GA と NN を用いたジョブショップ・スケジューリング における突然変異率操作の改良法[†]

黒田千秋・後藤文慈・小川浩平

東京工業大学理工学研究科 化学工学専攻^{††}

緒 言

多品種の変種変量生産を並列的に行うバッチプロセスのスケジューリング問題は、組合せ最適化問題の一つであるジョブショップ・スケジューリング問題 (JSSP) の範疇に入る。JSSP の厳密な最適解を求めるための解法として分枝限界法 (BAB) があるが、大規模な問題に対しては計算時間が膨大となり実用的とは言えない。急な受注変更や設備故障などに迅速に対応できて、最適ではなくとも準最適解が効率よく得られる実用的手法が求められている。

筆者らは前報 (Kuroda *et al.*, 1996) において、比較的小規模な JSSP について、遺伝的手法で学習するニューラルネットワーク (GA・NN) を用いたスケジューリング法を提案した。同方法は、一度最適化作業を行えば、階層型ニューラルネットワークの汎化能力を利用して、スケジューリング問題の小さな変更に対して最適化作業をやり直すことなく、既得の GA・NN スケジューラーをそのまま適用して準最適解を求められるという実用的スケジューリング法である。しかし、同方法の最適化作業過程は小規模な問題では満足できるものであったが、問題規模が大きくなると局所解からの脱出という点で改良の必要性を残していた。これは最適化の初期の段階で個体集団が類似の形質に偏り多様性を失う初期収束現象によるものと考えられる (Kouchi *et al.*, 1992; Nishikawa and Tamaki, 1993)。多様性を増して局所解からの脱出を計るためには、突然変異の方法が有効ではあるが、突然変異率を高く設定し過ぎると、個体の形質が遺伝されずランダムサーチ化してしまう難点がある。

本研究では、JSSP の解法の評価に用いられる Muth and Thompson のベンチマーク (Fisher and Thompson, 1963) の内、比較的大規模な問題である $10 \times 10 \times 10$ 問題 (10 種の仕事を 10 台の機械で 10 段階の工程で処理するスケジュールを組む JSSP) を取り上げ、この解法として

上記の GA・NN 法を採用し、GA の初期収束による局所解への落ち込みを避けるため、突然変異率をシミュレートッド・アニーリング (SA) 法 (Rosen and Nakano, 1994) に類似した手法で変化させる新たな改良方法を提案する。そして本方法により個体群の多様性が維持され、局所解から脱出し易くなることを各個体の遺伝子配列を調べることににより明らかにすることを目的としている。

1. ジョブショップ・スケジューリング問題

本研究で取り上げた Muth and Thompson のベンチマークの一つである $10 \times 10 \times 10$ JSSP 問題を Fig. 1 に示す。この問題を総作業時間 T を最小にするように解くことを試みた。当問題の最適解である最小総作業時間が 930 時間であることは既に分枝限界法などにより確かめられている (Yamada and Nakano, 1993)。

前報の方法では、ネットワークの 4 入力ユニットに各単位時刻ごと、遊休機械-仕事の各組み合わせごとに作業時間、処理順序、経過時間などに関する情報を入力し、1 出力ユニットから最大の値を出力する機械と仕事の組み合わせを選択しつつスケジュールを組んだ。同ネットワークの最適化を GA を用いて行う際には、突然変異率は一定値に固定して行った。この方法を $10 \times 10 \times 10$ JSSP 問題に対して突然変異率操作法に改良を加えず使用すると、Fig. 2 に示すような $T=981$ 時間の局所解に落ち込み易く、そこからの脱出は極めて困難であった。

2. SA 法的改良を加えた GA・NN スケジューラー

個体集団の多様性に突然変異が大きな影響を与えるものと考え、初期収束現象を抑えて局所解からの脱出を容易にするため、前報の方法では固定していた突然変異率を個体の進化の度合に合わせて柔軟に変化させる方法を考えた。本方法では、この変化のさせ方に SA 法的手法を取り入れた。

2.1 突然変異率の SA 法的変化とその効果

SA 法は探索に確率的要素を積極的に取り入れ、その挙動を温度 θ というパラメータを用いて制御するもので、解が改善される方向にのみ探索を進めるのではなく、改善する方向も選択する仕組みになっている。本研究

[†] 1997 年 2 月 26 日受理；化学工学会第 29 回秋季大会 (京田辺，1997 年 9 月) にて発表

^{††} 〒 152 目黒区大岡山 2-12-1

Operation Number	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
job1 Machine Number	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
job1 Operating Time	29	78	9	36	49	11	62	56	44	21
job2 Machine Number	1	3	5	10	4	2	7	6	8	9
job2 Operating Time	43	90	75	11	69	28	46	46	72	30
job3 Machine Number	2	1	4	3	9	6	8	7	10	5
job3 Operating Time	91	85	39	74	90	10	12	89	45	33
job4 Machine Number	2	3	1	5	7	9	8	4	10	6
job4 Operating Time	81	95	71	99	9	52	85	98	22	43
job5 Machine Number	3	1	2	6	4	5	9	8	10	7
job5 Operating Time	14	6	22	61	26	69	21	49	72	53
job6 Machine Number	3	2	6	4	9	10	1	7	5	8
job6 Operating Time	84	2	52	95	48	72	47	65	6	25
job7 Machine Number	2	1	4	3	7	6	10	9	8	5
job7 Operating Time	46	37	61	13	32	21	32	89	30	55
job8 Machine Number	3	1	2	6	5	7	9	10	8	4
job8 Operating Time	31	86	46	74	32	88	19	48	36	79
job9 Machine Number	1	2	4	6	3	10	7	8	5	9
job9 Operating Time	76	69	76	51	85	11	40	89	26	74
job10 Machine Number	2	1	3	7	9	10	6	4	5	8
job10 Operating Time	85	13	61	7	64	76	47	52	90	45

Fig. 1 A 10×10×10 job-shop scheduling problem (B. M. of Muth and Thompson)

Fig. 2 A local minimum schedule of 981 hours

では、GAにおける各世代ごとに進化が見られなくなったら突然変異率を高くし、進化が見られたら低くし、また同時に突然変異率の最大値を温度 θ により世代と共に指数関数的に減少させる手法を考えた。この突然変異率操作の方法は、SA 法の Metropolis の方法と指数型アニーリングの方法 (Rosen and Nakano, 1994) を参考にしている。

突然変異率 P_m の制御法の詳細を Fig. 3 に、また実際に最適化シミュレーションを行った時の変化の一例を Fig. 4 に示す。突然変異率が頻繁に大きな値を取り、優秀な個体 (適合度大) でも大きな確率でネット結合重みが変わり、改悪の方向へ進む確率も増加する。すなわち、GA の交叉操作により個体集団の平均適合度が増加した時には突然変異率を小さくしておくが、平均適合度が減少した時には突然変異率を大きくして一挙に結合重みを変化させ、個体の多様性を増し探索空間を広げる操作を行っている。特に世代数が小さな時には、GA の選択淘汰操作により個体の多様性が一挙に減り類似の形質に偏りがちであるが、この時アニーリング温度は大きく、突然変異率が大きいため、多様性の減少が抑えられている。

以上のような手法を導入した結果、Fig. 2 に示した局

P_m : mutation probability
 $P_{m,min}$: minimum value of P_m
 $P_{m,max}$: maximum value of P_m
 $d = f_{g-1} - f_g$ (f_g : mean fitness in the generation g)
 γ : annealing ratio
 θ : annealing temperature

Fig. 3 A SA-like changing way of P_m

Fig. 4 An example of the change of P_m ($P_{m,min}=0.05$, $P_{m,max}=0.80$, $\gamma=0.995$, Initial value of $\theta=20$)

所解 (準最適解, $T=981$ 時間) に到達するまでの世代数は若干増加したが、この局所解からの脱出に成功することができた。現状で得られている最小の T のスケジュールは Fig. 5 に示すような $T=960$ 時間のものである。突然変異率のアニーリングの操作により、改悪方向への探索の可能性を制御し、個体の多様性を残しつつ最適化を進めることができたが、この多様性の維持が、次節で考察するように個体間の交叉による局所解からの脱出を可能にしたと考える。

2.2 個体集団の多様性の検討

本方法 (GA・NN・SA) と前報の方法 (GA・NN) とで、進化した個体集団の多様性の比較検討を行った。最初に、600 世代目で得られた各々 100 個の個体が組んだスケジュールの総作業時間 T の分布の一例を Fig. 6 に示す。両者とも $T=981$ 時間のスケジュールを組める段

Fig. 5 A quasi-optimum schedule of 960 hours

Fig. 6 A distribution of the total operating time by 100 networks in each simulating trial

階まで達してはいるが、GA・NNでは全ての個体はその局所解に落ち込んでいるのに対し、GA・NN・SAではTの値は大きいものの異なる遺伝子を有する多くの個体を含んだ多様性のある個体集団を形成していることがわかる。すなわち、このような多様性のある個体集団からは、突然変異だけでなく、交叉によっても優秀な個体を生じる可能性を秘めていたと考えられる。

次に、 $T=960$ 時間（本研究で得られている最小の T 、 $T=981$ 時間の局所解から脱出できた最良の準最適解）のスケジュールを組める個体の持つ遺伝子ブロックのパターンについて検討した。本研究で用いたNNは4入力1出力で、各結合の重みは4ビットのバイナリーコードで表わされ、各中間層ユニットにつながる全結合をFig. 7に示すようにブロック化し、これを基本ブロックとして遺伝子表現している。

各結合重みの一桁目のビットは重みの符号を表わし、

Fig. 7 A coding method of a network

Fig. 8 Seven block patterns in a network of 960 hours, and their appearance probabilities

0が正で1が負となり、この違いがネットワーク構造の決定的な差であると考えた。そこで、一桁目だけのビットの基本ブロック毎のパターンについて、以下に例を示すように表現し、

1 *** 1 *** 1 *** 0 *** 0 *** 0 ***
->111000

このパターンの種類や出現頻度について検討した。 $T=960$ 時間のスケジュールを組める個体の持つ基本ブロックパターンの種類はFig. 8横軸に示すようなA~Gの7種類であった。GA・NN・SA法とGA・NN法とで600世代目まで各10回の最適化試行を行い、A~Gの各パターンと同じパターンの基本ブロックを持つ個体の出現頻度を同図に示す。GA・NN・SA法が低い出現頻度を示すのはパターンCについてだけであり、局所解($T=981$ 時間)からの脱出に必要とされる個体集団の多様性の維持に優れていることがわかる。パターンGは $T=981$ 時間以下の T を実現する際には必ず出現する基本ブロックパターンであり、GA・NN・SA法では100%の確率で出現している。

Fig. 8の結果では、特にパターンAの出現頻度に極端な差が現われた。そこで、960 時間のスケジュールを組め

る個体からパターン A の基本ブロックを取り除いてスケジュールを組むと、 T は 960 時間から一挙に 1123 時間まで増加した。このように重要な役割を果たしているパターン A の基本ブロックを GA・NN・SA 法では 90 % の高い確率で出現させていることがわかる。

なお、パターン A, G のような重要な遺伝子パターンが他にも見付け出せれば、それらの遺伝子群の人為的操作を加味して、確率的な GA による最適化をより効率的にすることができるものと期待される。

結 言

Muth and Thompson の JSSP ベンチマークの 10×10 問題を取り上げ、GA の初期収束による局所解への落ち込みを避けるため、突然変異率をシミュレーテッド・アニーリング法に類似した手法で変化させる GA・NN 法の改良方法 (GA・NN・SA 法) を提案し、その有効性を確認した。そして本改良方法により個体群の多様性が維持され、局所解から脱出し易くなることを各個体の遺伝子配列を調べることにより明らかにした。

また遺伝子配列の解析の過程で、ネットワーク最適化にとって重要ないくつかの遺伝子群を見付け出すことができた。

Nomenclature

f_g	= mean fitness in the generation g	[—]
g	= generation	[—]
P_m	= mutation probability	[—]

$P_{m,max}$	= maximum value of P_m	[—]
$P_{m,min}$	= minimum value of P_m	[—]
T	= total operating time in a schedule	[hour]
W_{ij}	= weight of nets	[—]
γ	= annealing ratio	[—]
θ	= annealing temperature	[—]

Literature cited

- Fisher, H. and G. L. Thompson; "Probabilistic Learning Combinations of Local Job-shop Scheduling Rules," Industrial Scheduling, edited by J. F. Muth *et al.*, p. 225-251, Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, U. S. A (1963)
- Kouchi, M., H. Inayoshi and T. Hoshino; "Optimization of Neural-Net Structure by Genetic Algorithm with Diploidy and Geographical Isolation Model," *J. Japanese Soc. Artificial Intelligence*, **7**, 509-517 (1992)
- Kuroda, C., S. Watanabe and K. Ogawa; "A Neural Network trained by a Genetic Algorithm as applied to Job-shop Scheduling," *Kagaku Kogaku Ronbunshu*, **22**, 156-162 (1996)
- Nishikawa, Y. and H. Tamaki; "A Paralleled Genetic Algorithm Based on a Neighborhood Model and Its Application to the Jobshop Scheduling," *Trans. Soc. Instrument and Control Engineers*, **29**, 589-595 (1993)
- Rosen, B. E. and R. Nakano; "Simulated Annealing -Basic and Recent Topics on Simulated Annealing-," *J. Japanese Soc. Artificial Intelligence*, **9**, 33-40 (1994)
- Yamada, T. and R. Nakano; "Genetic Algorithms and Job Shop Scheduling Problems," *Systems, Control and Information*, **37**, 484-489 (1993)

Improvement of Mutation Manipulation in GA・NN Job-shop Scheduling

Chiaki Kuroda, Fumiyoshi Goto and Kohei Ogawa

Graduate School of Chemical Engineering, Tokyo Institute of Technology, Tokyo 152

Key Words: Process Information, Job-shop Scheduling, Neural Network, Genetic Algorithm, Simulated Annealing

In a job-shop scheduling method proposed in a previous paper using a three-layered neural network optimized by a genetic algorithm, an improved method where the mutation probability is manipulated in a simulated annealing-like way is introduced to escape from a local optimum solution. Its effect on the variety of networks is investigated from the viewpoint of the structure of gene arrangement, and the efficiency of the present improvement is made clear. As a result, easy escape from a local optimum of 981 hours is realized. Moreover, some excellent gene blocks (blocks of connection weights) for superior schedules are discovered.