

基本街路網の人工知能型旅行時間推定モデルを利用した信号パラメータ最適化

信州大学工学部 正会員 奥谷 巍
科学警察研究所 正会員 三井達郎
信州大学工学部 学生員 ○中田勇介

1. はじめに

現在の信号制御はほとんどがパターン選択方式によるもので、予め設定した信号パラメータの中から交通状況に合わせたものを選択して制御を行っている。しかしこれでは交通流の経年変化に自動的に追従することはできない。

そこで本研究は、システムが自ら信号パラメータを設定するような自律型信号制御モデルを指向して人工知能型のニューロモデルを適用し、基礎的な検討を行うものである。

2. 旅行時間推定モデルと適用性検証

〈2・1〉 基本街路網と入力値

図1のように基本街路網を設定し、交差点2から交差点3へ向かう交通のリンク旅行時間をニューロモデルで推定する。その際、入力値は図に示した青信号時間、オフセット、交通量、交差点間距離の4種、計8つの入力値を用いた。なおデータは汎用シミュレーションNETSIMを使って求めた。

ここで、交差点間距離や上流側交差点の青信号時間などが不明な外周部リンクからの旅行時間を推定する場合には、当該交差点の青信号時間と流入交通量の2変数から同様の推定を試みた。

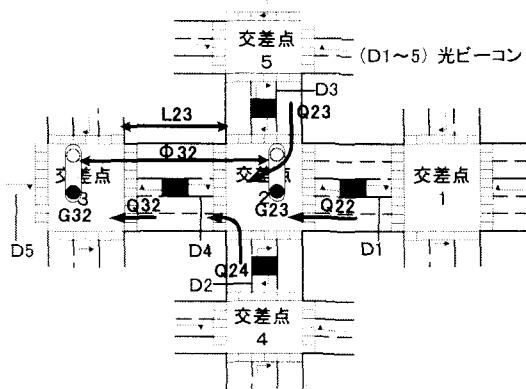


図1. 基本街路網

〈2・2〉 旅行時間推定モデル

ニューロモデルには通常の3層ニューラルネット

トワークモデル(NN)と一般化3層ウェーブレットニューロンモデル(WVG3)の2種類を採用した。後者は山川らによって提案された原モデル⁽¹⁾に改良を加えたモデルである。以下ではウェーブレットニューロンモデルについて若干説明する。

原モデルの特徴は、ウェーブレット展開の複雑性を回避するために限定的に作用するウェーブレット関数を導入している点である。つまり

$$\psi(x) = \begin{cases} \cos x & (-0.5 \leq x \leq 0.5) \\ 0 & \text{その他} \end{cases} \quad (1)$$

(1) 式を関数と定義し

$$\psi_{a,b}(x) = \psi(ax - b) \quad (2)$$

しかし、原モデルは単純2層構造のため交通の複雑な相互作用を反映しきれない。そこで図2のような3層構造にすることで相互作用を反映するウェーブレットニューロンモデル(WVG3)を新たに考えたのである。

図2に示したように、入力層から中間層へは重み w_{ji} を持つ総和 $U_j(t)$ として入り、

$$U_j(t) = \sum_{i=1}^M w_{ji} x_i(t) \quad (3)$$

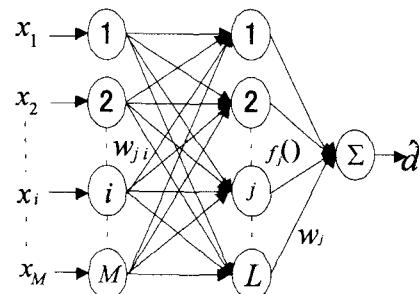


図2. 一般化3層ウェーブレットモデル(WVG3)

第j番目中間層からの出力は

$$h_j(t) = \sum_{a=0}^n \sum_{b=0}^a \theta_{a,b}^j \psi_{a,b}(U_j(t)) \quad (j=1,2,\dots,M) \quad (4)$$

となり、最終的な出力はそれらの和で

$$\hat{d}(t) = \sum w_j h_j(t) \quad (5)$$

なお、この一般化3層モデルを基に、中間層から出力への重み $w_j=1$ として、入力層の相互作用のみを考慮した3層ウェーブレットモデル(WV3)。さらに重み w_{ji} にクロネッカーのデルタを用いて原モデル(WV)とし、同様に検証を行った。

〈2・3〉 検証結果

学習の誤差 RMSE は表 1 に示す結果となった。

表 1. 各モデルの学習結果

	NN	WV	WV3	WVG3
RMSE	0.0447	0.0707	0.0402	0.0398

この学習済みモデルを用いた旅行時間の推定結果も良好であり、旅行時間推定のユニットモデルを構築することできた。

3. 信号パラメータの最適化

対象街路網は図 3 のような交差点が並列にならぶ街路網とした。最適化には前章で求めた学習済みニューロモデルを用いて、誤差の逆伝播によって求める。

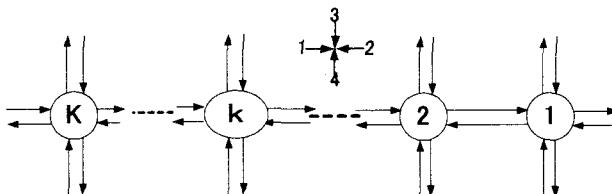


図 3. 最適化対象街路網

交差点数 K の街路網内の交差点 k の信号パラメータ最適化について、一般化3層ウェーブレットモデル(WVG3)を使って説明する。

k : 任意の交差点 ($k=1 \sim K$)

h : 図 3 の東西南北を表す数($h=1 \sim 4$)

[1] 交差点 k ($k=2 \sim K-1$) の信号パラメータ最適化

交差点 k の旅行時間 $E_{kh}(t)$ は、1 台あたりの旅行時間を $\hat{d}_{k,k+1}(t)$ とすると

$$E_{kh}(t) = \hat{d}_{k,k+1}(t) Q_{k,h}(t) \quad (6)$$

また、入力値を $x_i(t)$ とすると、その更新量 $\Delta x_i(t)$ は

$$\Delta x_i(t) = \varepsilon \frac{\partial E_{kh}(t)}{\partial x_i(t)} \quad (7)$$

したがって、(6)、(7)式から入力値の更新量は次式

$$\Delta x_i(t) = -\varepsilon \eta Q_{kh}(t) \sum_{j=1}^L w_{ji} w_j \sum_{a=0}^n \theta'_{ab} \arcsin \left(a U_j(t) - b \right) \quad (8)$$

(各項は(2)～(5)式と同じ、 ε は定数)

なお同一の信号パラメータ更新量が複数計算された場合は、それらを合計して最終的な更新量 (Δx_i) とする。

いま、更新すべき入力値 $x_i(t)$ は 2 交差点の青信号時間とオフセットで以下に示す 3 つである。

$$(x_1, x_2, x_3) = (G_{k,1}, \Phi_{k,k+1}, G_{k+1,1})$$

オフセットの更新は、交差点 k の青信号開始時刻を $B_k(t)$ とし、更新量を上・下流側の信号で折半することで、更新による影響を少なくする工夫をした。

$$\Delta B_k = \frac{\Delta \Phi_{k,k+1}(t)}{2} \quad (9)$$

$$\Delta B_{k+1} = -\frac{\Delta \Phi_{k,k+1}(t)}{2} \quad (10)$$

そして最終的な更新は以下のようになる。

$$\text{新 } B_k(t) = \text{旧 } B_k(t) + \Delta B_k \quad (11)$$

$$\text{新 } \Phi_{k,k+1}(t) = \text{新 } B_k(t) - \text{新 } B_{k+1}(t) \quad (12)$$

$$\text{新 } \Phi_{k-1,k}(t) = \text{新 } B_{k-1}(t) - \text{新 } B_k(t) \quad (13)$$

また、青信号の更新量は最終更新量 ΔG_{kh} から

$$\text{新 } G_{kh} = \text{旧 } G_{kh} + \Delta G_{kh} \quad (14)$$

[2] 交差点 1、交差点 K の信号パラメータ最適化

交差点 1 の西向き交通、交差点 K の東行き交通については外周部リンクからの旅行時間推定なので、前出の 〈2・1〉 で示したように、信号パラメータ更新量は $x_1 = G_{k,1}$ だけとなる。あとは[1]同様に信号パラメータ最適化を行う。

5. おわりに

最適化は $k=5$ の街路網で行った。結果及び考察は当日発表する。

【参考文献】 1) T. Yamakawa et al: Wavelet Neural Network Employing Over-Complete Number of Compactly Supported Non-Orthogonal Wavelets and Their Applications, Proc. IEEE Intl. Conf. on NN, pp.1391-1396 (1994).