【70】

氏　　名	Joschka Boedecker（ヨシュカ ベーデッカー）
博士の専攻分野の名称	博　士（工　学）
学　位　記　番　号	第　２４５５５　号
学位授与年月日	平成 23 年 3 月 25 日
学位授与の要件	学位規則第４条第１項該当 工学研究科知能・機能創成工学専攻
学　位　論　文　名	Echo State Network Reservoir Shaping and Information Dynamics at the Edge of Chaos （エコーステートネットワークの状態設計とカオスの縁における情報ダイナミクス）
論　文　審　査　委　員	（主査） 教　授　浅田　　稔 （副査） 教　授　石黒　　浩　　教　授　細田　　耕　　教　授　菅沼　克昭 教　授　中谷　彰宏　　教　授　平田　勝弘　　教　授　南埜　宜俊 教　授　安田　秀幸

論文内容の要旨

This thesis investigates ways to optimize the hidden layer (reservoir) of a specific type of recurrent neural network, called Echo State Network (ESN), in order to improve performance reliably on a variety of tasks. First, an initialization strategy based on permutation matrices for the hidden layer connectivity is tested. This approach is shown to vastly improve network performance on tasks which require long memory and is also able to perform highly nonlinear mappings. Second, an unsupervised, local learning rule is derived that aims at a high entropy of reservoir codes while keeping neuron activity sparse. This learning rule extends previous approaches which change the intrinsic plasticity (IP) of reservoir neurons using a gain and a bias factor in the neurons' transfer function. A moderate improvement over random networks is shown, and a limitation of the IP approach with standard sigmoidal activation functions is identified. Furthermore, a specific dynamics regime located between stable and chaotic dynamics is studied. Networks whose dynamics operate in this region have been shown to exhibit greatly increased computational capabilities. The reasons for this phenomenon are, however, not fully understood. In this thesis, an information-theoretic framework is adopted to measure the components of universal computation of ESN reservoirs as the networks undergo the phase transition from stable to the chaotic dynamics. By measuring these components directly and on a local level, we gain novel insights over existing work. We show that both information transfer and information storage are maximized at the phase transition point. Moreover, we discuss implications of these results with respect to different task requirements, and possibilities for reservoir optimization.

論文審査の結果の要旨

本博士論文は，リカレントニューラルネットワークの最適化や利用に関する新規な結果を示している．各ニューロンの固有の可塑性の変化に基づき，隠れ層の自己組織化の最適化のための学習則が導かれる．既存の三つの研究と比較し，以下が明らかになった．通常のシグモイド関数のニューロンに対しては，この最適化手法は基本的な限界があること，さらに，隠れそうの計算を定量化するために本論文で提案された情報理論に基づくフレームワークにより，ネットワークが秩序だった状態からカオス状態に相転移する際に，この計算量がどのように変化するかを示すことができた．結果は，二つの異なる計算要素が相転移点で最大値をとることを示した．最後に，トランスファーエントロピーに基づく最適化則が示され，その適用による有効性などが，ことなるベンチマークを通じて示された．

以上のように，本論文は，リカレントニューラルネットワークの新たな最適化アルゴリズムを導入し，広く利用されている最適化手法の限界を示し，リカレントニューラルネットワークの隠れ層の計算の局所的な要素を初めて，直接計測した．総じて，これらの成果により，本論文が博士学位論文としての価値があるものと認める．