

講義室の座席配置決定手法

A Method for Determining Seating Arrangements in the Lecture Room

新池 一弘

Kazuhiro Sin-Ike

舞鶴工業高等専門学校

Maizuru National College of Technology

Email: shinike@maizuru-ct.ac.jp

あらまし：高等教育現場で学ぶ学生は、彼らの自由意思で座席を選び講義を受けているが、講義に対する学習効果の観点からは疑問が生ずる。例えば講義室に40名の学生が在籍する場合、座席の組み合わせは $40!$ 通り存在するので、学生個人にとって最良な座席を人の手で見出すのは大変な困難と多くの時間を要する。そこで本研究では、最適化手法を適用した講義室の座席決定方法について提案する。

キーワード：座席配置問題、遺伝アルゴリズム、粒子群最適化

1. はじめに

高等教育現場での座席配置は、学生の自由意思で決められているが、その弊害として学生による不要な私語や雑談により騒がしくなり、講義の妨げとなることがある。講義室の座席配置を教員が決定する場合、多大な労力と時間を要する。しかし、座席配置を適切に行うことで、学生の学習効果の向上を期待することができる。

そこで本研究では、座席配置問題を組合せ最適化問題⁽¹⁾と捉え、最良の座席配置を見出す方法を提案する。最適化手法には、遺伝アルゴリズム(GA)⁽²⁾および粒子群最適化(PSO)⁽³⁾を採用し、座席配置問題の最適化を行う。

まず、座席を決定するときの学生個人に関する要因を内的要因、1人の学生とその学生の周りに座る学生との要因を外的要因とし、座席配置問題の目的関数を提案する。次に、GAおよびPSOより見出された座席配置について考察する。

2. 座席配置問題

学生個人々の着席行動の1つに、視力や聴力等の身体的要因、受講する科目に対する興味度や成績等の要因が考えられる。これらの要因は全て学生個人々々に関する要因であり、この要因を内的要因と呼ぶ。

内的要因以外の要因として、1人の学生の周囲に着席する学生との相互作用に関するものがある。例えば、友人関係にある学生は集まる傾向があり、逆に友人関係にない学生は離れた場所の座席を選択する傾向がある。この要因は、1人の学生とその他の学生に関するものであり、これを外的要因⁽⁴⁾と呼ぶ。

座席配置問題の定式化は、まず、学生に座席をランダムに与え、次に学生の座席に対する評価値を算出する。問題は、学生個人々の評価値の最小値を最大化することである。

いま、 $p \{i; i = 1, 2, \dots, p\}$ を学生数、 x を座席配置問題の解とする。学生 i が座る座席の内的要因に関

する評価式 W_i を以下に示す。

$$W_i = \sum_{m=1}^h \beta_m a_{im} \quad (1)$$

ここに、 a_{im} と h は学生 i の座席に対する内的要因および要因数を示し、 β_m は内的要因の重みであらかじめ与えられる。

学生 i と学生 j_k 間の外的要因に関する評価式を以下に示す。

$$W_{ijk} = \max\{C_i, P_i, S_i, A_i\} + \max\{C_{j_k}, P_{j_k}, S_{j_k}, A_{j_k}\} \quad (2)$$

ここに、 C_i, P_i, S_i, A_i はコーチングテストから得られた学生 i の性格適性を表し、 $C_{j_k}, P_{j_k}, S_{j_k}, A_{j_k}$ は、学生 j_k の性格適性を表す。教室の机を基盤の目に配置した場合、学生 i の周囲には3名から8名の学生の座席が存在する。学生 i と学生 i の周囲に座る学生 j_k との評価式を以下に示す。

$$W = \sum_{k=1}^n \alpha_k W_{ijk} \quad (3)$$

ここに、 n は学生 i の周囲にいる学生数を示し、 α_k は W_{ijk} に対する重みであらかじめ与えられる。学生 i の目的関数 Z_i は次式で示される。

$$\max Z_i = \min(W + \gamma W_i) \quad (4)$$

ここに、 γ は W と W_i の重みであらかじめ与えられる。

2.1 遺伝アルゴリズム

座席配置問題では、学生の出席番号を個体表現に用いる。交叉則は、まず親個体 P_1 および P_2 を m 行 n 列の配列で表す。次に、交叉点 p および q をランダムに決定し、交叉範囲内の小行列を $P_1(p, q)$ および $P_2(p, q)$ とし、親個体 P_1 の小行列 $P_1(p, q)$ を除く

全ての遺伝子を子個体 C_1 にコピーする。さらに、親個体 P_2 の 1 行 1 列目から m 行 n 列目まで各遺伝子をスキャンし、親個体 P_1 の小行列 $P_1(p, q)$ 内の遺伝子と一致したものを子個体 C_1 の小行列 $C_1(p, q)$ にコピーする。最後に、上記の操作を子個体 C_1 の小行列 $C_1(p, q)$ の遺伝子が全て決定するまで繰り返す。

突然変異則は、ランダムに 2 人の学生を入れ替えるという手法で、親個体 P_1 および P_2 より、突然変異個体 M_1 および M_2 を生成する。また、選択則は、個体群からランダムに選ばれた親個体 P_1 および P_2 、交叉によって生成された子個体 C_1 および C_2 、突然変異によって生成された突然変異個体 M_1 および M_2 の 6 個体から目的関数値の高い 2 個体を選択する。

2.2 粒子群最適化

PSO における 1 つの個体は、位置ベクトル x_i 、速度ベクトル v_i 、これまでの探索で発見した最良解 $pbest_i$ とその評価値 $f(pbest_i)$ を有する。また群れ全体として、全ての個体がこれまでの探索で発見した最良解 $gbest$ とその評価値 $f(gbest)$ を有する。各個体は、それぞれの最良解へと向かうベクトル $(pbest_i^l - x_i^l)$ 、群れ全体の最良解へと向かうベクトル $(gbest^l - x_i^l)$ 、前回の探索における速度ベクトル v_i^l に対する新たな速度ベクトル v_i^{l+1} をそれぞれ生成し、現在の探索位置 x_i^l から新たな位置 x_i^{l+1} へと移動する。ここで、 l は探索回数を示す。各個体の速度ベクトル v_i^{l+1} の更新式は、次式で示される。

$$v_i^{l+1} = \omega v_i^l + c_1 \text{rand}_1(pbest_i^l - x_i^l) + c_2 \text{rand}_2(gbest^l - x_i^l) \quad (5)$$

ここに、 rand_1 および rand_2 は 0~1 の乱数、 ω 、 c_1 および c_2 はそれぞれ重みを示す。また、各個体の位置ベクトル x_i^{l+1} の更新式は、次式で示される。

$$x_i^{l+1} = x_i^l + v_i^{l+1} \quad (6)$$

粒子と座席配置の対応は、原点からの距離が短い順番にならべた粒子を座席番号の 1 番から順番に割り当てる。原点からの距離が同じである粒子が複数個存在する場合、 x 軸との成す角度の小さい順番に座席番号順に割り当てる。同様の方法で全ての粒子を座席に割り当てる。

3. 計算機実験

提案手法に基づき計算機実験を行う。学生個人々々に対する内的要因には、講義中の不要語の頻度、講義中の教員の声の聞こえ、黒板の文字の見え、講義の興味度および希望する座席番号を採用する。また、1 人の学生とその学生の周りに着席する学生との関係を表す外的要因には、コーチングテストから得られた 4 種類の性格適性であるコントローラタイプ、プロモー

表 1: GA による計算結果

FG	1,000	10,000	100,000
PT [sec]	14	123	1002
Z	2.53	2.56	2.63
A_{ve}	2.11	2.36	2.54

表 2: PSO による計算結果

FG	1,000	10,000	100,000
PT [sec]	107	656	4354
Z	2.95	3.21	3.30
A_{ve}	2.89	2.93	2.98

タータイプ、サポータータイプおよびアナライザータイプの評価値を採用する。

表 1 および表 2 は、GA および PSO を適用し、それぞれシミュレーションを 10 回行った結果を示す。表中の FG は計算回数、PT は 1 回のシミュレーションに要する平均時間、Z はそれぞれの計算回数における 10 回のシミュレーション結果の目的関数値の最良値、 A_{ve} は 10 回のシミュレーションにおける目的関数値の平均値をそれぞれ示す。

表 1 および表 2 から、計算回数が増えるにつれて目的関数値 Z および平均値 A_{ve} が改善していることがわかる。また、PSO による計算機シミュレーションは、表 1 の GA を適用した結果より目的関数値が高いこともわかる。

4. おわりに

本稿では、学校教育現場における教室の座席配置問題に、遺伝アルゴリズムおよび粒子群最適化を適用する手法を提案し、計算機シミュレーション結果を比較した。その結果、GA および PSO は、座席配置問題に適用可能であると考えられる。今後は、実際の学校教育現場に本提案手法を適用することで、学習効果の向上に貢献することである。

参考文献

- (1) H. H. Houss and T. Stützle, "Stochastic Local Search: Foundations and Applications", *Morgan Kaufmann*, 2005.
- (2) J. Kennedy, R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization" Proc of IEEE International Conference on Neural Network, Perth, Australia, IEEE Service Center Piscataway NJ, pp. 1942-1948, 1995
- (3) D. E. Goldberg, "Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning", *Addison - Wesley*, 1989.
- (4) J. M. Burda, "College classroom seating position and changes in achievement motivation over a semester", *US: Psychological Reports*, Vol. 78-1, pp.331-336, 1996.