダム山登り法に局所解回避操作を取り入れた手法がシミュレーテッド・アニーリング法<sup>4)</sup>、解が最も良くなる方向に探索を進める最急降下法に局所解回避の制約を取り入れた手法がタブサーチ<sup>5)</sup>である。また、ランダム山登り法を改良し、局所解回避を主に考慮したトンネリングアルゴリズム<sup>8,9)</sup>もある。さらに、遺伝的アルゴリズム (GA)<sup>6)</sup>は自然界の進化の過程を模倣したランダム探索である。本研究は離散値空間での探索を行うので、最急降下法とトンネリングアルゴリズムのように連続値を扱う手法は少し変更を加えた。

なお、今回の比較実験では、適用の容易さを考慮して、対象ライン特有のヒューリスティックを考慮に入れずに行った。また、シミュレーションに含まれる確率的要因による評価の誤差を低減するために分散減少法<sup>10)</sup>を用いた。分散減少法には対照変量法、乱数減少法、制御変数法などや条件付き推定法、重点抽出法<sup>11)</sup>があるが、本実験では最も簡単な共通乱数法を用いた。

さらに、各手法がもつ内部パラメータの設定の良し悪しが手法の性能を左右することを考慮し、より公平な比較を行うために、各手法の内部パラメータの値を世の中でおおよそ使われている範囲で調整する実験を行った。Table 2にその結果の一部を示す。Table 2はタブサーチにおけるタブリスト長を調整した時の結果 (Table 2(a))、遺伝的ア

Table 1 Coefficient cost and expected throughput.

	Machine1	Machine2	Machine3	Machine4	Machine5	Machine6	Buffer	Expected Throughput
Case1	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
Case2	1.0	0.95	0.97	1.0	1.0	0.15	1.0	0.94
Case3	1.0	3.2	0.22	0.47	1.0	1.15	1.0	1.06
Case4	1.0	2.95	0.22	0.47	1.0	1.15	1.0	1.06
Case5	0.7	0.5	0.41	0.11	1.13	1.15	0.1	1.39
Case6	3.5	0.2	0.39	1.63	0.05	0.45	0.1	1.02

ルゴリズムの各世代の交差率 (Table 2(b)), 突然変異率を調整した結果 (Table 2(c)) を抜粋してある。各表の値は (1,000回試行時における) 最適解発見に成功した割合を表す。

実験方法として、まず、全探索点 (解) に対し長時間シミュレーションによる評価を行い、あらかじめ最適解を求めておく。次に、各最適化手法により一定回数だけ解の探索を行った時点で探索を打ち切り、先に求めた最適解の発見に成功しているかをチェックする。この探索を1,000回繰り返す、探索の成功率を求める。以上の実験を前節の実験1~6のそれぞれに対し行う。

### 3.2 実験結果

以下に上記実験の結果をFig. 1(a)~(h)に示す。ただし、シミュレーテッド・アニーリング法に関しては再試行操作を用いた時の結果を用いた。最適化手法自体にランダム性を含む手法は、適用対

象 (実験1~6) による性能差が大きいことがわかる。しかし、遺伝的アルゴリズムはランダム性を含んでいるにも関わらず安定して良い結果が得られた。

### 3.3 各手法の比較

Fig. 1で示した各最適化手法の結果を比較するため、実験した各最適化手法ごとに実験1~6の最適解到達成功率の平均を計算し、プロットした結果をFig. 2に示す。

Fig. 2から、今回の実験では遺伝的アルゴリズムを適用した場合の成功率が最も高く、しかも、少ないシミュレーション打ち切り回数でも他の手法より良い結果を示した。2番目にタブサーチが良い結果を示した。

本実験の場合、遺伝的アルゴリズムが最も良かったが、本実験のようにシミュレーション評価回数の視点から評価を行った場合、遺伝的アルゴリズムの欠点として以下のことが考えられる。

1. 良い個体が生まれてもその世代にすぐに反映されない。
2. 得られた解が示す結果が生産性は低いが生産的に均衡が取れた状態になると、1パラメータのみを変更する突然変異では全体の均衡がとれず、解が改善されなくなる。そのため、局所解の回避が困難になることがある。

これらの欠点を解消することを目的として、遺伝的アルゴリズムとよく似たEvolution Strategies<sup>12)</sup>に着目し、その考え方を取り入れて遺伝的アルゴリズムを改良した。次章で改良点を簡単に述べる。

## 4. ES風 遺伝的アルゴリズム

### 4.1 Evolution Strategies<sup>12)</sup> (以降、ESとする)

遺伝的アルゴリズムと同様に、自然界における生物進化の原理を模倣した手法であるが、遺伝的アルゴリズムと比べ、種の進化をより重視した手法である。本来は実数値表現を使うことや進化の方向を制御することを特徴としている。また、生成された良好な解の効果をすぐに反映させるべく、複数の解 (親個体群) から1つの解 (子) を生成するとすぐにそれまでの最悪の解と入れ替えて次の世代とする世代交代方式も採用している。

Table 2 Decision of parameters of optimization methods.

(a) Length of Tabu List

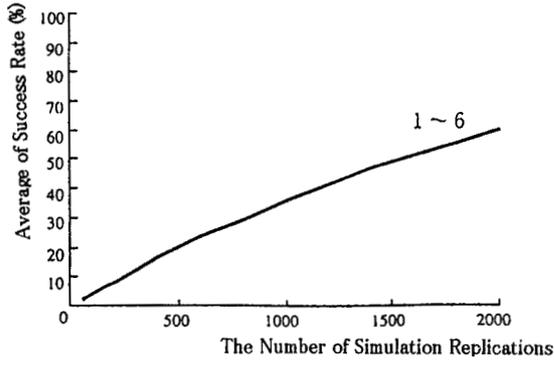
		Length of Tabu List				
		200	400	600	800	1000
The Number of Simulation Replications	1000	74.7	75.6	75.8	73.5	68.2
	2000	79.3	80.9	81.5	79.2	75.3

(b) The Rate of Crossover of Genetic Algorithm

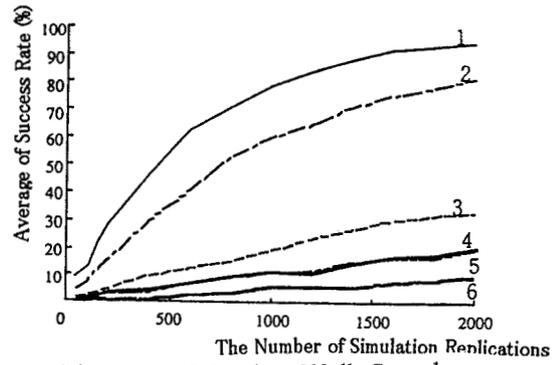
		The Rate of Crossover (%)				
		0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
The Number of Simulation Replications	400	48.18	50.62	51.92	52.38	49.53
	1000	80.45	82.12	84.27	84.32	85.18
	2000	94.23	94.92	96.50	95.88	96.43

(c) The Rate of Mutation of Genetic Algorithm

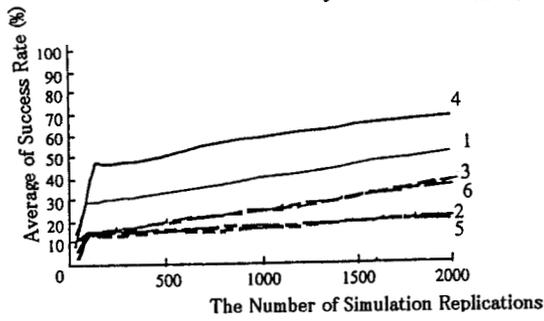
		The Rate of Mutation (%)					
		0.001	0.01	0.05	0.1	0.15	0.2
The Number of Simulation Replications	400	52.93	53.05	53.05	52.48	51.92	51.87
	1000	70.42	75.97	82.05	82.78	84.27	83.22
	2000	71.37	85.07	94.43	95.40	96.52	95.65



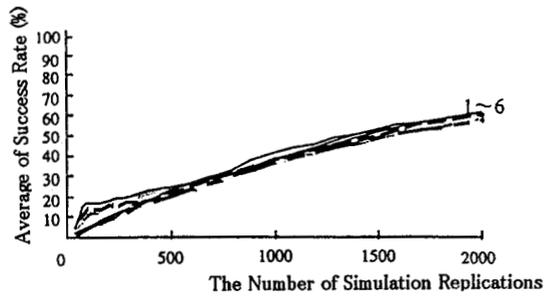
(a) Result of Arbitrary Random Search



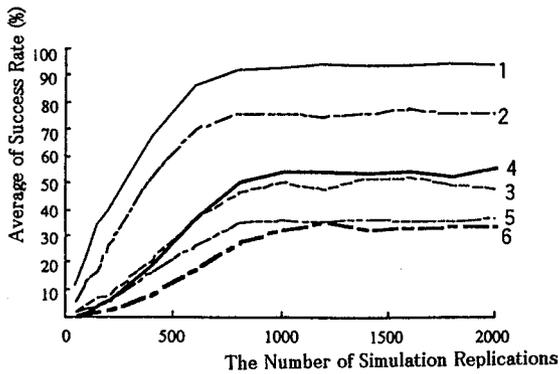
(b) Result of Random Walk Search



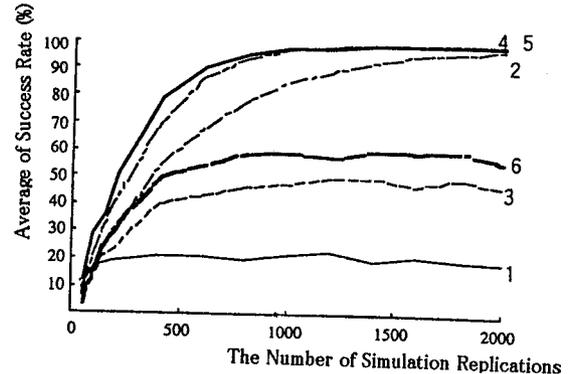
(c) Result of Hill Climbing Method



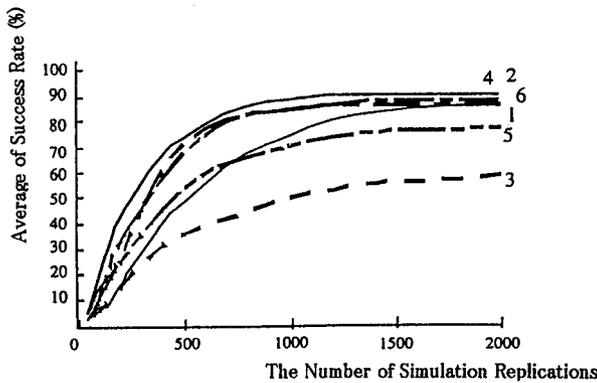
(d) Result of Steepest Descent Methods



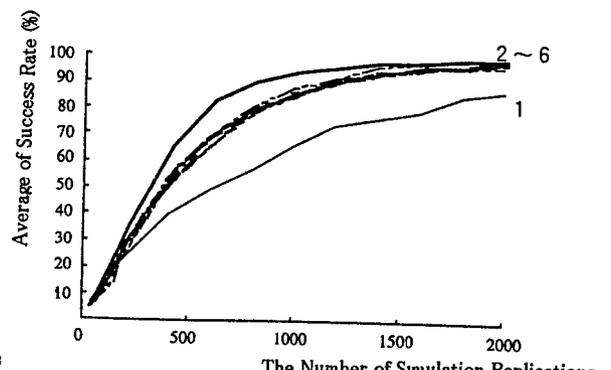
(e) Result of Simulated Annealing



(f) Result of Tunneling Algorithm



(g) Result of Tabu Search



(h) Result of Simple Genetic Algorithm

Fig. 1 Result of each experience.

#### 4.2 遺伝的アルゴリズムの改良

遺伝的アルゴリズムにESの手法を取り入れて改良した点を示す。

##### 1. 世代交代方法

親個体群からルーレット法で次世代の親となる個体を2つ選択し、それらの個体から1つの子孫となる個体を生成する。

##### 2. 交差率と突然変異率

探索範囲を大きく保つため、交差より突然変異を重視し、試行錯誤的に幾つかの値を実験し、交差率を0.4、突然変異率を0.8とした。

##### 3. 突然変異方法

全遺伝子座の値に変異の可能性をもたせたMulti-pointの突然変異を用いた。個体の突然変異率がPの時、各遺伝子座の突然変異率pは $p = \text{個体の突然変異率}(P) / \text{遺伝子座の数}(n)$ とする。これは $(1-P) = (1-p)^n$ を解き、 $(1-p)^n \cong 1 - np$ と近似して求めた式である。なお、初期個体数は前述までのSimple GAと比較するため、同数の50とした。

本手法は上記の改良を行うことで、ESの考え方を一部取り入れた遺伝的アルゴリズムであると考えられる。しかし、一般的にESでは遺伝子座の値の変異幅が正規分布的に変わる操作と、その変異幅の平均を制御する操作が含まれるが、今回の

関数では各遺伝子座の値が3段階の離散値をとるので効果がないと考え、本手法には取り入れなかった。筆者らは本手法をES風遺伝的アルゴリズムと呼ぶこととする。

#### 4.3 ES風遺伝的アルゴリズムの提案と適用実験

Fig. 3(a)にES風遺伝的アルゴリズムを実験1~6(3章参照)に適用した時の最適解到達率を示す。図より全ての場合に安定してかなり良い結果が得られていることが判る。

Fig. 1(h)の遺伝的アルゴリズムを適用した場合と比べ、かなり少ないシミュレーション回数で高成功率を得ている。これは遺伝的アルゴリズムにおける1世代の個体数分のシミュレーション評価回数が、ES風遺伝的アルゴリズムでは50世代分に相当し、その途中で見つかった良い解がすぐに次世代に反映されているためであると考えられる。また、本適用対象の系が交差より突然変異操作により適しているためであると予想される。

さらに、ES風遺伝的アルゴリズムを他の手法と比較するため、先程のFig. 2にFig. 3(a)の結果の平均成功率を加えてFig. 3(b)に示す。本実験ではES風遺伝的アルゴリズムが最も適していると言える。

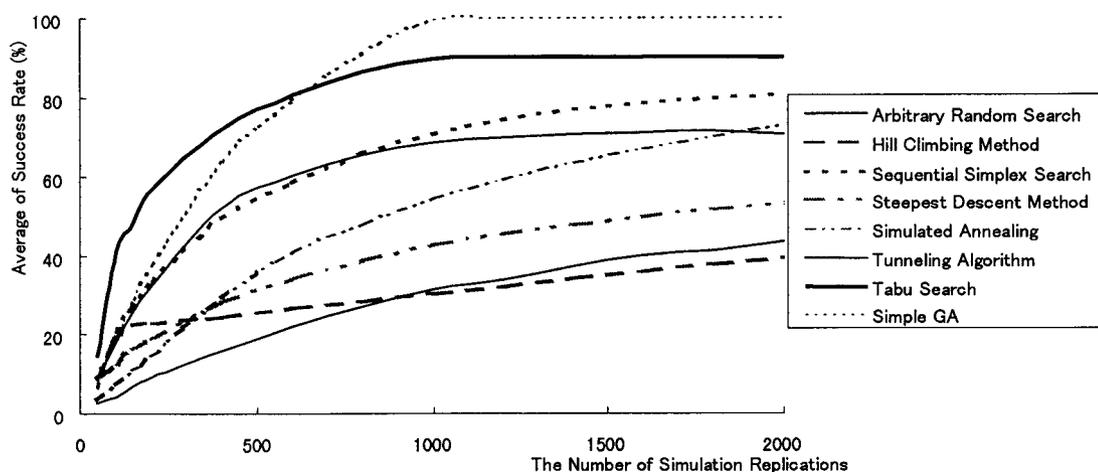


Fig. 2 Comparison of optimization schemes.

## 5. 考察

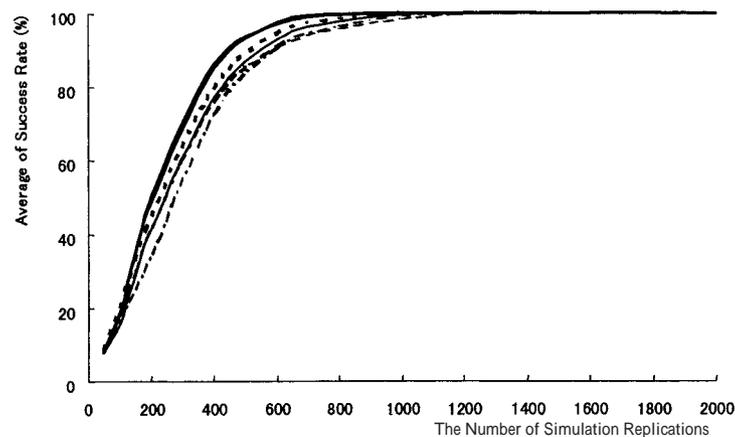
本実験において、最も性能が良かったのはES風遺伝的アルゴリズムであったが、比較した全ての手法において、直列型ライン特有のヒューリスティックを取り入れることで、さらに性能が良くなると予想される。特に、本実験で遺伝的アルゴリズムの次に性能が良かったタブサーチはヒューリスティックを組み込み易く、大きな性能の向上が期待できる。また、タブサーチの方が現場で受け入れやすいシンプルな手法であることも考慮に入れると、導入に際して有力な手法になることも

考えられる。

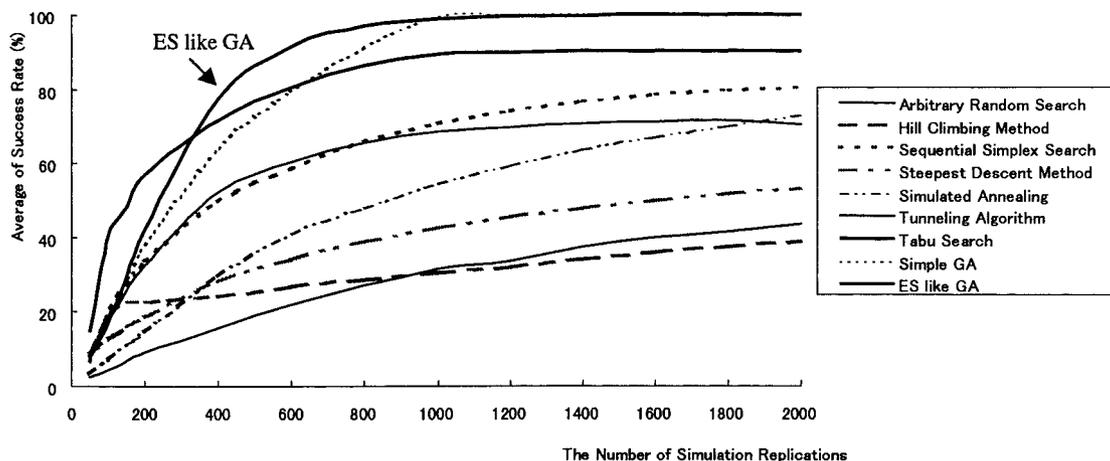
以上、総合的に判断すれば、ES風遺伝的アルゴリズムと遺伝的アルゴリズム、タブサーチの3手法が生産ラインの設計問題に有力な手法であると考えられるが、これらの手法の優劣を決めるにはさらに実験と検討が必要であると思われる。

## 6. まとめ

実際の生産ラインのパラメータを最適に調整するため、シミュレータで対象を詳細にモデリングし、いくつかの最適化手法の性能を比較した。比較はシミュレーションによる最適化を行う際に重



(a) Result of ES like GA



(b) Comparison of All Optimization Schemes

Fig. 3 Results of ES like GA.

要視される探索速度（シミュレーション評価回数の少なさ）という視点で行った。実験結果から多点探索を行う遺伝的アルゴリズムが最適解到達の速さと成功率から最も有効であることが分かった。また、その遺伝的アルゴリズムに Evolution Strategies の考え方を取り入れて改良した ES 風遺伝的アルゴリズムを適用することでより成功率と最適解へ到達する速さが大きく向上した。

一般的に最適化手法の性能の優劣は探索空間の関数系により異なる。今後は本実験の直列型ラインの結果がどこまで一般性を持つかを検証するため、他の工場ラインを対象に実験を行っていく予定である。

### 参考文献

- 1) 相澤："シミュレーションによる最適化 - 評価量に雑音が含まれる場合の解空間の効率的な探索法", 学術情報センター紀要, (1995)
- 2) Michael C. Fu : "A Tutorial Review of Techniques for Simulation Optimization", Winter Simul. Conf. '94, (1994), 149
- 3) Ho, Yu-Chi. and Cao, Xi-Reb. : "Perturbation Analysis of Discrete Event Dynamic Systems", Kluwer Acad. Pub., (1991)
- 4) Otter, R. H. J. M. and van Ginneken, L. P. P. : "The Annealing Algorithm", Kluwer Acad. Publ., (1993)
- 5) Glover, F. and Laguna, M. : "Tabu search, Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems", Blackwell Sci. Publ., (1993)
- 6) 北野：遺伝的アルゴリズム, (1993), 産業図書
- 7) Devroye, Lus : "Random Optimization Methods", New Dir. in Simul. for Manuf. and Commun., (1994), 20
- 8) Levy, A. V. and Montalvo, A. : "The Tunneling Algorithm for the Global Minimization of Functions", SIAMJ. Sci. Stat. Comput., (1985), 15
- 9) 島："徐冷型ランダム・トンネリング・アルゴリズムによる大域最適化", 計測自動制御学会, 29-11(1993), 1342
- 10) Law, A. M. and Kelton, W. D. : "Simulation Modeling", McGraw-Hill, Inc., (1991)
- 11) Bratley, P., Fox, B. L. and Schrage, L. E. : "A Guide to Simul. (2nd ed)", Springer, (1987)
- 12) Back, T., Hoffmeister, F. and Schwefel, H. P. : "A Survey of Evolution Strategies", The forth Int. Conf. on Genet. Algorithms, (1991), 2

### 著者紹介



則竹茂年 Shigetoshi Noritake

生年：1969年。

所属：ソフトウェア研究室。

分野：生産システム，人口知能，オペレーションズリサーチ。

学会等：日本経営工学会会員。



中野冠 Masaru Nakano

生年：1955年。

所属：ソフトウェア研究室。

分野：生産システム，ロボティクス，人口知能，オペレーションズリサーチ。

学会等：日本OR学会，日本経営工学会，日本ロボティクス学会，日本生産スケジューリング学会会員。工学博士。