

遺伝的アルゴリズムを用いた製造工場の年間生産スケジュールの自動生成

橋本 篤

1 背景と目的

近年、原料価格の高騰による粗利の減少により、各中小製造工場では生産効率及び資金の効率化を図るため、よりシビアな在庫コントロールの戦略や生産方式が必要となってきた。特にボルトやパイプといったプリミティブな部分を供給するような工場では、品種が非常に多いため厳密な在庫コントロールが必要とされている。また近年では、組織を跨いだ流通が拡大しており、できるだけ多製品を大量に在庫することで、販売機会を多く得られる。しかし多くの在庫数を抱えることは資金の固定化につながる。そのため現在多くの中小製造企業では、ジャストインタイム (Just In Time:JIT) 生産方式等、必要な物を適切な量だけ生産する生産方式や戦略が用いられている。販売機会を逃すことなく、できるだけ少ない在庫数を実現することが現在の中小製造企業が求める最適な在庫コントロールである。

本研究では、プリミティブな部品を生産する中小企業において、最適な在庫コントロールを実現するため、製造部分に着目し、1年間の年間生産スケジュールの最適化を行う。最適化手法として、様々な実問題やスケジューリング問題等に適用されている遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm:GA) ¹⁾ を用いる。また実際の年間生産スケジュールおよび出庫記録に基づくシミュレーション結果と比較することで、その有効性を検証する。

2 生産工程のモデリング

本研究では実際に存在する工場をもとにモデリングを行っている。本章では工場をもとにモデリングした生産工程について述べる。

2.1 生産モデル

本研究が対象とする工場は 15 台の機械で約 1300 種類の製品を生産するシステムを利用している。Fig. 1 にシステムの全体図を示す。

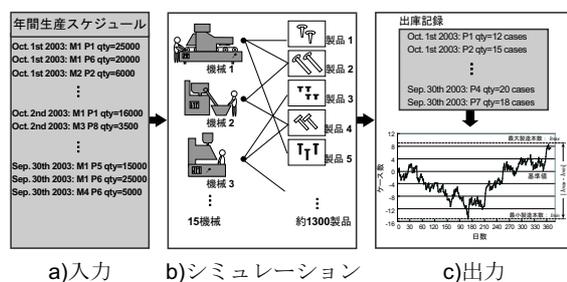


Fig.1 工場の生産モデル (出典：自作)

Fig. 1 に示すように工場の生産モデルは入力、シミュレーション、出力の 3 段階から構成されている。年間生

産スケジュールと出庫記録の入力を行い、入力された年間生産スケジュールを利用してシミュレーションを行う。シミュレーションから得られた入庫記録と入力された所与の出庫記録をもとに工場における在庫累積の推移を出力する。本研究では在庫数をケース単位で扱う。

Table 1 に各機械と各製品のパラメータを示す。各機械には機械 ID、製造能力とセットアップ時間がある。製造能力は 1 分間での製造数を示す。製造数の単位は本数である。セットアップ時間については 2.3 節で詳しく説明する。また各製品には製品 ID、入数、粗利と製品を処理できる機械 ID がある。入数とは 1 ケースに各製品が何本入るか示した数量である。また各製品を処理できる機械は複数存在する場合もあり、それらは所与のものとする。

Table1 システムの要素とパラメータの種類

要素	パラメータ
機械	機械 ID, 製造能力, 段替時間
製品	製品 ID, 入数, 粗利, 処理できる機械 ID

2.2 入力データ

入力では Fig. 1(a) に示すように、年間生産スケジュールが入力される。年間生産スケジュールには 1 年間における全ての仕事 (オーダー) が含まれており、各オーダーは機械 ID、製造日、製品 ID、ロット番号、製造数、入数から構成されている。ロット番号とは管理を容易にするために割り当てられた番号である。一方出庫記録のオーダーは出荷日、製品 ID、出庫数 (単位はケース) から構成されている。

2.3 機械における処理条件

Fig. 1(b) は工場での動作を示す図である。ここでは入力として年間生産スケジュールを与える。工場では製品の製造数と各機械の稼働時間を求める。各機械には製造能力とセットアップ時間があり、それらの要素を考慮した上で製品の製造を行う。製造の際の制約条件を以下に示す。

- 各機械はロット番号の小さいオーダーから処理をする
- 各機械はオーダーに示された製造日を基に指定された製造本数を製造する
- 各オーダーに要する時間は (製造数) / (機械能力) とする
- 1 日における最大稼働時間は 840 分とする
- 1 つのオーダーがある機械で処理されている間、別のオーダーがその機械に割り込むことはない

- 1つのオーダーが指定された製造日に終了しない場合、残数は次の日に優先して製造する
- 機械のセットアップ時間は、製品 ID が異なる場合に用いる

Fig. 2にある機械での処理の様子を示す。Fig. 2では機械1が3つのオーダーを処理している。各製品を製造するために要する時間は(製造数)/(製造能力)で求められる。また製造する製品が変わる場合にセットアップ時間を用いる。

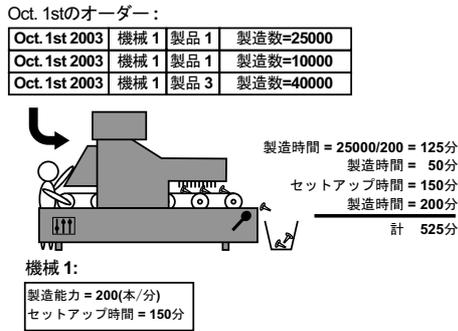


Fig.2 各機械での処理の様子 (出典：自作)

2.4 出力

出力では工場でのシミュレーションで得られた入庫記録と所与の出庫記録から在庫推移を求める。在庫数の単位はケース数である。

3 所与のデータを用いたシミュレーション

本研究では GA を用いた年間スケジュールの比較対象として所与の年間生産スケジュールから得られた在庫累積の推移を用いる。本章では所与の年間生産スケジュールを利用してシミュレーションを行い、その在庫累積の推移を求める。

3.1 所与の年間生産スケジュール

GA を用いた年間生産スケジュールの有効性を検討するため、所与の年間生産スケジュールのシミュレーションを行い、在庫推移を求める。所与の年間生産スケジュールは経験を積んだスペシャリストによって生成されたものである。そのスケジュールに含まれているオーダーの数は約 9300 件であり、本研究で用いる出庫記録のオーダー数は約 50700 件存在する。これらを入力データとし、シミュレーションを行う。

3.2 シミュレーション

比較対象となる所与の年間生産スケジュールをもとにシミュレーションを行う。シミュレーションで得られた入庫記録と所与の出庫記録から在庫累積の推移を求めることができる。Fig. 3 に所与の年間生産スケジュールで得られた在庫累積の推移を示す。なお、シミュレーションの開始日における在庫数は 0 とする。

Fig. 3では、最大在庫数と最小在庫数の差 $|I_{max} - I_{min}|$ が大きいため、最適な在庫コントロールではない。本研究で求める最適な在庫コントロールとは販売機会を逃す

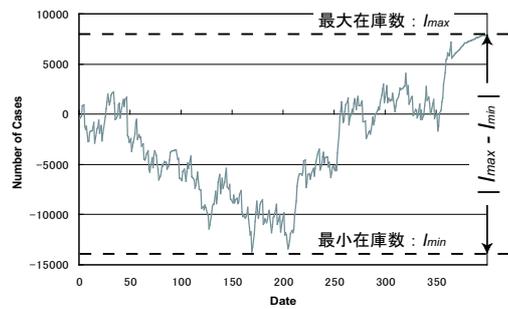


Fig.3 シミュレーション結果 (出典：自作)

ことなく、できるだけ少ない在庫数であり、 $|I_{max} - I_{min}|$ が小さいときのことである。

4 GA による年間生産スケジュールの生成

本章では GA を用いた年間生産スケジュールの生成について詳しく述べる。

4.1 自動生成システムの概要

Fig. 4 に GA を用いた年間生産スケジュールを自動生成するシステムの概念図を示す。Fig. 4 の STEP1 に示すように、各製品について 1 年間の目標総製造数 TQ_N (N :製品数) を決定することで年間生産スケジュールを自動生成する。また最大在庫数と最小在庫数の差が最小となるように年間生産スケジュールを GA を用いて生成する。なお、本システムで取り扱う製品は見込み生産品であり、各製品における目標総製造数 TQ_N は事前に販売部が決定した数値を利用する。

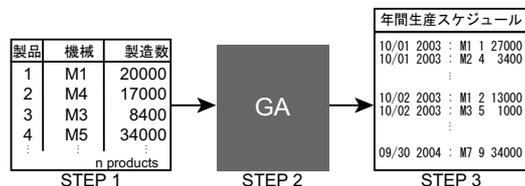


Fig.4 GA を用いたシステムの概念図 (出典：自作)

4.2 目的関数

本研究の目的は最適な在庫コントロールの実現である。そのためには Fig. 3 に示した $|I_{max} - I_{min}|$ をできるだけ小さくすることである。したがって、目的関数 $F(s) = |I_{max} - I_{min}|$ とし、これを最小化する年間スケジュール s を求める方法として GA を用いる。

4.3 解の表現

本研究ではオーダー数が多く存在し、一定でないため、オーダーそのものを GA の設計変数として用いると計算負荷が膨大となり、より効率的な解表現を考慮する必要がある。そこで、各製品が一定周期で決められた数量と回数だけ生産されるものと仮定し、各製品における生産開始日を決定する。以降、生産開始日を位相 ρ 、回数を頻度 f とする。また、各オーダーにおける各製品の製造数 $q = TQ_N / f_N$ とする。

上記の点を踏まえた上で GA における解表現を Fig. 5 のようにする。オーダーを設計変数に用いた場合、染色体長 $L = \text{約 } 9300$ となり計算負荷が大きくなるが、Fig. 5 に示すように解を表現すると、1300 製品の場合、 $L = 1300$ となり計算負荷が軽減できる。但し、いずれの製品も ρ は、 $0 \leq \rho \leq 365$ の整数をとる。

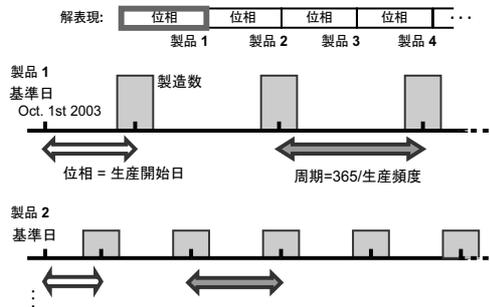


Fig.5 解表現 (出典：自作)

本システムで生成された年間生産スケジュールをシミュレーションすることで在庫累積の推移を得られ、解を評価することができる。ただし、オーダーを生成する際に、位相の情報からオーダーの生産日程は一意に決まるが、製品によっては処理する機械が複数存在するため、どの機械に割り当てるか決定しなければならない。

Table 2 に具体例を示す。Table 2 が示すような製品 1 と製品 2 がある場合、製品 1 は機械 3 のみで処理できるが製品 2 については機械 3, 5 で処理できるため、オーダーによってどちらに割り振るかを決定する必要がある。決定方法には様々な方法が考えられるが、ここでは製品 2 のような複数の機械で処理できる製品と製品 1 のように 1 台でしか処理できない製品について同じ日に生産オーダーがある場合には、1 台でしか処理できない製品のオーダーを先に実行し、複数台で処理可能な製品についてはその日の機械の稼働率をもとに稼働率の低い機械に割り当てることとする。つまり Table 2 の場合、製品 1 を優先して生産することになる。

Table2 製品 1,2 を処理できる機械 ID

製品	処理できる機械 ID
1	3
2	3,5

4.4 GA の操作

GA を用いて最適な年間生産スケジュールを生成する。在庫記録として、過去の実績データを用いる。なお、GA の探索においては、交叉のみを用いる。以下に GA のフローを示す。

1. N_{pop} 個の初期個体からなる母集団 $P(0)$ を生成する。各製品における位相は周期 (=365/頻度) 以下のランダムな整数値に与える。
2. t 世代：母集団 $P(t)$ に対し、交叉を適用して子個体集合 $C(t)$ を生成する。
3. $C(t)$ の各個以下のように評価する。

- (a) 各製品について位相 ρ からスケジュール s を生成する。
- (b) s をシミュレーションし、在庫記録を生成する。
- (c) (b) で得られた在庫記録と所与の在庫記録より在庫推移を得る。
- (d) $|I_{max} - I_{min}|$ を求める。

4. $P(t)$ および $C(t)$ において、 $ER^{(2)}$ *1 で選択された N_{pop} 個体からなる集団 $P(t+1)$ を生成し、 $P(t)$ とする。 $t = t+1$ とし、Step 1 へ戻る。
5. 最大世代数 t_{max} に達すると終了する。

本研究で扱う問題は、多変数で膨大な探索空間を有しているため、これまでに得られているエキスパートの経験を利用することで、探索空間を絞り込むことが有効であると考えられる。また、頻度を横軸、縦軸に製品数をとった場合の分布が、対数正規分布を示すことが予備実験で分かっている。この分布においては、平均値が意味を持たないため、一様乱数による初期値を与えることは好ましくない。これらのことより、上記のような初期個体生成が妥当であると考えられる。

5 今後の課題

今後の課題として、本稿の GA を用いて最適な年間生産スケジュールを生成することが挙げられる。生成された年間生産スケジュールの数値実験を行い、GA を用いた年間生産スケジュールと所与の年間生産スケジュールを比較し、有効性について検討する。

またシミュレーションに要する計算時間が膨大なため、GA を用いた年間生産スケジュールのシミュレーションを行う際に計算資源を利用することが考えられる。本研究室では PC クラスタが多く利用されているが、本研究ではプログラムの書き換えが可能な LSI の一種である FPGA(Field Programmable Gate Array) を利用する。

6 まとめ

本稿では、最適な在庫コントロールを目的として製造工場における GA を用いた年間生産スケジュールの自動生成について報告した。実際に存在する工場の生産工程のモデリングを行い、所与の年間生産スケジュールのシミュレーションを行った。また GA 用いた年間生産スケジュールの自動生成の概要について報告した。

参考文献

- 1) Goldberg,D.E.: Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning. Addison-Wesley (1989)
- 2) D. Thierens, D. E. Goldberg: Elitist Recombination: an integrated selection recombination GA Proceedings of the 1st IEEE Conference on Evolutionary Computation pp.508-512. 1994

*1 Elitist Recombination. 世代交代モデルの 1 つである各家族 (2 つの親個体とその親個体から生成された 2 つの子個体) の中から、最良の個体を 2 つずつ次世代に残す方法。