授業時間割当問題に関する考察

学籍番号: 90158051　乾口研究室　 木村 悠

1　はじめに

近年，高等学校をはじめ様々な教育機関でのカリキュラムの多様化に伴い，生徒の希望に応じた時間割編成が求められている．生徒の希望，教師の授業制約，部屋の制約などを考慮しなければならず，大規模で複雑な問題となる．本研究では，授業時間割編成問題の基礎として，生徒の希望をできる限り反映するような全ピリオドにおける最適な授業組合せを求める問題を取り扱う．遺伝的アルゴリズム(GA) とヒューリスティックを組み合わせた方法を考察し，数値実験によりその有効性を検討する．

2　授業時間割当問題

本研究ではクラス数 cn，生徒数 sn，ピリオド数 pn の授業時間割当問題を対象とする．この問題は，生徒が受講を希望する科目が与えられた下で，月曜日から金曜日まで各日 6 時限の 30 の各枠に受講生徒の重複がないように，授業の組合せを求める問題である．そのような組合せが得られない場合は，制約違反のため割当てられない科目の受講を希望する生徒延べ数が最小となる組合せを求めることとする．クラス，ピリオドは次のように定められる [1].

クラス ある科目を志望する生徒の集合をクラスと呼ぶ．すなわち，i 番目の科目に対して受講志望生徒の集合 C_i が定められる．科目ごとに 1 週間に行われる授業数が設定されている．設定された授業数を 1 週に配置しなければならない．各生徒は定められた単位数が習得できるように科目を選択している．

ピリオド 月曜日から金曜日それぞれに 6 時限の時間枠がある．すなわち，30 の時間枠がある．各時間枠はピリオドと呼ばれる．本研究で取扱う問題では，30 時間枠の曜日や時限などの順序は考慮せず，各ピリオドでのクラスの適した組合せを探索することになる．

3　探索アプローチ

GA を用いた解の探索法について考究する．GA の再生，交叉，突然変異からなる遺伝的オペレータの過程にヒューリスティックに基づく局所探索を組み込む．

科目の順列を GA における個体表現として用い，交叉として PMX を，突然変異としてスクランブルを，選択には線形スケーリングを伴ったルーレット選択を用いる．

3.1　デコーディング

1〜30 のピリオドを用意し，科目の順列に従い，最初の科目から順に番号の最も小さいピリオドに割当てていく．ただし，週の授業数が 2 以上の科目は，その数だけ異なったピリオドに割当てなければならない．この際，割当てようとする科目 i が，そのピリオドに既に割り当てられている科目 j と競合するとき，すなわち，$C_i \cap C_j \neq \emptyset$ となる場合は，次のピリオドへの割当を検討する．また，ピリオド k に割当てられた科目の集合 $Cl(k)$ について，$\bigcup_{j\in Cl(k)} C_j = S$($S$ は全生徒の集合) となっていれば, ピリオド k への新たな科目の割当は終了する．この手続きを繰り返し，どの科目もいずれのピリオドへも割当てられなくなれば終了する．このとき，割当てられなかった科目の集合を NA とすると，$\sum_{j\in NA} |C_j|$ が個体の評価値となり，この値をできるだけ小さくする個体を探索することになる．ただし,$|A|$ は集合 A の基数を示す．この評価関数に応じた GA の適合度関数として，$\sum_{j\in ALL} |C_j| - \sum_{j\in NA} |C_j|$ を用いる．ただし，ALL はすべての科目の集合である．

3.2　ヒューリスティック導入による個体の改良

GA による解探索だけでは，問題の特徴が必ずしも十分に考慮されているとは限らない．そこで，問題の特徴を反映したヒューリスティックを導入する．ここで導入するヒューリステックは，欲張り法に基づくもので，指標として配置に対して動的な指標と，静的な指標と 2 種類を考える．

前者の指標は，各科目に対して配置可能ピリオド数を定めるもので，$f_i^P = pn - |\{k|\exists j \in Cl(k) C_j \cap C_i \neq \emptyset\}|$ と定められる．初期状態では，すべての k(ピリオド) に対して，$Cl(k) \neq \emptyset$ であるので，$f_i^P = pn$ となる．科目割当が進むにつれ，$Cl(k) \neq \emptyset$ なる k が増え，f_i^P が小さくなっていく．他方，後者の指標は，競合する科目数に基づくもので，i 番目の科目に対して，$f_i^C = |\{j \in ALL|C_i \cap C_j \neq \emptyset\}|$ と定めるものである．

GA の各個体に対して得られる割当において，終了したピリオドに含まれる科目の割当は確定し，未終了のピリオドに含まれる科目と未配置の科目のより良い組合せを指標に基づき探索する．まず，未終了のピリオド一つを乱数により選択する．そのピリオドに最初に割当てられた科目はそのままそのピリオドに割当て，他の科目をヒューリスティック指標に基づき再割当てを行う．この際，そのピリオドに割当てられていた科目 (最初のものを除く)，それぞれについてそのピリオドへの割当を禁止しつつヒューリスティック解を求め，その中で最良のものを選ぶ．この操作を評価関数が一定回数続けて改善されなくなるまで行う．

なお，ヒューリスティック指標に基づく再割当ては，f_i^P を用いる場合はその値の小さい順に割当を検討していき (値が同じ場合は f_i^C の大きい順に，これも同じ場合は $|C_i|$ の大きい順に)，f_i^C を用いる場合はその値の大きい順に割当を検討していく (値が同じ場合は $|C_i|$ の大きい順に).

探索で得られた解を GA の個体に反映させるため，小さい番号のピリオドから順に，各ピリオドに割当てられた順に科目を並べて順列を作り，元の順列と置き換える．

4　実データへの適用

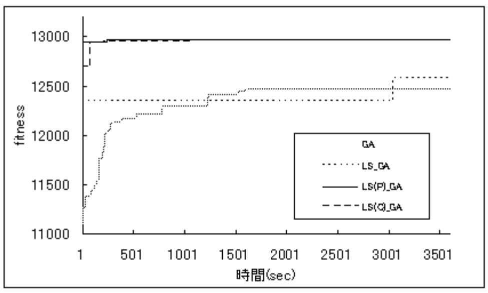

図 1: 探索法の比較

生徒数 437，クラス数 284 の実データを用いて，GA のみ，局所探索を組み込んだ GA(LS_GA)，f_i^P に基づく局所探索を導入した GA(LS(P)_GA)，f_i^C に基づく局所探索を導入した GA(LS(C)_GA) の比較を行った．探索による最良解の時間推移を図 1 に示す．図 1 に示すように，GA にヒューリステックを導入することにより，より高速に良好な解が見つかることがわかる．

参考文献

[1] A.Schaerf, “A Survey of Automated Timetabling,” *Artificial Intelligence Review 13*,(1999) 87-127.