

Automatic Generation of Production Scheduling by Genetic Algorithm

Yoshiko HANADA* Tomoyuki HIROYASU** and Mitsunori MIKI**

(Received November 05, 2007)

In many manufacturing companies, the need of an efficient inventory has become important. Our research is done in collaboration with an actual manufacturing company to improve the strategy for controlling inventory of the company. We focus on the production schedule used in the actual manufacturing company since it controls the inventory. The production schedule is formulated as an optimization problem. Based on the formulation, Genetic Algorithm (GA) is applied to generate a production schedule which satisfies an efficient inventory. The production schedules derived by GA are compared with the production schedules described by an expert. The effectiveness of GA is shown in the results and the discussions.

Key words : genetic algorithm, product scheduling

キーワード : 遺伝的アルゴリズム, 生産スケジューリング

遺伝的アルゴリズムによる工場の生産スケジューリングの自動生成

花田良子・廣安知之・三木光範

1. はじめに

近年, 広域ネットワーク技術の向上, インターネットを介した多様なサービスの普及により, 組織を跨いだ流通が急拡大している. それに伴いサプライチェーン・マネージメント (Supply Chain Management: SCM) がより重要となってきている. SCM とは, 動的に変化する環境のもと, 資源調達から, 生産, 配送, 販売に至る一連の流れ (サプライチェーン) を最適にするようなソリューションを包括的に決定することである. 流通の急拡大によるニーズの多様化, 不確実性, 不安定性から, 設計期間の短縮や制約条件の厳しい領域での設計が望まれている. また, これらは個々の企業に

よって適切なモデルが異なり, 最適化問題として定式化しコンピュータシミュレーションによる意思決定者の支援が重要視されている.

資源供給, 製造, 販売の3フェーズすべてを1つの組織で処理するような中小の工場においても, 原料価格の高騰による粗利の減少により, よりシビアな在庫コントロールの戦略が必要となってきている. 特にボルトやパイプといったプリミティブな部品を供給するような工場では扱う製品数が数千~数万点あり, 在庫コントロールが重要とされている. 売れ筋商品以外を除いてすべての製品が定期的に決まった需要があるわけではないため, できるだけ多製品を多量に在庫する

* Faculty of Engineering, Doshisha University, Kyoto / JSPS Research Fellow, PD
E-mail:hanada@mikilab.doshisha.ac.jp

** Department of Intelligent Information Systems Engineering, Doshisha University, Kyoto
E-mail:{tomo@is, mmiki@mail}.doshisha.ac.jp

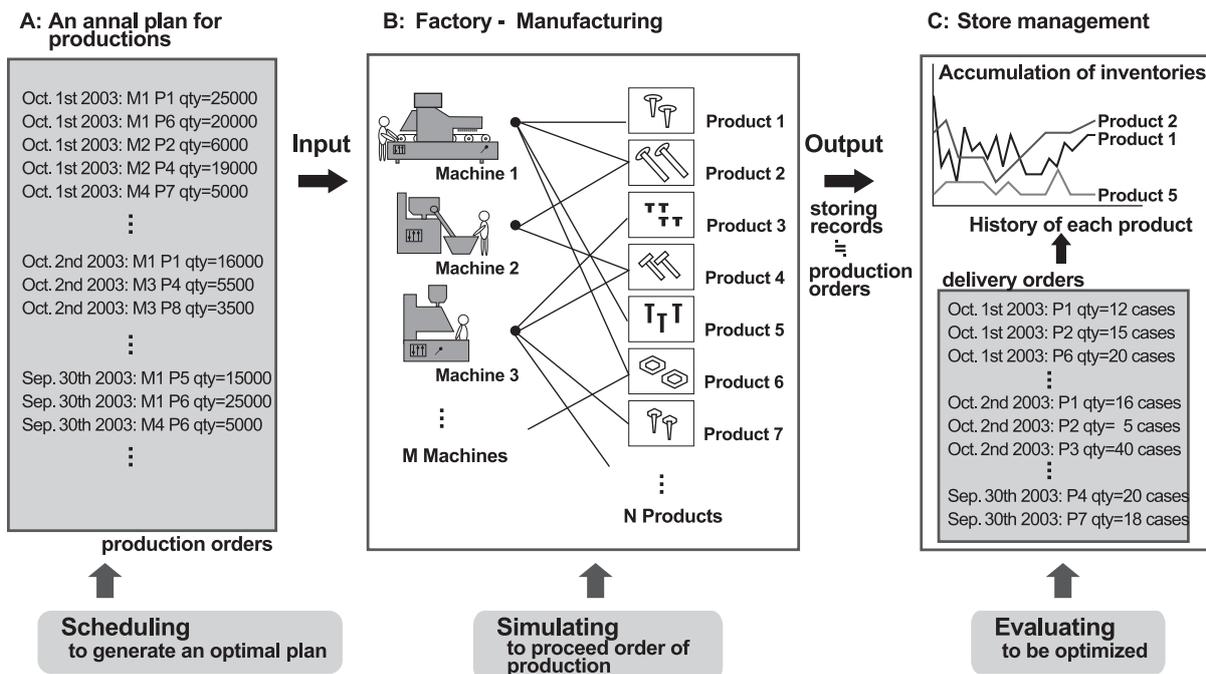


Fig. 1. Modelling of the factory: The input is a set of production orders and output is a history of the number of inventories.

ことで、販売機会を逸する危険が減る。一方で、多品種を多量に在庫として保有することはコストがかかることとなる。そのため、販売機会を逸することなく、できるだけ少ない点数を在庫することが可能であれば、その企業の競争力は増すこととなる。これを実現するには、販売部と生産部の連携、すなわちSCM的なアプローチが重要であり、顧客のニーズに対する安定した製品供給を確保しつつ、過剰生産の抑制、あるいは死に筋製品の除去といった販売部の在庫管理の指針に従った生産スケジューリングが要求される。

本研究は、共同研究先であるプリミティブな部品を生産する東大阪の中小工場において、SCMの枠組みのもとで、工場におけるサプライチェーンの中で最も重要な製造フェーズに着目し、販売部が求める在庫コントロール戦略を満たすような生産スケジュールの最適化を行う。ここでは、現在、生産ラインにのっている製品の倉庫使用量の変動を安定させ、新製品を追加できる余裕を倉庫に確保することを目的とした生産スケジュールを生成する。また、効率的に機械を稼働させるため、処理する製品の切り替えに伴う機械の段替(セットアップ)の回数を最小化する。

本研究では、まず、生産スケジューリング問題を最

適化問題として定式化する。対象とする工場では、同じ材料を利用した同じ形状のものでも、その最終加工の違いによって非常に多くの製品が存在するため、製品数は非常に多く、多変数、かつ変数の値の自由度が高いスケジューリング問題となる。また、需要量など不確実、不安定なデータが多く、膨大な不確定情報のもとでスケジュールの最適化を行わなければならない。次にその定式化をもとに、最適な生産スケジュールを生成する。その近似解法として、様々な実問題、スケジューリング問題など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。実際の生産履歴および出庫履歴に基づくシミュレーション結果と比較することで、その有用性を検証する。

2. プロダクトの生産モデル

対象とする工場は M 台の機械で N 個の製品を生産するシステムである。Fig. 1 にシステムの全体図を示す。機械数は29であり、約1300製品中、売れ筋に限った見込み製品800を対象としてスケジューリングを試みる。

Table 1 に示すように、各機械はパラメータとして機械ID、製造能力(1分間の製造本数)、段替時間(セッ

トアップ時間)をもつ。各機械は複数の種類の製品を処理することが可能であり、製品の切り替えの際にセットアップを要する。製品の大きさにより2通りの製造能力が存在し^{*}、製品間の大きさの違いにより2通りのセットアップ時間が存在する^{**}。なお、段替は1回あたり、1日の稼働時間の1/4~1/2を占める。効率よく機械を稼働させるためには、出来る限り段替回数が少なくなるようなスケジューリングが望まれる。

各製品は製品ID、大きさに関するパラメータ、入数(1ケースあたりの本数)、粗利、および処理される機械IDの情報を持つ。個々の製品を処理する機械は複数存在し、それらは所与のものである。

Table 1. Elements and the types of parameters in the investigated system.

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, 大きさ, 入数, 粗利, 処理機械 ID(複数)

Fig. 1 のシステムに対して、製品の生産オーダーが入力される。生産オーダーは Fig. 2 に示すように、{ 作業日, 機械 ID, 製品 ID, 生産本数 } からなる。生産オーダーに対して、機械は指定された製品を指定された本数を製造する。そのときの処理時間は、単純に(生産本数/製造能力)分であり、製品は(生産本数/入数)ケース製造され、入庫される。生産オーダーは Fig. 1 に示すように時系列で与えられ、Factory 内では各機械が対応する生産オーダーを指定日の早いものから順に処理し、時系列の入庫記録が出力される。

一方、各製品に対する出庫オーダー { 出庫日, 製品 ID, ケース数 } についても時系列で与えられ、指定日に、指定の製品を指定されたケース数出庫する。Fig. 1 の Store Management では、生産オーダーを Factory でシミュレートして得られた入庫記録と出庫オーダーから在庫累積の推移を出力する。

本研究では、販売部が求める基準を満たしつつ、Fig. 1 の C の在庫累積の推移の部分をもっと最適なように1

^{*} 大きい製品は製造能力が小さい

^{**} 大→小あるいは小→大の切り替えにはより長いセットアップ時間を要する

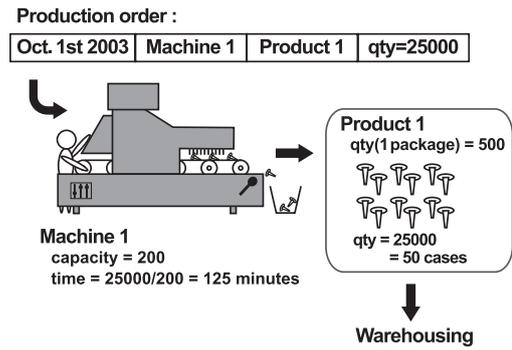


Fig. 2. An example of the production order.

年間の生産スケジュール、すなわち年間生産オーダー (Fig. 1 の A) を生成することである。そのため、実環境に従う生産シミュレーションの部分 (Fig. 1 の B) を作成する必要がある。次節においてシミュレーションの詳細設定を示し、実際の年間生産オーダーを用いて現状を示す。

3. 生産シミュレーション

3.1 入力データ

共同研究先の1年間の生産履歴データ、および出庫履歴データをもとに1年間の在庫の累積の推移を検証する。Fig. 3 および Fig. 4 に検証に用いたデータの一部を示す。なお、用いるデータは2003年10月~2004年9月の1年間の実績データであり、29機械、800製品について、生産オーダー数は約8000件、出庫オーダーは約40000件存在する。

Machine ID	Date	#Rot	Production ID	Quantity	#Qty per 1 case
0	20031028	2277111	5406020	91,000	4,500
0	20031118	2414671	5406030	36,000	3,500
...
17	20040210	2805871	6017060	7,400	260
18	20040210	2574871	6017180	2,970	90
...
28	20040927	3558671	6012065	8,200	400

7713 production orders

Fig. 3. Actual data of production orders.

Date	Production ID	Production name	Quantity	#cases
20031001	9700290	██████████	36,000	90
20031001	0640100	██████████	300	1
...
20040309	6024070	██████████	7,800	52
20040309	6024110	██████████	360	6
...
20040927	9700152	██████████	67,000	134

39542 shipping orders

Fig. 4. Actual data of shipment orders.

3.2 機械における処理条件

Fig. 1におけるFactoryに、Fig. 3に示す生産オーダーを入力する。Factory内では各機械が対応する生産オーダーを次のように処理する。Fig. 5に、ある1機械での処理の様子を示す。

シミュレーションの条件

- 各機械はロット番号の小さい生産オーダーから処理する。
- 各機械は1分間に製造能力の割合で、指定された製品を指定日に製造する。
- 1日840分、機械は動作するものとする。
- 1つの生産オーダーは中断されることなく、指定する本数分が終了した時点で完了するものとする。
- 1つの生産オーダーが求める本数が指示日以内に終了しない場合、残った本数は次の日に製造される
- 前日から残っているジョブが存在しており、指示日に生産開始できない場合は、最早の日程で指示が実行されるものとする
- 機械の段替(セットアップ)は、製品IDが異なる場合に用いる

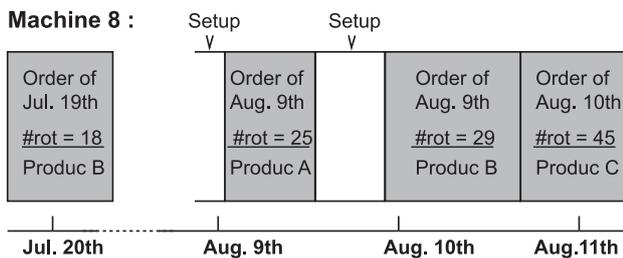


Fig. 5. Aspect of process on a machine.

なお、出力は在庫累積の推移であり、工場でのシミュレーションで得られた入庫(1日あたりの生産ケース数)記録と実際の出庫記録から求める。

3.3 シミュレーション結果

Fig. 6に3.1節に示した生産オーダーをシミュレートしたときの1日あたりの生産ケース数、すなわち入庫ケース数の推移を示す。Fig. 7は、1日あたりの出庫ケース数であり、3.1節の出庫記録から求めることができる。これらの入庫、出庫記録から、Fig. 8に示す在庫の累積の推移^{***}が得られる。ここでは、シミュレーションの初日の在庫数を基準点0としている。な

^{***} t 日目の累積在庫数は $(t-1)$ 日目の累積在庫数に t 日目の(入庫ケース数-出庫ケース数)を加算したもの

お、実データの値の詳細は公開できないため、ここでは、その値に比例した値を用いている。

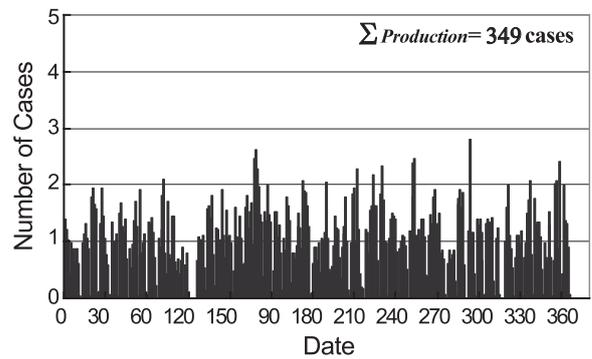


Fig. 6. History of production.

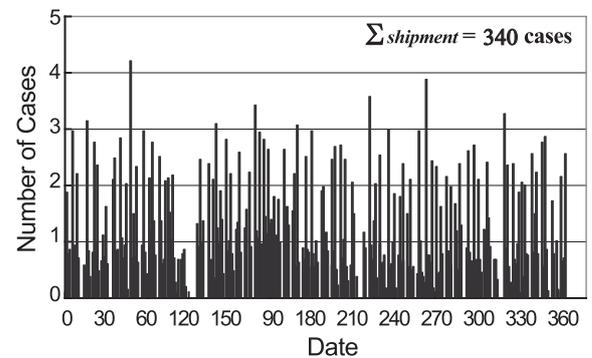


Fig. 7. History of shipping.

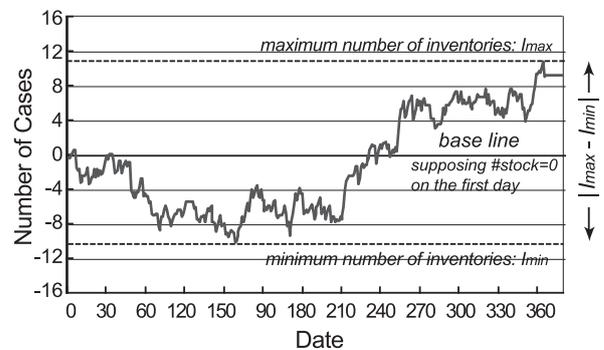


Fig. 8. History of accumulation of inventories.

Fig. 8において、最大在庫数と最小在庫数の差である在庫の変動幅 $|I_{max} - I_{min}|$ が小さいほど、より安定した生産が行われていることを示す。なお、シミュレーション結果は共同研究先の工場より十分妥当であることが確認されている。

4. 生産スケジュールの生成のための GA 設計

4.1 最適化の指針

本研究では、在庫の変動幅が最小となるようなスケジューリングを行う。在庫の変動幅を小さくすることで、在庫のための必要な倉庫容量が小さくなりコストが削減、あるいは倉庫の空き容量を安定して確保することが可能となり、新製品を追加することが可能となる。

また、実環境において実現可能なスケジュールを生成するにあたり、機械の段替作業に着目する。段替は製品の切り替えに伴う人手の作業であり、段取回数が多いとコスト高となり、ヒューマンエラーの危険性も高くなる。また機械の稼働率も低下し、効率的ではない。そのため、実現可能な生産スケジュールを生成するためには、段取回数をエキスパートによって作成された生産スケジュールから得られるものと同程度にする必要がある。

これより、式 (1), (2) に示すように、在庫の変動幅および段取回数の 2 つの目的関数についてそれぞれ最小化を試みる。 I_{max} , I_{min} は、あるスケジュールについて、すべての生産オーダーをシミュレートしたときの最大在庫数、最小在庫数を示す。 M は機械数、 n_i は機械 i において段替作業が行われた回数である。

$$F_1 = |I_{max} - I_{min}| \tag{1}$$

$$F_2 = \sum^M n_i \tag{2}$$

Fig. 9 に示すように、各製品について 1 年間の目標総生産数を決定するだけで、すべての製品における 1 年間のスケジュール (全製品の生産オーダーセット) を自動生成するようなスケジューリングを GA で実現する。なお、本研究で最適化の対象とする製品は、受注によらず定期的に生産する見込み生産品であり、各製品における目標生産数は、在庫管理の指針を決定する販売部から与えられる。

4.2 GA の設計

GA を適用するにあたって、まず、探索の対象となる解空間を決定しなければならない。ここで扱うスケ

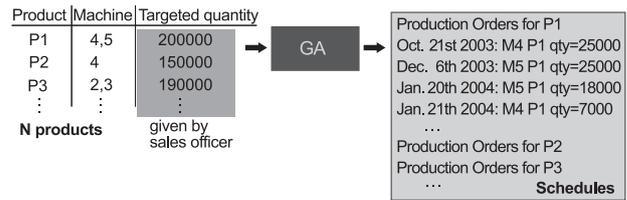


Fig. 9. Outline of scheduling system using GA.

ジューリングは多変量であり、より効率的な解表現を考慮する必要がある。オーダー数は多数かつ一定ではないため、オーダーそのものを設計変数として用いるのは不適切である。本研究では、各製品は一定周期である数量だけ生産されるものと仮定し、各製品における年間頻度および生産開始日を決定する。以降、生産開始日を位相とよぶ。また、各製品について、一度に生産する本数を一定とし、目標総生産数/年間頻度とする。

GA における解表現を Fig. 10 に示す。この表現を用いると、染色体長 L は (製品数*2) となり、800 製品の場合、 $L=1600$ となる。また、いずれの製品も、頻度および位相は $1 \leq \text{頻度} \leq 365$, $0 \leq \text{位相} \leq 365$ の整数をとる。

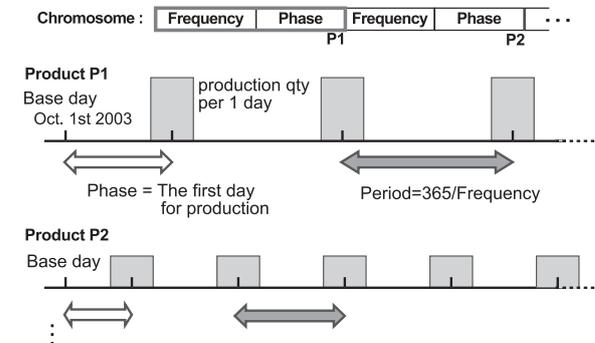


Fig. 10. Representation of solution.

位相および頻度から得られた生産オーダーをシミュレートすることで在庫累積の推移が得られ、解を評価することができる。ただし、オーダーを生成するとき、頻度、位相の情報からオーダーの日程、1 回あたりの生産量は一意に決まるが、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。例えば Fig. 9 では、製品 P_2 は機械 4 のみで処理されるが、製品 P_1 については

機械4, 5で処理されるため、オーダーによってどちらに割り振るか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、 P_1 のような複数の機械で処理できるものと P_2 のように1台でしか処理できないもの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見て、稼働率の低い機械に割り当てることとする。

4.3 GA の操作

次のように、GAで最適なスケジュールを生成する。個体の評価においては、出庫記録として、過去の実績データを用いる。対象としている見込み生産品においては、経験的に、毎年同じような傾向が見られており、十分信頼できるデータであると考えている。なお、GAの探索においては、交叉のみを用い、交叉点を設計変数間に制限した一様交叉を用いる。

GA のフロー

0. N_{pop} 個の初期個体からなる母集団 $P(0)$ を生成する。
1. 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。
2. $C(t)$ の各個体を次のように評価する。
 - i. 各製品について頻度、位相からスケジュール s を生成する。
 - ii. s をシミュレートし、入庫記録を生成する
 - iii. 2 で得られた入庫記録と所与の出庫記録より在庫推移を得る。
3. $P(t)$ および $C(t)$ において、何らかの基準により選択された 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。

初期個体の生成において、各製品における頻度は過去の実績データに基づき、ある一定の範囲内に制限する。ここでは、製品 P_k が、2003年の実績データにおいて年間 n_k 回のオーダーが生成されていたとすると、 $n_k \pm \alpha$ の範囲内でランダムな整数値に与える。一方、位相については周期 (=365/頻度) 以下のランダムな整数値に与える。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、探索空間を有望な領域に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調査で分かっている。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ている。

5. GA による生産スケジューリング

本節では、GAで得られたスケジュールをもとにシミュレートし、在庫の変動幅 F_1 、段替回数 F_2 について考察する。いずれの実験も、世代交代モデルを Elitist Recombination (ER)²⁾、母集団サイズを 100、交叉には一様交叉を用い、1回の交叉における生成子個体数を 100 とした。また、探索終了世代を 400 とした。スケジュール生成にあたり、各製品の目標生産数は 2003 年の実績と同数の生産数に設定している。なお、実データの値の詳細は公開できないため、ここでは、その値に比例した値を示している。

5.1 在庫の変動幅・段替回数の最小化

Fig. 11 に在庫の変動幅 F_1 、段替回数 F_2 を独立して、最小化したときの在庫累積の推移を示す。図中、黒太線、グレー太線はそれぞれ F_1 、 F_2 の最適化の結果、黒線は Fig. 8 に示した 2003 年の実績データの推移である。Table 2 にそれぞれで得られたスケジュールの在庫の変動幅、段替回数を示す。

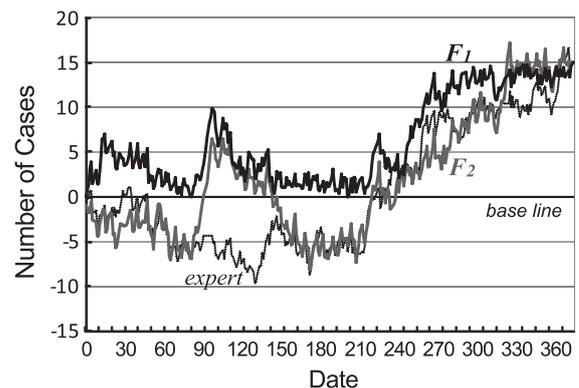


Fig. 11. History of accumulation of inventories.

Fig. 11, Table 2 より、在庫の変動幅 (F_1) を最小化することによって、実績データの半分以下に抑えることが可能であることがわかる。一方、段替回数は 2 割ほど増加しており、実際に工場で実現するには、段替回数を考慮してスケジュールを生成する必要がある

Table 2. Comparison in three methods.

	エキスパート	在庫幅 (F_1) 最小化	段替回数 (F_2) 最小化
在庫幅	21	9.2	22
段替回数	27	33	28

ことがわかる。一方、段替回数 (F_2) を最小化した場合、エキスパートとほぼ同等の結果が得られることがわかる。これより、エキスパートは、段替回数の最小化に重点をおいてスケジュール生成を行っていると考えられる。

次節では、在庫の変動幅 (F_1) と段替回数 (F_2) の同時最適化を試みる。なお、上記の結果から分かるように、GA にとって、 F_2 の最小化は F_1 と比較して困難であり、実現性を考慮した場合、より F_2 に重点をおいて最適化を行う必要があると考えられる。

5.2 在庫の変動幅・段替回数の同時最小化

複数の目的関数を一度に最適化する GA の解法として、各目的関数に重みを付け、1つの関数として扱う解法と、目的関数間にトレードオフの関係を確認できた場合には、多目的遺伝的アルゴリズム³⁾を用いて最適化を行う手法などが考えられる。本研究では簡単に、重み W_1, W_2 を用いて、式 (3) に示すように、 F_1, F_2 を同時に最適化を試みる。

$$F_3 = W_1 * F_1 + W_2 * F_2 \quad (3)$$

Table 3, Fig. 12 に、 $(W_1, W_2)=(1, 1), (1, 5), (1, 10), (1, 20), (1, 50), (1, 100), (1, 200), (1, 500), (1, 1000)$ の9通りを用いて F_3 を最小化した結果を示す。これらの重みは予備実験からもとめたものである。図中、横軸は在庫の変動幅 (F_1)、縦軸は段替回数 (F_2) を示し、左下にいくほど良いスケジュールであることを示す。

Table 3 より、 (W_1, W_2) をうまく設定することで、エキスパートのスケジュールとほぼ同等、すなわち実現可能な段替回数のもと、在庫幅を大きく改善できるスケジュールが生成可能であることがわかる。なお、Fig. 12 から在庫幅と段替回数がトレードオフの関係を示しており、今後、多目的最適化のアプローチによるスケジューリングを試みる予定である。

これより、各製品の生産目標を設定するだけで、GA で自動的に有効な生産スケジュール (全製品の1年間の生産オーダーセット) が生成できることが確認できた。現在は、ここで得られたスケジュールの有用性を現場で実証する段階である。

Table 3. Comparison in (W_1, W_2) .

(W_1, W_2)	在庫幅 (F_1)	段替回数 (F_2)
(1, 1)	9.2	29
(1, 5)	9.2	29
(1, 10)	9.2	29
(1, 20)	9.2	28
(1, 50)	9.3	28
(1, 100)	11	28
(1, 200)	13	28
(1, 500)	16	28
(1, 1000)	21	28
<i>expert</i>	21	27
F_1 のみ	9.2	33
F_2 のみ	22	28

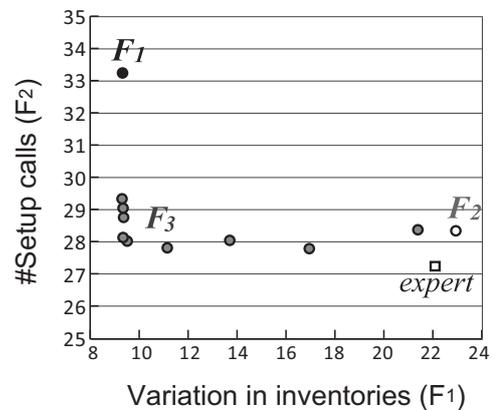


Fig. 12. Simultaneous optimization with F_1 and F_2 .

6. おわりに

本研究は、実際のプリミティブな部品を生産する中小工場における生産スケジューリングにおいて、在庫コントロールを目的とした数理モデル化のもと、GAによる生産スケジュールの自動生成を行った。本研究で扱う品種は膨大であり、最適化を行うにあたっては、各製品は一定周期、一定の生産本数のもと、在庫の累積の振れ幅を最小にするようなスケジュールの生成を試みた。在庫の変動幅と機械の段替回数を最小化することで、段替回数の観点から実際の工程において実現可能で、エキスパートと比較して在庫の変動幅を大幅に向上できるスケジュールが生成できることを示した。在庫の変動幅を小さくすることで、必要な倉庫容量が小さくなりコストが削減できる、あるいは、新製品追加のための倉庫の空き容量を安定して確保することが可能となり、競争力の向上につながると考えられる。

なお、今回は1年間の目標生産量より1年間のスケジュールを生成したが、半期、四半期など、任意の期間におけるスケジュールの生成が可能である。

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
- 3) C. M. Fonseca and P. J. Fleming: Genetic algorithms for multiobjective optimization: Formulation, discussion and generalization. In Proceedings of the 5th international conference on genetic algorithms, pp. 416-423, 1993