

論文 / 著書情報  
Article / Book Information

題目(和文)	適応フィルタにおけるエコーステートネットワークの貯留槽適応と読み出し部の低コストオンライン学習
Title(English)	Reservoir Adaptation and Low Cost Online Readout Training for Echo State Network in Adaptive Filtering
著者(和文)	YUENYONGSUMETH
Author(English)	Sumeth Yuenyong
出典(和文)	学位:博士(工学), 学位授与機関:東京工業大学, 報告番号:甲第9634号, 授与年月日:2014年9月25日, 学位の種別:課程博士, 審査員:西原 明法,國枝 博昭,山田 功,府川 和彦,杉山 将,田中 聡久
Citation(English)	Degree:., Conferring organization: Tokyo Institute of Technology, Report number:甲第9634号, Conferred date:2014/9/25, 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

## 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		Yuenyong Sumeth	
論文審査 審査員		氏名		職名		氏名	職名
	主査	西原明法		教授	審査員	杉山 将	准教授
	審査員	國枝博昭		教授		田中聡久	東京農工大 学准教授
		山田 功		教授			
府川和彦			教授				

## 論文審査の要旨 (2000 字程度)

本論文は「Reservoir Adaptation and Low Cost Online Readout Training for Echo State Network in Adaptive Filtering(適応フィルタにおけるエコーステートネットワークの貯留槽適応と読み出し部の低コストオンライン学習)」と題し、英文5章よりなっている。

第1章「Introduction(序論)」では、疎結合ニューラルネットワークであるエコーステートネットワーク(ESN)について概説し、その利点と問題点を明らかにしている。ESNでは、ランダムに生成された疎結合の貯留槽は固定しておき、読み出し部の重みのみを学習させる。出力はその重みに対して線形であるので、誤差特性は単峰性であり、学習は優決定系の線形システムとして最適値を得られるが、状態行列の固有値の広がりが大きく、計算量が膨大となり、また貯留槽の3種のパラメータ(入力スケールリング、接続性、スペクトル半径)は試行錯誤により決定されていたと述べている。そしてこれらの問題を解決し、少ない計算量で小さな誤差を得ることが本研究の目的であると述べている。

第2章「Performance Comparison between RNN and ESN(RNNとESNの性能比較)」では、リカレントニューラルネットワーク(RNN)を勾配法と(差分進化法などの)進化的アルゴリズムを組み合わせて最も良く学習させた場合よりもESNの方が多くの場合高性能であることを示している。また複数の非線形適応問題で、貯留槽パラメータを変化させ、ESNの性能がこれらのパラメータに敏感であることを示しており、与えられた問題に対して、試行錯誤に依らずにこれらのパラメータを決定する方法が必要であると述べている。

第3章「Reservoir Adaptation for ESN(ESNの貯留槽適応)」では、貯留槽パラメータを最適化する予備学習を提案している。この時、導関数を必要とせず、読み出し部の学習とは独立に予備学習させる手法として、CRJ(Cyclic Reservoir with Regular Jump)と呼ばれる決定性の貯留槽構造に対して、ニューロンの状態履歴と所望応答との相互情報量を評価関数として、それを最大化するように学習する方法を提案している。相互情報量は500サンプルのヒストグラムで近似することにより、簡単に十分な精度を得ることができると述べている。実際に10次の非線形システム同定等複数の例題を用いて、従来より良い性能が得られることを示している。さらに複素相互情報量を用いて、評価関数を複素に拡張している。この貯留槽予備学習をC++で実装した場合、ニューロン数 $N \leq 200$ の範囲で大体 $0.05N$ 秒で予備学習が完了すると述べている。MATLABを用いた場合、 $N=100$ の時、35秒で提案した予備学習ができるが、平均2乗誤差を用いると300秒以上かかり、高速化が達成できていると結論している。

第4章「Online Readout Training(読み出し部のオンライン学習)」では、一般にESN貯留槽の状態行列の固有値の広がり極めて大きいことから、LMS(最小平均2乗)アルゴリズムは収束が極端に遅く、RLS(再帰最小2乗)は計算量が多いという問題に対し、収束性能を保ちつつ計算量を抑えるためには、RLSを使わず、線形読み出し部に代えて、ニューロンを用いた極限学習機械と呼ばれる構造にすることで係数の数を削減することを提案している。4種類のテスト問題を用い、 $N=200$ の貯留槽に対して30程度のニューロン数の極限学習機械を用いることで、線形読み出し部に比べて小さな平均2乗誤差が得られ、また計算時間は、線形読み出しの場合 $N$ の指数関数になるのに対し、極限学習機械はほぼ平坦であり、 $N=200$ の場合84%の削減になると述べている。

第5章「Conclusion(結論)」では、本論文で得られた成果をまとめ、今後の展望にもふれている。

以上を要するに、本論文は非線形適応フィルタ問題に、貯留槽状態と所望応答との相互情報量を用いて予備学習したCRJ貯留槽と極限学習機械による読み出し部を用いることにより、少ない計算量で良い収束特性を達成したもので、工業上並びに工学上貢献するところが大きい。よって、我々は本論文が博士(工学)の学位論文として、十分に価値あるものと認める。