

目次

- 発表する論文
- 概要(1章)
- 1章(基礎概念)
- 2章(遺伝的操作)
- 8章(問題点とこれからの研究動向)

発表する論文

- 遺伝的アルゴリズム
- 著者:カーネギーメロン大学 日本電気(NEC)
北野 宏明
- 被引用文献:53件
- 人工知能学会 解説論文
- 今回の論文では様々な応用手法も提示されているが、時間が足りないので基本的な部分のみを取り扱う

概要(1)

- 遺伝的アルゴリズム(以下GA)とは？

生物進化(選択淘汰、突然変異)の原理に着想を得たアルゴリズム

確率的探索の1つ

概要(2)

- GAで出来ることは？
最適化や規則学習も可能
また、探索の一手法でもある
- GAが導入されたのはいつ？
1975年(39年前)に導入

1-1 基礎用語(1)

- 染色体
遺伝情報を伝えるもの
- 遺伝子座
染色体のどの位置に遺伝情報が記述されているか
- 遺伝子
各遺伝子座に対してその形状を決定する塩基配列で表現されたコードのこと
(塩基配列: 遺伝子座を配置する配列)

1-1 基礎用語(2)

- 遺伝子型

遺伝子の組み合わせのパターン

- 表現型

遺伝子型に基づいて形成された個体

1-2 簡単なGA(1)

- Generate-and-Test型のアルゴリズム
→ 基本的なアルゴリズム

- 選択
- 交差
- 突然変異

3種類の遺伝的操作を使用する

1-2 簡単なGA(2)

- GAの処理手順
 1. 初期集団の生成
 2. 終了条件が満たされるまでループ
 - (a) 適応度の評価
 - (b) 選択
 - (c) 交差
 - (d) 突然変異

1-2 簡単なGA(3)

- 1. 初期集団の生成
決められた個体数の染色体をランダムに生成
- (a) 適応度の評価
より良い個体が高い評価値を得る
- (b) 選択
より良い個体を形成する遺伝子を選ぶ

1-2 簡単なGA(4)

- (c) 交差
双方の染色体の一部を採ってきて、子孫の染色体を作る
- (d) 突然変異
ある確率で染色体の一部の値を変える
- 以上の手順を踏むことで新たな世代の個体集団を作ったことになる
これをループさせることによって世代が進んでいく

1-3 Schemata定理

- Schemata

染色体が1次元の文字列で表現されている時、その中に意味のあるパターンが発生する

そのパターンをスキマタ(Schemata)という

- Schemata定理

Schemataがどの程度、次世代に生き残るかを予測する定理

GAの中ではかなり重要な定理

2-1 スケーリング

- スケーリング

適応度が決定されたとして、この値をそのまま選択の確率に反映させる必要はなく、何らかの関数を導入し、適応度の値を調整すること

- 一般的な関数

Scaling Model	Equation
Linear Scaling	$f' = af + b$
Sigma Truncation	$f' = f - (\bar{f} - c \times \sigma)$
Power Scaling	$f' = f^k$

2-2 選択交配(1)

- 適応度比例戦略(ルーレットモデル)
各個体の適応度に比例した確率
- 例(スケーリングは2のべき乗)

Individual	Law Fitness (f)	Scaled Fitness (f^2)	Selection Probability
1	2.5	6.25	0.18
2	1.0	1.00	0.03
3	3.0	9.00	0.26
4	1.2	1.44	0.04
5	2.1	4.41	0.13
6	0.8	0.64	0.02
7	2.5	6.25	0.18
8	1.3	1.69	0.05
9	0.9	0.81	0.02
10	1.8	3.24	0.09

2-2 選択交配(2)

- 期待値戦略

確率的選択の問題点は、個体数が十分に多くない時に、乱数のゆらぎによって、適応度を正確に反映されないことがある

これを解決するのが期待値戦略

- 期待値戦略の手法

各個体が残す子孫の期待値を計算する

その個体が選択された時、その期待値から0.5を引く

最悪でも期待値より0.5の偏差で子孫を残せる

2-2 選択交配(3)

- ランク戦略

適応度によって各個体にランク付けを行う

選択確率は適応度によらず、ランキングに依存

Rank	Individual	Law Fitness (f)	Scaled Fitness (f^2)	Selection Probability
1	3	3.0	9.00	0.35
2	1	2.5	6.25	0.20
3	7	2.5	6.25	0.15
4	5	2.1	4.41	0.10
5	10	1.8	3.24	0.06
6	8	1.3	1.69	0.05
7	4	1.2	1.44	0.04
8	2	1.0	1.00	0.03
9	9	0.9	0.81	0.02
10	6	0.8	0.64	0.00

2-2 選択交配(4)

- エリート保存戦略

集団中で最も適応度の高い個体をそのまま次世代に残す方法

良い解がクロスオーバー(次で解説)や突然変異で破壊されない

ただし、エリート個体の遺伝子が集団中に急速広がるため局所解に陥る危険もある

2-3 クロスオーバー(1)

- クロスオーバー

2つの染色体を組み替える操作

- 単純交差

ここでの例は交差位置(縦棒のところ)が1つの単一交差(単純交差)といわれる手法

複数交差という交差位置が複数ある手法もある

1	0	0	1		1	1	1	→	1	0	0	1	0	0	0
0	0	1	1		0	0	0	→	0	0	1	1	1	1	1

2-3 クロスオーバー(2)

- 一様交差

交差時にマスクをかけてどちらの親の遺伝子を受け継ぐかを決定する手法

Parent-1	0	0	1	1	1	1
Parent-2	1	1	1	1	0	0
<hr/>						
Mask	0	1	0	1	0	1
<hr/>						
Child-1	0	1	1	1	1	0
Child-2	1	0	1	1	0	1

2-4 突然変異(1)

- 突然変異

一定の確率で遺伝子を変化させる操作

大きな変異確率に設定すると、スキマタが破壊される

突然変異が無い場合は、初期の遺伝子の組み合わせ以外の空間を探索することが出来ず、求められる解にも限界が出てくる

2-4 突然変異(2)

- 適応変異

確率を変動させる手法

交差の結果作りだされた2つの個体の近似値をハミング距離で測定し、距離が近いほど高い変異率とする手法

- ハミング距離

同じ文字が多ければ多いほどハミング距離は小さくなる

2-5 世代モデル(1)

- 離散世代モデル

一般的なGAで使われている方法

すべての個体が一斉に子孫を作り、次世代集合を作る

2-5 世代モデル(2)

- 連続世代モデル

現世代中の何割が入れ替わるかを表したパラメータで、0.2で集団のサイズが100なら20個体が交差する

Steady-State Model

次の世代に移るときに2個体のみを選択して2つの子孫の個体を作る

また、適応度の低い個体2つも取り除く

2-5 世代モデル(3)

- Crowding Model

連続世代モデルのパラメータによって指定された
個体数を交代させる

全体集合の中のCrowding Factor(パラメータ)に
よって指定された部分集合から取り除く個体を選
択する

8 問題点とこれからの研究動向(1)

- GAの弱点(1)

局所探索をする方法がない

局所探索

計算して出た解の付近の1つを近傍解として選び、
繰り返し計算させる方法

(近似アルゴリズムの枠組み)

8 問題点とこれからの研究動向(2)

- GAの弱点(2)

解の表現方法、評価関数など様々なパラメータが職人芸的に決められている

GAの場合は評価関数が分からなくても、シミュレーションが出来れば、その結果を評価として使える

8 問題点とこれからの研究動向(3)

- 研究課題

応用事例をたくさん作ること

新しいGAの提案

→進化に関連する学説は諸説あり、最終決着は
ついていない

→新たなアイデアが出てくればさらに良いGAが
できるかも？