● 拡張内容

TDGA では個体群内で決定変数が過度に収束してしまう事象に対し対策していた. 今回 の拡張では, 個体群内の目的関数が過度に収束してしまい, 探索が進まなくなく減少に対して対策を行った. すなわち, 目的関数空間内での多様性を考慮するために目的関数の改良を行った.

具体的には、決定変数のエントロピーの代替に目的関数値の出現確率を使用する.目的関数値の出現確率は、個体群内の目的関数値が特定の確率分布に従っていると仮定して計算を行う.今回の拡張では、簡単のため確率分布に正規分布を指定した.なお、この指定は目的関数値が正規分布に従っていることを認めているわけではない.

次世代個体群の構成は、まず合併個体群の内、目的関数値が最良の個体を追加する. その後、合併個体群内の各個体に対し、その個体を次世代個体群に追加した際の平均と分散を計算して確率分布を生成する. その後、次世代個体群の各目的関数値が生成される確率の和を計算する. そして、目的関数値の和と前述の確率の和が最小になるような個体が次世代個体群に追加される. この操作を指定した次世代個体群の大きさに達するまで行う.

今回の拡張における最適化する関数値 F は以下のようになる. なお,i 番目の個体の目的 関数値 f_i は最小化を仮定している.

$$F = \langle E \rangle + HT$$
.

ここで,

$$H = \sum_{i} p(f_i)$$

でpは推定した確率分布ある.

● 実験条件

テスト問題:単目的ナップサック問題(TDGA 提案論文内の問題と同じ)

交叉操作:一様交叉(確率:0.9)

突然変異操作:ビット反転(確率:1/30)

T: 20

終了条件:5000 回解評価 比較アルゴリズム:SGA

実装の都合上,実行時間が長時間になったため,試行回数は1回のみである.

● 実験結果

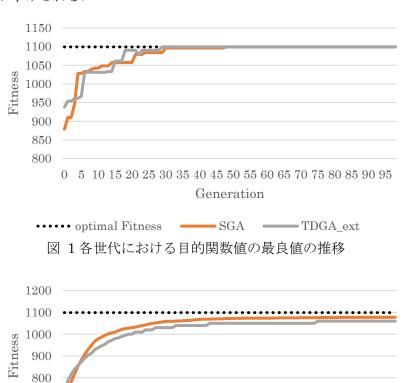
各世代における個体群内の最良値及び平均値の推移をそれぞれ図 1,図 2 に示す.なお、両図において TDGA_ext が TDGA の拡張手法を示している.図 1 より、拡張手法の方が約 20 世代ほど早く最良個体を獲得できている.一方、平均値に関しては、SGA より低い値になっている.

図 1 より、目的関数値に対しても多様性を考慮して次世代群を構成することにより、速い世代において最良個体が獲得できたことがわかる。今回は単純のため目的関数値の分布を考慮せずに確率分布に正規分布を仮定したが、最良解の探索に関しては SGA より優れた性能を示した。

図 2 より、目的関数値の多様性を考慮すると、目的関数値の平均値が SGA より低くなった. これは、拡張時の設計思想より明確である. また、個体群内の目的関数値の平均値を高く保つことを考慮しなくても最適解を獲得できることを示している.

今回の改良では SGA より優れた探索性能を示した. しかし,実装の都合により実行時間が非常に長くなってしまったため,この拡張が適当であったとは言い難い.

今後の改良の余地としては、仮定する確率分布を適切に推定できるアルゴリズムを考える必要がある.加えて、目的関数値の多様性を考慮する際に、単純に値のみで多様性を考慮するのではなく、生き残り続けている世代数や決定変数の多様性も同時に考慮した評価指標などの検討が挙げられる.



Generation

・・・・・・・ optimal Fitness —— SGA —— TDGA_ext
図 2 各世代における目的関数値の平均値の推移

0 5 10 15 20 25 30 35 40 45 50 55 60 65 70 75 80 85 90 95

700 600