

ニューラルネットワークによる 最適信号オフセットの学習

山口大学工学部 正 員 久井 守
宇部興産㈱ 正 員 ○有馬 克則

1. はしき

本研究は、系統制御において交通流を円滑化する上で最も重要な制御パラメータであるオフセットに着目し、ニューラルネットワークにより最適オフセットの学習を行ったものである。

系統信号系の車群ボタンを矩形波でモデル化し、動的計画法(DP)を用いて最適オフセットを求め、それをニューラルネットワークモデルによって学習し、その再現が可能かどうかの確認を行った。

2. DPによる最適オフセット¹⁾

オフセットの最適化を行うために、交通流の車群ボタンは信号交差点で次々に変換されると考える。車群ボタンの変換ルールはFig.1の(a)~(d)の4通りと仮定する。DPによる計算例をFig.2に示す。

3. ニューラルネットワークによる学習

学習に用いる対象路線は7交差点、6リンクからなる路線とし、第*i*リンクをFig.3に示す。これに対してFig.4のような4層の階層型ニューラルネットワークを考えた。各ニューロンにおいて入力値*X*を[0,1]の値に正規化する役割を果たす関数として次に示すシグモイド関数を用いた。

$$Y = 1 / \{1 + \exp(-X/T_N)\} \quad \cdots \cdots (1)$$

ここで T_N は、温度定数と呼ばれる正の定数である。

シナプス荷重の調整(学習)には、逆伝搬法を用いる。ここで、次に示すRMS(Root Mean Square)誤差*R*を最小にするようにシナプス荷重の調整を行う。

$$R = \sqrt{\frac{1}{N_d \cdot N_d} \sum_{nd} \sum_{k=1}^n \{Y_{rk} - r_k\}^2} \quad \cdots (2)$$

ここで*n*はリンク数($n=6$)、 N_d は学習ボタンの番号、 N_d は学習ボタンの総数、 Y_{rk} は出力層*r*における*k*番目ニューロンからの出力(オフセット)、 r_k は第*k*リンクの最適オフセット(教師信号)である。*r*層*k*番目ニューロンおよび*q*層*j*番目ニューロンにおける学習信号 δ_{rk} 、 δ_{qj} は次式で表される。

$$\delta_{rk} = Y_{rk} \cdot (1 - Y_{rk}) \cdot \{r_k - Y_{rk}\} \quad \cdots \cdots (3)$$

$$\delta_{qj} = Y_{qj} \cdot (1 - Y_{qj}) \cdot \sum_{k=1}^n \delta_{rk} \cdot W_{qjk} \quad \cdots \cdots (4)$$

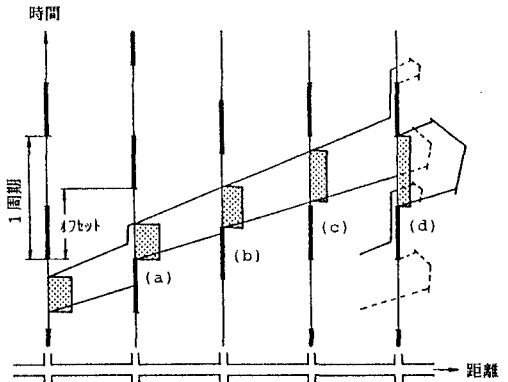


Fig.1 車群ボタンの変換ルール

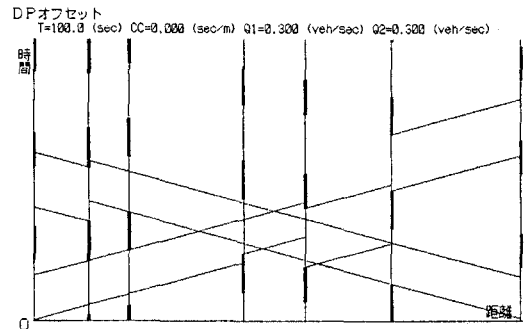


Fig.2 最適オフセットの計算例

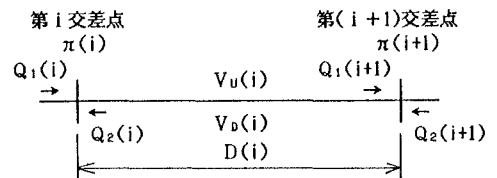


Fig.3 第*i*リンクの道路交通条件

調整量の決定には、モーメント法を用いる。q層j番目ニューロンとr層k番目ニューロンの間のシナプス荷重 W_{ajk} に対するK回目の調整量 $\Delta W_{ajk}(K)$ および調整後のシナプス荷重 $W_{ajk}(K)$ は、次式で表される。

$$\Delta W_{ajk}(K) = \alpha \cdot \Delta W_{ajk}(K-1) + (1-\alpha) \cdot \delta_{rk} \cdot Y_{aj} \quad \cdots \cdots (5)$$

$$W_{ajk}(K) = W_{ajk}(K-1) + \eta \cdot \Delta W_{ajk}(K) \quad \cdots \cdots (6)$$

ここで α は平滑化係数で0.0~1.0の値をとる定数、 η は訓練速度係数で一般的に0.01~1.0の値をとる定数である。

4. 計算結果

$T_N=3.0$, $\alpha=0.9$, $\eta=0.8$ として学習パターン（道路交通条件と最適オフセットパターン）60組に対して学習を行った後、教師信号（オフセット） γ とそれに対応する出力オフセット Y との関係をFig.6に示す。横軸は教師信号のオフセットで、縦軸は計算で求めたオフセットであり、単位はともに対周期比である。このときRMS誤差は0.109で、相関係数は0.930であった。これはあまり偏りのない結果であり、一応の学習効果が表れたものであるといえる。この学習の後、未学習パターン（学習に使用していないオフセットパターン）2組に対して計算を行い、RMS誤差の頻度分布をFig.7に示す。ここで横軸は誤差（対周期比）の範囲、縦軸は頻度である。図から分かるように、12個のオフセットのうち7個のオフセットに対して、誤差が0.10以下となっている。しかし誤差が0.825のものがある。また、学習パターンはできる限り多い方がよさそうである。そうすることによって、RMS誤差が少なくなり、また未学習パターンに対して好ましい出力が得られるものと考えられる。

5. まとめ

本研究では、ニューラルネットワークで最適オフセットをかなり学習できることが分かった。しかし、なお学習パターンを増やすなど検討の余地もある。また、例えば通過帯幅最大化オフセットの学習についても検討したいと考えている。

1) 久井・山下：土木学会論文集, No.383, 1987年7月

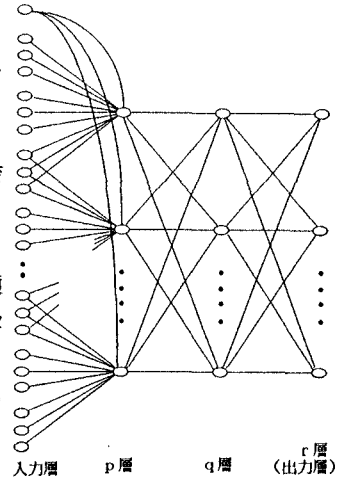


Fig.4 階層型ニューラルネットワークモデル

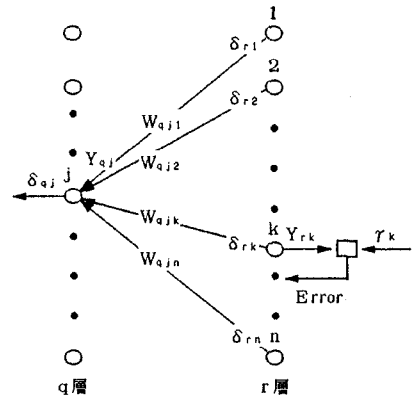


Fig.5 逆伝搬法

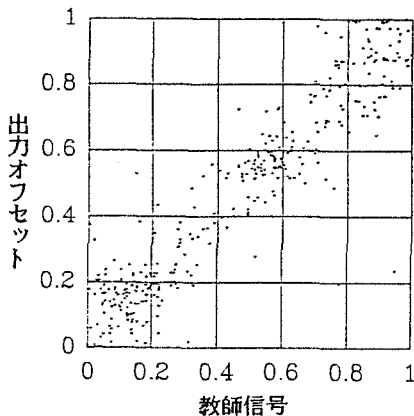


Fig.6 学習結果

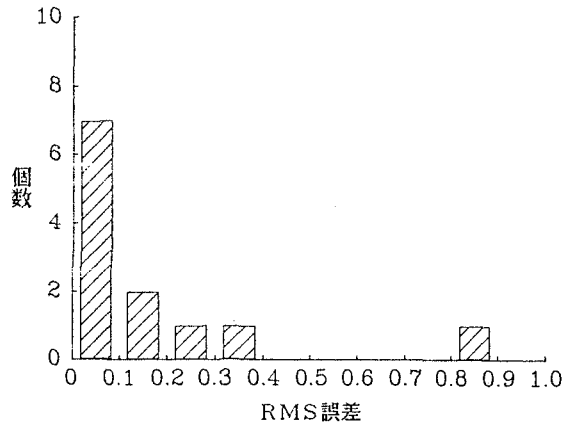


Fig.7 誤差の頻度分布