T2R2 東京科学大学 リサーチリポジトリ
Science Tokyo Research Repository

論文 / 著書情報
Article / Book Information

題目(和文)	
Title(English)	Learning Rate Adaptation for Evolution Strategies
著者(和文)	野村将寛
Author(English)	Masahiro Nomura
出典(和文)	学位:博士(工学), 学位授与機関:東京科学大学, 報告番号:甲第366号, 授与年月日:2025年3月26日, 学位の種別:課程博士, 審査員:小野 功,三宅 美博,山村 雅幸,瀧ノ上 正浩,小野 峻佑
Citation(English)	Degree:Doctor (Engineering), Conferring organization: Institute of Science Tokyo, Report number:甲第366号, Conferred date:2025/3/26, Degree Type:Course doctor, Examiner:,,,,
学位種別(和文)	博士論文
Category(English)	Doctoral Thesis
種別(和文)	審査の要旨
Type(English)	Exam Summary

Powered by T2R2 (Science Tokyo Research Repository)

（博士課程）

論文審査の要旨及び審査員

報告番号	甲第　　号		学位申請者氏名	野村将寛	
論文審査 審 査 員		氏　名	職　名	氏　名	職　名
	主査	小野　功	教授	小野 峻佑	准教授
	審査員	三宅 美博	教授		
		山村 雅幸	教授		
		瀧ノ上 正浩	教授		

論文審査の要旨（2000 字程度）

本論文は，Black-Box 連続最適化フレームワークとして有力な進化戦略のための学習率適応の提案とその有効性の検証を行ったものであり，「Learning Rate Adaptation for Evolution Strategies（進化戦略のための学習率適応）」と題し，英文 5 章より構成される．

第 1 章「Introduction」では，研究の背景と目的について論じている．まず，Black-Box 連続最適化について述べている．特に，Black-Box 連続最適化ではしばしば解の評価値の計算コストが大きく，並列化による計算全体の高速化が重要であることを述べている．次に，Black-Box 連続最適化において有望なフレームワークである進化戦略について説明している．進化戦略においては，サンプルサイズの設定が重要であり，多峰性を有する問題等の最適化が困難な問題において，大きいサンプルサイズを設定する必要があり，並列化と相性の良いフレームワークであることが論じられている．その一方で，最適化が比較的容易な問題においてはサンプルサイズを小さくすることが最適化の効率性の観点で望ましいことも指摘している．近年の研究はサンプルサイズと学習率に強い関係があることを示唆している．次に，本研究では，並列化環境への拡張性等の理由から，学習率適応に焦点を当てること述べている．最後に，本論文の目的は，「1. ある十分なサンプルサイズのもとで，最適化を高速化する学習率適応」の提案と，「2. ある任意のサンプルサイズのもとで，多峰性問題やノイズあり問題といった困難な問題を解くための学習率適応」の提案の 2 つであることを述べている．

第 2 章「Preliminaries」では，本論文において必要となる前提知識について説明を与えている．最初に，Black-Box 連続最適化の問題設定と，最適化を特に難しくする性質である多峰性とノイズについて説明している．多峰性としては，巨視的に見た場合に単峰性と見える場合を良構造の多峰性と定義し，本研究で取り扱う多峰性の対象としている．次に，進化戦略における主要な手法として，シンプルな手法である Exponential Natural Evolution Strategies (xNES)と，最も実用的な手法である Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategies (CMA-ES)を説明している．その後，xNES と CMA-ES の一部の更新式をインスタンスとして持つ確率的最適化フレームワークである Information Geometric Optimization (IGO)を導入している．

第 3 章「Learning Rate Adaptation for Acceleration 」では，十分なサンプルサイズが与えられた下で，学習率を適切に大きくすることで最適化を高速化する xNES のための学習率適応手法を提案している．提案法では，更新に十分な傾向が見られる場合に学習率を大きくする．傾向の測定方法として，確率分布のパラメータ空間における更新量を累積する「進化パス」を導入している．同じような更新が連続した場合には進化パスが長くなるため，この進化パスの長さとランダム関数における平均的なばらつきとを比較することにより，その時点での傾向の大きさを評価している．数値実験により，提案法が適切に探索状況あるいは与えられたサンプルサイズに応じて学習率を大きくできることを検証している．また，固定学習率を用いた xNES と比較を行い，提案法は事前の学習率のチューニング無しで良好な性能を獲得できることを確認している．

第 4 章「Learning Rate Adaptation for Multimodal and Noisy Problems」では，任意のサンプルサイズのもとで，学習率を適切に小さくすることで多峰性やノイズあり問題といった困難な問題を解くための学習率適応手法を提案している．最初に，学習率が小さい場合の影響を調査するため常微分方程式を用いた議論を展開しており，初期分布の分散が大きい場合には良構造多峰性問題を解くことができることを実験的に確認している．また，効率性の観点からも学習率について検討を行い，最適な学習率を近似的に導出している．これらの議論をもとに，信号対ノイズ比を一定に保つように学習率を適応する手法を提案している．本章では提案法を CMA-ES に導入しているが，CMA-ES の具体的な実装には依存しておらず拡張性の高い手法となっていると述べている．多峰性とノイズ

を含むベンチマーク問題における数値実験により，サンプルサイズを含めた全てのハイパーパラメータについてチューニングを行うことなく，良好な性能を獲得できることを確認している．
第 5 章「Conclusion」では，本論文を総括し，今後の課題について述べている．本研究で提案した 2 つの手法の関係性等についても議論を行っている．
以上を要するに，本論文は，Black-Box 連続最適化フレームワークとして有力な進化戦略のための学習率適応手法として，ある十分なサンプルサイズのもとで最適化を高速化するための xNES の学習率適応手法，および，ある任意のサンプルサイズのもとで多峰性問題やノイズあり問題といった困難な問題を解くための CMA-ES の学習率適応手法を提案し，その有効性の確認を行ったものであり，工学上貢献するところが大きい．よって，本論文は博士（工学）の学位論文として十分な価値があるものと認められる．

注意：「論文審査の要旨及び審査員」は、東京科学大学リサーチリポジトリ(T2R2)にてインターネット公表されますので、公表可能な範囲の内容で作成してください。