"An Improved Adaptive Approach for Elitist Nondominated Sorting Genetic Algorithm for Many-Objective Optimization" Himanshu Jain, Kalyanmoy Deb

Abstruct：

NSGA-Ⅱや進化型多目的最適化は4つ以上のmany-objective最適化には向いていない。最近筆者はNSGA-Ⅱの発展であるNSGA-Ⅲ（参照点により、3~15個の目的関数で実証実験をした）を提案した。この論文では、NSGA-Ⅲの参照点の配置タスクをより良く分散できるようにし、適応的にした。制約充足有無とmany-objective問題で、このアプローチをNSGA-Ⅲと比較する。

Introduction:

数年間、NSGA-Ⅱは様々な商業ソフトウェアに適用され、様々な実用的問題を解いてきた。しかし、NSGA-Ⅱやその他進化型多目的最適化(EMO)は3つ以上の目的関数を素早く処理するのに苦しめられてきた。いわゆる"次元の呪い"がEMOの発展を妨げており、研究者はmany-objective最適化を解く方法の考案に興味を惹かれてきた。高次元空間内で、パレートフロントと同時により良く分散したトレードオフの解を導出するのは、どのアルゴリズムにとっても計算量的に扱いやすくするのは、とても困難なタスクである。

many-objective最適化には、Earlier(2012)で提案されたNSGA-Ⅱの改良版（MO-NSGA-Ⅱ）がある。MO-NSGA-Ⅱは自動的に（もしくはユーザーが定義した）参照点を置く。その後、集団内で非劣解を決定し、同時に各々の参照点に"最も近い"解を探す。それらにより、よく分散され、まとまった解が得られる。

その後の研究で、MO-NSGA-Ⅱは、制約充足問題を解くために、修正・発展し、この新しいアルゴリズムはNSGA-Ⅲと呼ばれるようになった。その後の研究ではアダプティブなアプローチであるA-NSGA-Ⅲが開発された。これはよく分散されたパレート最適解に対応しない参照点を特定することができる。

この論文では、参照点の再配置の概念を発展させ、A- NSGA-Ⅲアルゴリズムのいくつかの欠点を取り除き、効率的なアダプティブNSGA-Ⅲ（A2-NSGA-Ⅲ）を提案する。念のため、まずNSGA-ⅢとA- NSGA-Ⅲについて簡単に要点を確認する。その後、アダプティブなアプローチを改善する理由を挙げる。NSGA-ⅢとA- NSGA-Ⅲの比較をしたシミュレーション結果は、制約充足付き、また制約充足無しの問題について示される。その後、結論する。

Many-Objective NSGA-ⅡとNSGA-Ⅲ:

基本的なNSGA-ⅢのフレームワークはNSGA-Ⅱと似ている。まず、サイズNの親集団Ptは特定の領域でランダムに初期化される。そしてトーナメント選択、交叉、突然変異オペレーターが適用され、子集団Qtが生成される。その後、PtとQtは合成され、優劣レベルでソートされる。上位N個体が合成された集団から選び出され、次世代の親集団となる。

NSGA-ⅡとNSGA-Ⅲの根本的違いはニッチ保存の手順にある。NSGA-Ⅱと異なり、NSGA-Ⅲは参照点Zrをセットするところから始まる。非優越ソートのあと、すべての許容されるフロントの個体と最後のフロント（完全に受け入れられない）Flは集団Stに保存される。St/Flに属する個体は直ちに次世代へ選択される。ただし残された個体も集団内の多様性を維持するために望ましい場合がある。

NSGA-Ⅱでは混雑度を用いてより広範囲に分散した点から選択されるようになっていた。しかし、NSGA-Ⅲでは参照点(Zr)を用いて引き継ぐ個体を選ぶ。これを達成するため、評価値と参照点は最初に正規化される必要がある。なぜならばそれらは固有の幅を持っているからである。その後、St間の垂直距離(orthogonal distance)と参照線（理想点と参照点をつないだ線）が計算される。個体はもっとも垂直距離が短い参照点に関連付けられる。次にそれぞれの参照点でニッチカウントρ（St/Flのメンバーの数として定義される）は次のプロセスのために計算される。最も参照点