

GA を用いた Y シャツの型どりの自動化およびその最適化

河村 隆, 中沢 賢, 三澤明寛

信州大学繊維学部機能機械学科

1. 緒言

Y シャツの製作過程において, 自動化が行われていない作業に型どりがある. 型どりは布地から各パーツを切り出す際の型紙の最適配置問題であり, 充填率を高めることによってコストの削減が可能である. 従来は人手によってこの作業を行っていたが, 多品種少量生産の時代に入り自動化と, 人間が行う程度の最適化が望まれている. 本研究では GA (Genetic Algorithm) を用いて, 自動化・最適化を実現する方法を提案し, 型紙を用いたシミュレーションで人間とほぼ同程度の最適配置を実現したので報告する. 本報においては特にパーツの配列順序に注目して, その最適配置順序を GA による学習によって決定することが可能となった.

2. 型の自動配置プログラム

2.1 作成したプログラムの概要

今回行った実験に用いた配置のルールは, 型をひとつずつ遺伝子によって指定された順番に空間 (布) 内に, 型同士が重なり合わない位置に配置していくもので, この型を配置していく順序の最適解を GA により求めようとするものである. プログラムは GA の方法に従って以下のような手順で進められる.

1. 初代遺伝子の生成
2. 適合度に応じた選択
3. 交差
4. 突然変異
5. 適合度による淘汰

今回は 2 ~ 5 を繰り返し 20 世代までの進化を試みた. 遺伝子が選択/淘汰される部分では適合度に応じた確率ルーレットを用いて, 適合度の高いものが確率的に次世代に大きい影響を与えるように配慮した.

2.2 使用したデータ

2.2.1 型

型として使用したデータは, Fig. 1 に示すような 20 個の四角, 三角, 楕円であり, その大きさ (最大 20×20pixel), 形, 割合はランダムに決定している.

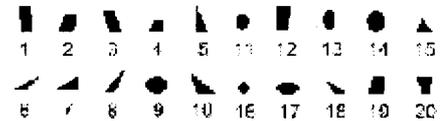


Fig.1 Test pattern

2.2.2 布 (配置空間) と配置ルール

今回用いた配置空間 (布地) は幅 50pixel × 高さ 200pixel である. この空間内に, Fig.1 に示す型を端から配置していく. 配置のルールは以下の通りである.

1. そのパーツが配置可能なもっとも端に近いところに置く
2. 同じ高さの配置場所がある場合にはもっとも左に置く.

3. GA による最適化

3.1 遺伝子のコーディング

今回の遺伝子によって表現されるのは型の配置順序であるが, 各型に番号をつけたものでは, 不都合が生じる場合がある. それは交叉, 突然変異などの遺伝子操作の際に同じ遺伝子が 2 度出現してしまうことによる致死遺伝子の生成である. そのため, 方の配置時に未配置のパーツの中での順序を用いる順序表現という手法をとった.

3.2 初代遺伝子の生成

GA の操作としては, まず初代遺伝子を先に説明した順序表現に沿う形でランダムに生成する. 1 世代の遺伝子数は 40 個とし, 1 回の実験で 20 世代まで進化の様子を見た.

3.3 遺伝子の評価 (適合度)

遺伝子の適合度は, 20 個の型すべてを配置し終えたときの最高点の高さ (Fig.4 に示す) を h とすると式(1)で表される.

$$f_i(\text{適合度}) = \frac{\text{型の総面積}}{h \times w(\text{布の幅})} \quad (i=1,2,3,\dots,20) \quad (1)$$

3.4 次世代遺伝子の生成（交叉，淘汰，突然変異）

次世代の遺伝子の親となる遺伝子は，その適合度から求められる選択率にしたがって選ばれることにより淘汰が行われ進化の方向が定まってくる。しかし，この方法では，一世代中の遺伝子の適合度が似通ってくると，その方向性が失われてしまうので，先に親とする遺伝子をその世代の適合度のトップから10番目までとすることにした。また，その世代の第1位の適合度を持つ遺伝子は，そのまま遺伝子操作をせずに次世代へと持ち越した。選択率は次の式を用いて決定した。

$$c_i(\text{選択率}) = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^{10} f_i} \quad (i=1,2,3,\dots,10) \quad (2)$$

交叉は，2個の遺伝子を3点で切って交互にあわせる3点交叉とした。突然変異の確率は遺伝子のコードのそれぞれに対して4%とした。

4. 実験

次に，GAによる解探索の有効性を示すために配置順序をGAにより求めたものと，ランダムに決定したものとを比較する。

ランダム解の数はGAで生成される遺伝子と同数になるようにし，GA解20世代分のデータを検討した。

5. 考察

Fig.2に最適値の頻度を示す。GA解の大半は，ランダム解では20回中1回しか算出されなかった適合度76.26%以上に集中していることがわかる。また，ランダム解では1度も得られなかった78.58%という高い値がGAでは4回算出できたことも評価できる。

GA解，ランダム解それぞれ20回分の最適解の平均は，GAが76.68%，ランダムが74.27%であった。平均値ではあまり差がないがこの原因としては以下の点が予想できる。

- ・ランダムに解でも型の配置可能な位置を厳密に調べられるため，適合度のかなり低いものは生まれないこと
- ・探索空間のスケールが小さいこと
- ・用意した型のパターンがある大きさ（50×50pixel）に収まっていて似通っていること。

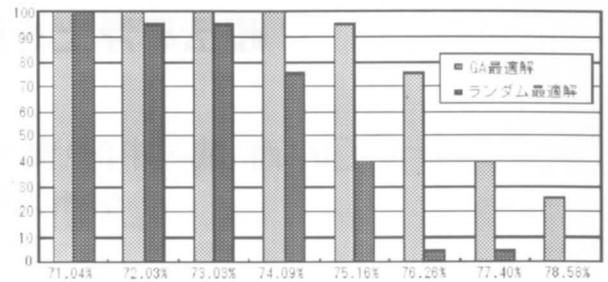


Fig.2 Histogram of fitness

・単純 GA であるため局地解に陥りやすく，また，初代遺伝子による影響，などが挙げられる。

また，Fig.3はGAによる計算で世代を経る毎の最適解の移り変わりの様子を示したものである。GAによる最適解探索ではランダムでの最適解の平均値である74.27%を5世代目ですでに超えており，これによりGAによる最適解探索能力を示している。

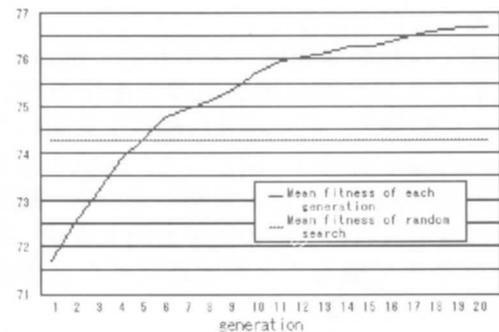


Fig.3. Progress of fitness

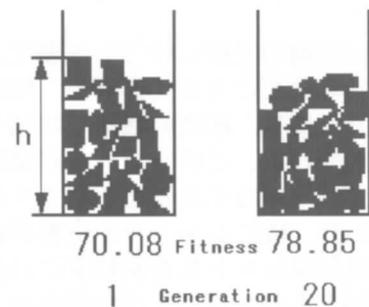


Fig.4 One of the Exelent result

6. 結言

今回の実験では実験環境の都合上，型のバリエーションや，そのスケールに制約を設けたものの，Fig.3に示されるよう，その算出値の向上の早さからさらに実際の問題においてもGAによる最適解の探索が有効であることが予測できる。局地解への収束がしばしば見られたが，最近の研究はGAの手法の改善によりこれを克服することができることを示しており，本研究にも適用する予定である。