

## 論文の内容の要旨

論文題目 ニューロ同定モデルによる交通流シミュレーションの  
パラメータ自動調整

氏 名 加納 誠

### 1. はじめに

交通流シミュレータは、道路網上の交通状態を模擬するツールであり、道路整備計画や道路交通施策の定量的な事前評価、ITS（Intelligent Transport Systems：高度道路交通システム）関連サービスの導入効果の予測などに利用されている。交通流シミュレータが高精度に交通状態を予測するには、シミュレータが利用する道路網モデルの内部パラメータが正しく調整されている必要がある。しかし、道路網モデルのパラメータは数多くあり、また相互に関連し合ってシミュレーション結果に影響するため、その調整は難しく、これまでは熟練した技術者が試行錯誤的に手作業で調整する必要があり、多大なコストがかかる作業であった。研究として、最急降下法によるパラメータ調整手法が提案されているが、ボトルネックとなる道路リンクが複数存在し、互いに影響する場合には、正しいパラメータ値への収束は難しい。

一方、ニューラルネットワークモデルは、脳の神経回路網のモデルであり、その大きな特徴は学習能力を持つことである。入力信号とその入力信号に対する正しい出力信号である教師信号を対にした学習データを例示することにより、神経細胞モデル間の結合が持つ荷重値が調整され、ニューラルネットワークモデルはその入出力関係を学習することができる。また、学習後のニューラルネットワークモデルを利用し、予測された出力信号と望ましい出力信号の誤差をニューラルネットワークモデルに逆伝播し、入力信号の修正量を計算することができる。この入力信号の修正と出力信号の予測を繰り返すことにより、望ましい出力信号を出力する入力信号を求めることができる。これらの機能をうまく利用すれば、交通流シミュレータのパラメータと交通状態の関係を学習することができ、さらに、交通状態が観測値に一致するように、交通流シミュレータのパラメータを修正することができる。

本論文では、ニューラルネットワークモデルを利用して、道路網モデルの内部パラメータである道路リンク交通容量を調整する手法を提案し、数値実験により、その有効性を示す。

## 2. パラメータ調整手法

パラメータ調整手法を実現するシステムのブロック図を図 1 に示す。本システムは、推定対象である交通流シミュレータと、この交通流シミュレータの同定モデルから構成され、利用場面によって学習モードとパラメータ推定モードになる。学習モードでは、交通流シミュレータを用いた学習データ生成と、その学習データを利用した同定モデルの学習が行われる。推定モードでは、学習モードでパラメータと交通状態の関係を十分に学習し終えた同定モデルを利用し、予測される交通状態が観測値に一致するようにパラメータ値の調整が繰り返される。

同定モデルにはニューラルネットワークモデルを利用する。ニューラルネットワークを利用することにより、道路構造の知識を与えなくても、他のボトルネックの影響を含む、道路リンク交通容量と交通状態の非線形な関係を学習することができる。そして、学習後のニューラルネットワークを利用した誤差逆伝播計算により、交通状態が観測値に一致するように道路リンク交通容量を調整できる。

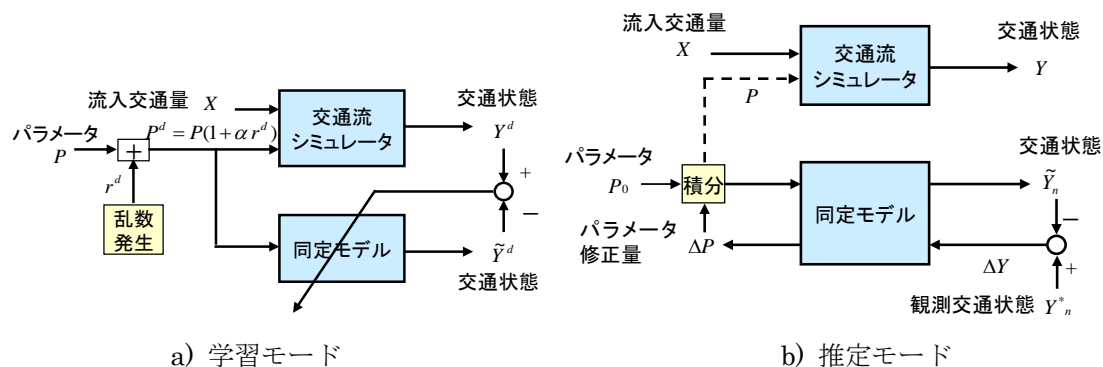


図 1 パラメータ推定システム

本提案システムでは、

- ① 相関係数による入出力信号選択方法：ニューラルネットの構造を決定する時に、大規模な道路網に対してもニューラルネットの規模が大きくなるないように、有効な入出力信号を選択できる。
- ② 二段階学習方法：ニューラルネットワークを、道路リンク単位の入出力を表すサブネットワークが並列に並ぶ構造にし、学習時には、前半でサブネットワーク内の関係だけ学習し、後半でサブネットワーク間の関係を学習することにより、少ない学習データでも汎化能力が低下しなくなる。
- ③ 乱数幅の調整方法：学習誤差に従って乱数幅を調整し、学習データを生成し直すことにより、自律的に他のボトルネックリンクの影響を受けないように学習できる。
- ④ 逆伝播荷重の導入：ニューラルネットの出力信号の誤差のばらつきに対して、パラメータ調整時には、誤差の大きい出力信号の影響を抑える。

など独自の方法を提案した。

## 3. 数値実験

実験は、簡易シミュレータを用いた基本的な道路構造に対する数値実験と、交通流シミュレータ SOUND を用い、首都高速道路を対象にした数値実験を行った。ここでは簡易シミュレータを用いた分合流部道路(図 2)の実験結果を説明する。図 3 は同定モデルに用いられているニューラルネットの構造を示す。破線がサブネットワーク間結合、実線がサブネットワーク内結合になる。二段階学習方法によって 10,000 回学習した後、乱数幅を調整して学習データを再生成して学習した結果の誤差率の推移を図 4 に示す。11,000 回から減少しているのは乱数幅の小さい学習データに変化したためである。

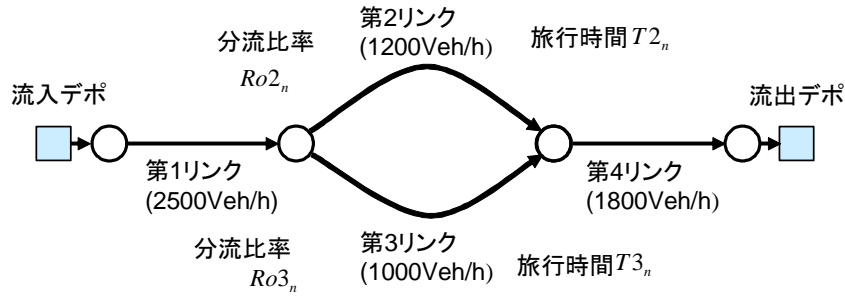


図2 分合流部道路(4リンク)

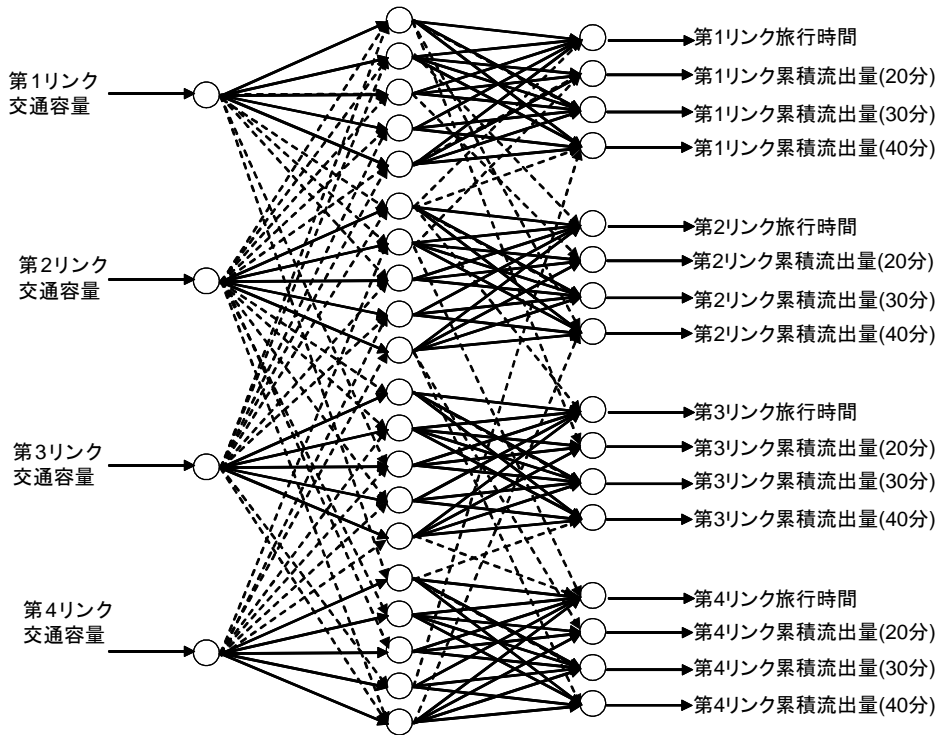


図3 ニューラルネットワークの構造

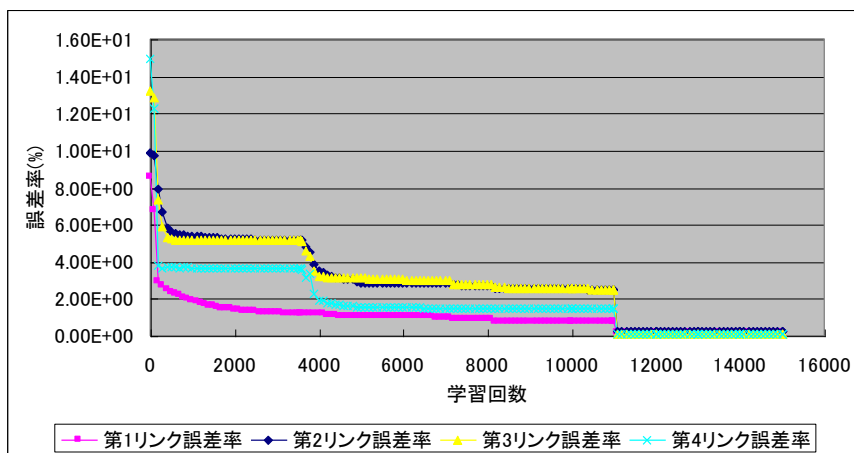


図4 学習における誤差率の推移

15,000回学習後に、パラメータ調整した結果を図6に示す。ニューラルネットワークの逆伝播計算を繰り返

返し、入力信号が調整される。200 回程度の繰り返しでほぼ収束している。推定値と誤差率を表 2 に示す。平均 0.024%の精度でリンク交通容量が調整できている。

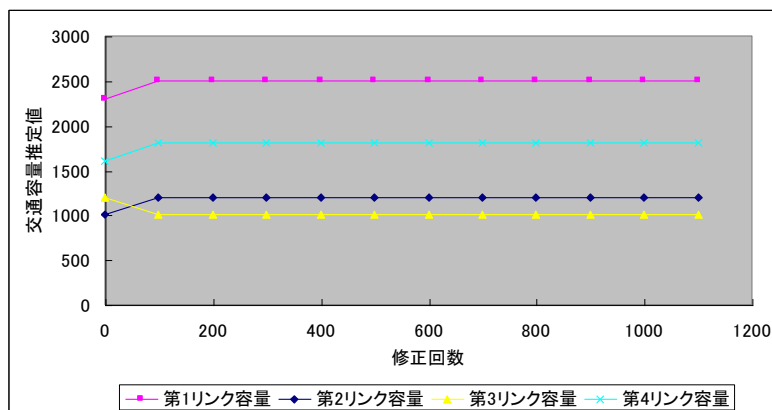


図 5 推定結果(15,000 回学習後)

表 1 推定値と誤差率

学習回数	リンク	第1リンク	第2リンク	第3リンク	第4リンク	平均誤差率(%)
	交通容量真値	2500	1200	1000	1800	
3579	交通容量推定値	2579.89	1261.13	1001.03	1782.41	2.343
	誤差率[%]	3.196	5.095	0.103	0.977	
10000	交通容量推定値	2543.01	1202.82	989.88	1783.56	0.970
	誤差率[%]	1.720	0.235	1.012	0.913	
15000	交通容量推定値	2501.92	1200.17	1000.00	1799.91	0.024
	誤差率[%]	0.077	0.014	0.000	0.005	

## 5. まとめ

本論文では、交通流シミュレータのパラメータ調整手法を提案した。道路網モデルのパラメータは、シミュレーション結果に大きく影響するため、パラメータ調整は重要であるが、このパラメータは数多くあり、また相互に関連し合っシミュレーション結果に影響するため、その調整は難しい。自律的にパラメータ推定する手法として、ニューラルネットワークモデルにより構築された同定モデルの逆伝播計算によるパラメータ調整手法を提案し、数値実験により、その有効性を示した。

ニューラルネットワークモデルをサブネットワークが並列に並ぶ構造にして、サブネットワーク内部だけの学習と、サブネットワーク間を結ぶ結合も含めた学習の二段階に分けて学習する方法、学習誤差値に合わせて、乱数幅を調整し学習データを再生成する方法を提案し、複数リンクが相互に影響する場合でも、高精度にパラメータを調整できることを示した。