

1. はじめに

身近で同質な他者との会話ばかりでなく、自身と来歴や背景知識が大きく異なるような他者とも対話を成り立たせ、チームで活動して成果を挙げる能力の養成が社会の中で求められている [Griffin 12, 鈴木 17]. このような能力の基礎づくりとして、授業における学習者同士の相互作用を通じた学習活動は重要なものと位置づけられる。

その一方で、大学の授業においては欠席が多く、授業参加もままならない学生もいる。近年では授業に出席した上で活動することが成績評価で重きを置かれることも多く全体としては以前より出席率が高くなる傾向があるものの、大学生の専攻分野や学年による出席率の差が大きく、社会科学系専攻の大学生や就職活動で多忙になる 4 年次の学生は低めになる傾向がある [ベネ]. また、経済状況的に収入をアルバイトに大きく依存しており万全な態勢での授業参加が厳しい学生や、大学進学率上昇に伴いコミュニケーションのスキルや基礎学力に多大な問題を抱える学生も大学に在籍する割合が増してきている [濱中 13]. このような問題は大学授業の現場における工夫のみでは解決が難しいが、授業の出席が大変な大学生でも他者と学ぶ環境へ円滑に参加できる授業づくりは重要といえる。

本稿では、履修者の出席率と学修成績を考慮したグループ編成の最適化手法として遺伝的アルゴリズム・粒子群最適化ハイブリッド手法を導入し、他の最適化手法との比較による性能評価についても言及する。

2. 関連研究

グループワークにも様々な種類と役割があり、PBL のように長期間同じグループで活動するものも重要であるが、毎回の授業ごとにグループを組み替え、短時間のワークで多様な学生と接触する機会が持てるグループワークも同様に重要と考えられ、このようなグループ編成の手法についてはくじ引きなどランダムな手法をとられる事例が多い [Barkley 05, 中野 17]. しかし、Cruz and Isotani [Cruz 14] はランダムな手法の問題点を指摘した上で、ある定量的な基準に基づく協調学習向けのグループ編成の最適化の試みをレビューしている。その中で、複数の異なるアルゴリズムの比較を通じた性能評価がなされていない点も指摘されている。また、くじ引きによる手法はグループ編成に時間がかかるという問題もあり、授業時間の有効活用という点からも、事前に決めたグループで極力進められる形が理想といえる。

また、学修遂行の様々な指標をもとに学習者のクラスタリングを行った上で、各グループメンバの長所に着目して自然な役割分担が行えるようなグループ編成を行う試みもある [椿本 13]. 本稿では学修遂行の指標は 1 変数として扱うが、これに加えて出席率を新たに変数として導入し、事前に決めたグループで極力進められるようなグループ編成を求めるアルゴリズムを提案する。

3. 遺伝的アルゴリズム・粒子群最適化ハイブリッドによるグループ編成の多目的最適化

本稿では遺伝的アルゴリズム・粒子群最適化ハイブリッドによるグループ編成の多目的最適化を試みる。遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) は生物の進化を模倣したアルゴリズムで、解探索や機械学習など広く応用されている [Goldberg 89]. 粒子群最適化 (Particle Swarm Optimization: PSO) は鳥が群れをなして飛ぶ場面などの生物の集団行動を模

倣したアルゴリズムで、こちらも解探索などで広く応用されている [斎藤 11]. また、本稿では複数の基準で最適なグループ編成を求める多目的最適化を行うが、GA はたとえば 2 つの基準による多目的最適化において x, y をそれぞれ正の実数としてより小さい (x, y) を求める場合に $x_1 < x_2$ かつ $y_1 > y_2$ なる (x_1, y_1) および (x_2, y_2) となるような非劣解集合 (パレート集合) に属する解を多数求める上で適している [廣安 00]. 一方 PSO は、他のよりよい解を利用して解探索を行うという特徴から、局所最適な解を早く求めるには向いているが、局所最適でない解をそこから新たに見つけ出すまでに工夫を要するアルゴリズムといえる [斎藤 11]. すでに両者のハイブリッドによるアルゴリズムの応用も進んでいる (たとえば Juang [Juang 04] など) が、本研究ではこれをグループ編成の組合せ最適化問題に応用し、この両者の利点を組み合わせることで、高速かつ多様な最適解の発見を行えるようにする。多様な非劣解集合を求める形にすることで、複数のグループ編成の候補からクラスの状態などに合わせて柔軟に選択できる形にすることができる。

3.1 GA の応用: 初期個体生成, 交叉, 突然変異, 選択

本研究では、GA の遺伝子としてグループの組合せを採用する。

初期個体生成 まず、履修者のリストを用いて、任意のランダムな任意の人数からなるグループの組合せを任意の回数生成し、これを初期個体とする。

交叉 個体 S_1, S_2 について、個々の履修者の学修遂行を s , 出席率を a とする。履修者数を n 名とした場合、グループ内の学修遂行の値の合計でグループを降順にソート、さらにグループ内でも履修者を学修遂行の値で降順にソートし 2 つの $2n$ 次元ベクトル

$$S_1 = [s_{11}, s_{12}, \dots, s_{1n}, a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1n}]$$

$$S_2 = [s_{21}, s_{22}, \dots, s_{2n}, a_{21}, a_{22}, \dots, a_{2n}]$$

を構成する。この 2 ベクトルのなす角の余弦を S_1, S_2 の類似度とする。

親個体 S_1, S_2 について、任意の人数 (数名程度) 分履修者の属するグループをランダムに入れ替えた個体をその親個体の近傍とする。この近傍を複数生成し、 S_1 と最も類似度の高い S_2 の近傍、および S_2 と最も類似度の高い S_1 の近傍をそれぞれ S_1, S_2 の子個体とする。

突然変異 あらかじめ設定された突然変異率に基づき、親個体・子個体に対して任意の人数 (数名程度) 分履修者の属するグループをランダムに入れ替える。

世代交代 解の評価はパレートランキング法 [Fonseca 98] を用い、他の解と比べ非劣解の集合はすべてタイ (同じ順位) として扱う。

この順位に基づき、設定された割合の個体をエリートとして扱い次世代に残す。さらにエリートでない個体からルーレット選択により、次世代に残す個体を選ぶ。

3.2 PSO の応用

上記の GA の過程の中で Juang [Juang 04] を踏まえ、毎回の世代交代の際のエリート個体群を粒子群とみなして PSO を適用する。この形のハイブリッド最適化を本稿では GAPSO と呼ぶ。

各個体が位置と速度の情報を持つとする。位置情報は前述の形で構成した $2n$ 次元ベクトル x とし、各個体が個体の最良位置 $pbest$ と個体群全体の最良位置 $gbest$ に近づくよう次次の

速度

$$\mathbf{V}_i^{k+1} = w\mathbf{V}_i^k + C_1 \text{rand}(\mathbf{pbest}_i - \mathbf{x}_i^k) + C_2 \text{rand}(\mathbf{gbest}_i - \mathbf{x}_i^k)$$

で速度 \mathbf{V} を修正 (ただし C_1, C_2, w を定数, rand を $[0, 1]$ の一様乱数, k を世代数とする) し, 次の個体の位置候補 \mathbf{x}_{ci}^{k+1} を

$$\mathbf{x}_{ci}^{k+1} = \mathbf{x}_i^k + \mathbf{V}_i^{k+1} \quad (1)$$

とする. ここで \mathbf{x}_i^k の近傍を設定された回数分生成し, \mathbf{x}_{ci}^{k+1} と最も類似度が高い近傍を \mathbf{x}_i^{k+1} とする.

3.3 評価関数

次の 2 つの値を評価関数として用いる.

グループ間学修遂行分布の類似度 学修遂行の値のグループ内の分布についてカーネル密度推定を行った上で, すべてのグループについて 2 グループ間の総当たりで L_2 ノルムによる分布の類似度を求め, その平均を評価関数として用いる.

グループ間出席率分布の類似度 出席率の分布についても, 上記の学修遂行分布と同じ方法で分布の類似度の平均を評価関数とする.

これらがトレードオフになっている可能性を考慮し, 前述のように 1 つの最適解を求める方法ではなく, 複数の非劣解集合を求める方法を本稿では採用する.

4. 性能評価・考察

次のアルゴリズムとの比較で, GAPSO を導入した最適化手法との比較を行った.

山登り法 各個体ごとに近傍を複数求め, その中の非劣解集合の中から次のループに用いる解をランダムに採用する. 他個体との相互作用はない.

GA GA のみで解探索を行う.

PSO PSO のみで解探索を行う.

30 名のクラスを各 5 名の 6 グループに編成する形で評価を行った. 学修遂行・出席率はダミーデータで, 学修遂行は正規乱数で生成し, 出席率は大学生の出席率の調査データ [ベネ] をもとに作成した. 最適化のプログラムは OS X 10.11.6 (Intel Core i7 2.8GHz, 16GB RAM) 上にて Ruby 2.4.2 で実行 (カーネル密度推定は R 3.4.3 を呼び出し利用) し, 各アルゴリズムとも 400 ループ分実行した. 実行時間は山登り法が 9204 秒, GA が 8113 秒, PSO が 8809 秒, GAPSO が 7989 秒となった.

図 1 が各手法で共通に用いた初期の解候補集合で, 解が左側に近づくほど, また下側に近づくほどよりよい解として扱う. 図 2~5 が 10 ループ後の解集合で, PSO が他と比べて高速に解候補集合全体が左下の最適に近い解に集まっていることがわかる. 図 2~5 が 400 ループ後の解集合で, GA は PSO と比べよい解を見つけるのが遅いものの多くの非劣解を見つけられる可能性があり, PSO は GA と比べよい解を見つけるのは速いものの解の多様性に問題がある可能性がある. 両者の利点がある程度補っているのが GAPSO という見方もできるが, PSO 単体と比較すると解探索は遅いので, 改善の余地を残しているといえる. また, GA と GAPSO を比較しても非劣解集合に含まれるグループ編成は他にも存在する可能性があり, より多くの非劣解集合を発見可能なアルゴリズムの改良も課題である.

5. 今後の課題

[鈴木 17] ではペアプログラミングによるコンピュータシミュレーション実習において, 授業回ごとにペアを組み替える形で実習を進めていたが, このような授業では極力同じクラスの多くの他の履修者とともに活動する機会を設けたいため, 以前同じグループだった相手とは再び組むのを避けたり, 回数やクラスサイズの都合で再び組むことになってもできるだけ時間を置いたりする必要がある. このような履歴を解のランキングの中に組み込むことを検討している.

そして, GA の場合は対話的な最適化手法への拡張も可能である [高木 98]. つまり, 最適化の過程で「この学生とこの学生が同じグループなのはまずい」「この学生とこの学生は同じグループである必要がある」といった介入を手動でユーザが行えるようなシステムの構成も可能ということである. このようなしくみを導入する以前の問題として, Web ベースなどで容易に利用可能なシステムの構築も, 広く利用されることを考えれば必要といえる. また, 広く利用されるという観点から考えれば, 大学の授業以外での応用可能性も考えた上で, アルゴリズムとシステムの開発を進めることも重要である.

本稿では, 遺伝的アルゴリズム・粒子群最適化ハイブリッド手法によるグループ編成の非劣解集合を求める多目的組合せ最適化アルゴリズムについて提案した. より効果的なグループワークが行える環境づくりの一環として, この知見に対してさらに考察を深め, アルゴリズムの改良を進め, グループワーク支援システム開発への応用を目指す.

参考文献

- [Barkley 05] Barkley, E. F., Cross, K. P., and Major, C. H.: *Collaborative learning techniques: A handbook for college faculty*, Jossey-Bass, San Francisco, CA, USA (2005), 安永悟 (監訳), 協同学習の技法: 大学教育の手引き, ナカニシヤ出版, 京都 (2009)
- [Cruz 14] Cruz, W. M. and Isotani, S.: Group Formation Algorithms in Collaborative Learning Contexts: A Systematic Mapping of the Literature, in *Proceedings of the 20th International Conference on Collaboration and Technology (CRIWG 2014)*, Lecture Notes in Computer Science 8658, pp. 199–214, Springer International Publishing, Santiago, Chile (2014)
- [Fonseca 98] Fonseca, C. M. and Fleming, P. J.: Multi-objective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms. I. A unified formulation, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, Vol. 28, No. 1, pp. 26–37 (1998)
- [Goldberg 89] Goldberg, D. E.: *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, Addison-Wesley, Reading, MA, USA (1989)
- [Griffin 12] Griffin, P. E., McGaw, B., and Care, E.: *Assessment and teaching of 21st century skills*, Springer, Dordrecht, the Netherlands (2012), 三宅なほみ (監訳), 益川 弘如, 望月 俊男 (編訳), 21 世紀型スキル: 学びと評価の新たなかたち, 北大路書房, 京都, 2014
- [濱中 13] 濱中 淳子 他: 大衆化する大学: 学生の多様性をどうみるか, シリーズ大学 2, 岩波書店, 東京 (2013)
- [廣安 00] 廣安 知之, 三木 光範, 渡邊 真也: 領域分割型多目的

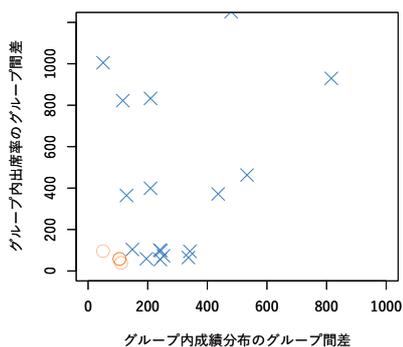


図1 生成された初期解集合

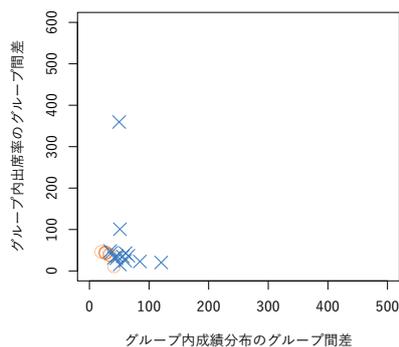


図2 山登り法による 10 ループ後の個体の分布

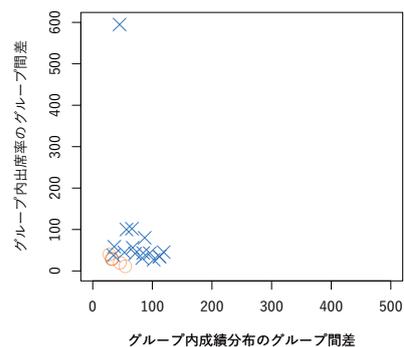


図3 GA による 10 世代後の個体の分布

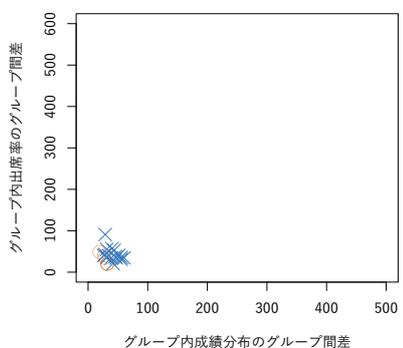


図4 PSO による 10 ループ後の個体の分布

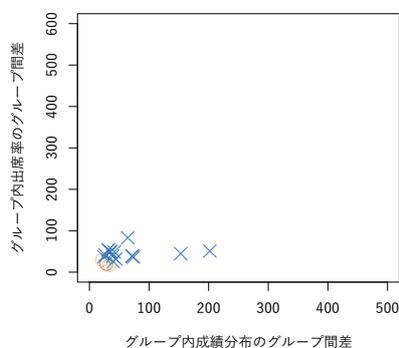


図5 GAPSO による 10 世代後の個体の分布

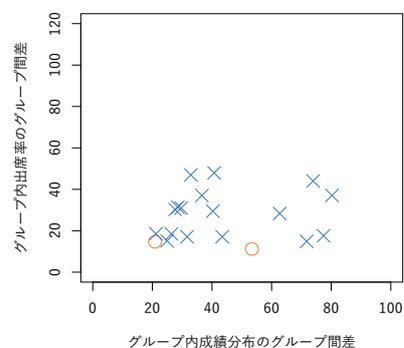


図6 山登り法による 400 ループ後の個体の分布

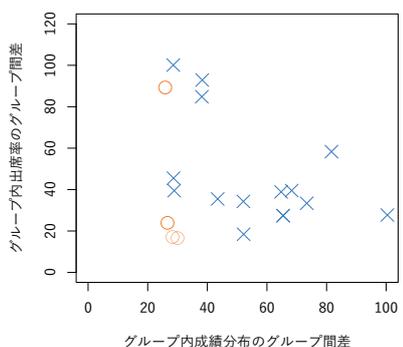


図7 GA による 400 世代後の個体の分布

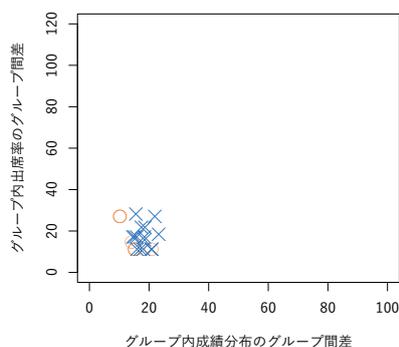


図8 PSO による 400 ループ後の個体の分布

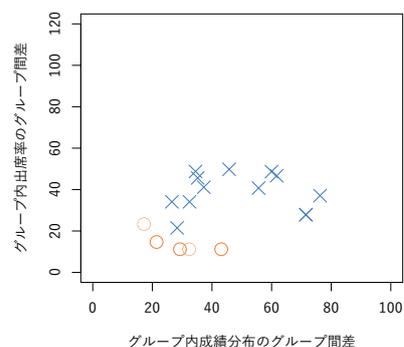


図9 GAPSO による 400 世代後の個体の分布

- 遺伝的アルゴリズム, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, Vol. 41, No. SIG 7 (TOM 3) (2000)
- [Juang 04] Juang, C.-F.: A hybrid of genetic algorithm and particle swarm optimization for recurrent network design, Vol. 34, pp. 997-1006 (2004)
- [中野 17] 中野 民夫: 学び合う場のつくり方: 本当の学びへのファシリテーション, 岩波書店, 東京 (2017)
- [ベネ] ベネッセ教育総合研究所高等教育研究室: 第2回大学生

- の学習・生活実態調査報告書: <http://berd.benesse.jp/koutou/research/detail1.php?id=3159> (最終アクセス日: 2017年12月24日)
- [斎藤 11] 斎藤 利通: 粒子群最適化と非線形システム, 電子情報通信学会 基礎・境界ソサイエティ Fundamental Review, Vol. 5, No. 2 (2011)
- [鈴木 17] 鈴木 聡, 廣川 佐千男: ペアプログラミングと反転授業を導入したコンピュータシミュレーション実習における履修

- 者の学習活動の分析, 日本教育工学会論文誌, Vol. 41, No. 3, pp. 255-269 (2017)
- [高木 98] 高木 英行, 畝見 達夫, 寺野 隆雄: 対話型進化計算法の研究動向, 人工知能学会誌, Vol. 13, No. 5, pp. 692-703 (1998)
- [椿本 13] 椿本 弥生, 高橋 薫, 北村 智, 大辻 雄介, 鈴木 久, 山内 祐平: 通信教育における意見文の協同推敲を支援するグループ編成方法の開発と評価, 日本教育工学会論文誌, Vol. 37, No. 3, pp. 255-267 (2013)