

混合型最適構造設計問題の解法について

九州共立大学工学部 正員 三原 敦治
 第一復建技術開発室 正員 千々岩浩巳
 福岡建設専門学校 正員 木村 貴之
 九州共立大学工学部 学生員○坂元 敏宏

1. 緒言

土木構造物の最適設計に関する研究は数理計画法の応用として古くから解析的に行われてきたが、'60年代から急速に発展した数理計画法のコンピュータソフトを援用することにより実用性を備えるようになった。しかし、数理計画法が主として連続変数の最適化を対象とするため、最適構造設計問題の設計変数も連続変数として取り扱うことができるものに限られ、例えば既製型鋼を用いた構造設計などでは設計変数は離散変数であるが、そのような場合への適用には限界があった。もちろん数理計画法の一分野に整数計画法という離散変数を対象とするものもあるが、分枝限定法のような連続変数の最適化を繰り返し応用する手法が中心で、最適構造設計への適用は問題設定や計算量の点において容易ではなかった。この難点を解決する一方法として、近年、遺伝的アルゴリズム(GA)が注目されている。GAは生物進化の過程を簡単な数理モデルに置換え、すべての変数が離散変数である離散的最適化問題の解を比較的効率良く求める手法である。著者らも交配個体選択GA(scsga)と名付けた独自の淘汰戦略を有するGAを提案し、その最適構造設計問題への有用性を確認した^{1), 2)}が、いずれも元々の最適構造設計問題は、設計変数に離散変数と連続変数が混在する混合型最適化問題であり、連続変数を離散変数化することにより離散的最適化問題へ変換して対処した。

本研究は、最適構造設計問題の多くが上記のような混合型最適化問題として定式化されることから、その一般的解法の確立のため、scsgaを基礎とする一種の繰り返し手法について基本的検討を行うものである。

2. scsgaを基礎とする解法の構築

混合型最適化問題は離散変数と連続変数の混在の程度やそれらが解に及ぼす影響度などにより、連続的最適化問題や離散的最適化問題に非常に近い性質を示すことがあることも予想され、そのような場合には、近い性質の最適化問題として得られる近似的な最適解で工学的に十分有用と判断されることもある。ただし、問題の性質を調べることは容易ではないので、ここで対象とする問題にはそのような偏った性質はないか、あるいは特定できないものとする。このとき、混合型最適化問題の解法に連続的最適化手法を基礎とするアプローチも考えられないことはないが、離散変数の中には連続変数化が困難なものが含まれることもあるので離散的最適化手法、そのうちscsgaを基礎とする解法を構築することとした。つまり、1)連続変数を離散変数化して問題全体を疑似離散的最適化問題へ変換する、2)疑似離散的最適化問題のscsgaによる解にはある程度各変数に関する情報が含まれていると仮定して、連続変数の上下限値を絞込む、という2点を具体化した手法であり、以下のよう流れとなる。

- ①離散変数の離散値データ、連続変数の上下限値、scsgaのGA的パラメータ、scsgaにおける進化世代数、採用最適性順位、全体繰り返し最大数の読み込み。
- ②連続変数の離散変数化：上下限値に基づき疑似離散値データを設定（←混合型最適化問題の疑似離散的最適化問題への変換）
- ③scsgaによる最適化計算：設定したGA的パラメータにより設定した進化世代数まで。
- ④全体の繰り返し回数が設定した全体繰り返し最大数に一致したときには、それまでに得られた個体のうち最良の評価関数値を有する個体を最良解として出力して計算を終了。そうでないときには、⑤へ進む。
- ⑤scsgaにより得られた個体群の最適性順位付け。
- ⑥設定した採用最適性順位分だけの個体群に表れているある連続変数値の最大および最小値をそれぞれその連続変数の新たな上下限値として②へ戻る。

3. 数値実験

(1) 実験対象問題：構築した解法を基礎的に検討するため、簡単な数理計画問題を実験対象とする。すなわち、連続変数 X_p ($p=1 \sim P$: P は連続変数の総数) と離散変数 Y_q ($q=1 \sim Q$: Q は離散変数の総数) で構成される $P+Q$ 次元空間に N_{sp} 個の鞍点(うち 1 つは最適点)を準備し、最適点において最小値をとる評価関数 E_r により最適化を図る問題である。評価関数 E_r には、評価関数形式の影響の検討のため次のような 3 種類を用いる。

$$E_r(k) = \min(\sum \Delta X_{pj}^k + \sum \Delta Y_{qj}^k + H_j) \quad (k=1 \sim 3)$$

ここに、 $\Delta X_{pj} = |X_{pj} - X_p|$, $\Delta Y_{qj} = |Y_{qj} - Y_q|$, X_{pj} , Y_{qj} および H_j は j 番目の鞍点の X_p , Y_q 座標値および後述する最適点配置ケースを調整するための標高 ($j=1 \sim N_{sp}$), Σ は総和を示す記号である。

(2) 具体的な問題設定および数値実験用パラメータ設定：最も単純な問題設定のため、 $P=Q=1$, X_1 の上下限値 = 0.0 および 15.0, Y_1 の離散値データ = 0.5 刻みで 0.0 ~ 15.5 の 32 個, $N_{sp}=3$, 鞍点の座標 = (2.12, 12.5) for $j=1$, (4.58, 9.0) for $j=2$, (13.51, 5.5) for $j=3$, 全体繰返し最大数 = 10, と固定し, H_j 値を表-1 に示すように 6 通り, scsGA の進化世代数 = 5 ~ 10, 採用最適性順位 = 20 ~ 30 を数値実験パラメータとして変化させた。なお, scsGA の GA 的パラメータには、人口数 = 30, 交配個体数 = 5, 突然変異発生確率 = 0.2 を用いた。

(3) 実験結果：合計 648 の異なる実験パラメータによる実験結果を表-2 に一覧表として示す。ここに、表-1 に示す標高 H_j により最適点配置ケースが調整される（例えばケース 132 は鞍点 1 ~ 3 の標高 H_j がそれぞれ 0.5, 1.0, 0.8 であるため、鞍点 1 が最適点に設定されている）が、最適性指向性は数値実験により得られた最良解がその最適点を指向していることを示すものである。また、準最適解探索能力は準最適解（連続変数については最適点座標値 ± 0.1 で、離散変数は最適点座標値そのままの解。例えば、鞍点 1 が最適点に設定されているときには $(2.10 \pm 0.1, 12.5)$ であるような解）を得る能力である。表-2 には、それぞれの条件を満足した場合の数とその比率を示す。

表から、全体で 80% 強の最適点指向性と 50% 以上の高い割合で準最適解を探索できていることがわかる。採用最適性順位や評価関数の影響は、実験の範囲内ではそれほど大きくなっていることが認められる。ただし、GA の繰返し回数 = 5 では準最適解能力が 50% に満ちておらず、他の場合よりかなり小さな値である。これは、scsGA による最適化が十分に行われないまま連続変数の値域を絞込むので、10 回の全体繰返しでは必要な絞込みがなされないためと考えられ、問題にもよるとは思われるが scsGA の進化世代数はある程度大きく設定する必要があることがわかる。また、最適点配置ケース 123 および 132 では最適点指向性がかなり低く、その影響で準最適解探索能力も低くなった。この場合、連続変数の下限値が早い段階で鞍点 1 の連続変数座標値 2.12 より大きな値となってしまうことが観察されたが、その根本的な原因を明らかにすることは現在のところ困難であり、さらに多次元な問題への適用も含めて今後の検討課題としたい。

参考文献 1) 千々岩, 三原, 太田: 離散的最適構造設計への交配個体選択 GA の適用に関する一考察, 構造工学論文集, Vol. 42A, pp. 381 ~ 388, 1996. 3.

2) 千々岩, 三原, 太田: GA による鋼管杭基礎構造の最適配置決定法に関する研究, 土木学会論文集, No. 549 / I-37, pp. 97 ~ 105, 1996. 10.

表-1 最適点配置ケース用標高値

ケース	H_1	H_2	H_3
123	0.5	0.8	1.0
132	0.5	1.0	0.8
213	0.8	0.5	1.0
231	1.0	0.5	0.8
312	0.8	1.0	0.5
321	1.0	0.8	0.5

表-2 実験結果一覧表

	最適点指向性	準最適解探索能力	
全 体	533(82.10%)	352(54.32%)	
G A の繰返し回数	5 6 7 8 9 10 20 22 24 26 28 30	93(86.11%) 91(84.26%) 91(84.26%) 92(85.19%) 90(83.33%) 75(69.44%) 81(75.00%) 86(79.63%) 92(85.19%) 90(83.33%) 93(86.11%) 90(83.33%)	49(52.69%) 56(51.85%) 60(55.56%) 61(56.48%) 72(66.67%) 54(50.00%) 60(55.56%) 60(55.56%) 63(58.33%) 54(50.00%) 61(56.48%) 54(50.00%)
採用最適性順位	123 132 213 231 312 321	55(50.93%) 61(56.48%) 100(92.59%) 108(100.0%) 107(99.07%) 101(93.52%)	30(27.78%) 20(18.52%) 60(55.56%) 71(65.74%) 87(80.56%) 84(77.78%)
評価関数	E_r1 E_r2 E_r3	175(81.02%) 186(86.11%) 171(79.17%)	128(59.26%) 120(55.56%) 113(52.31%)