

# ニューラルネットワークを用いたライトレース

2015SC031 伊藤ありさ

指導教員：陳幹

## 1 はじめに

近年、自動運転など NN(Neural Network) が注目されており、特に、画像処理に関する NN は様々な場所で取り上げられ、研究も盛んに行われている。しかし、制御の分野においてはまだまだ研究の余地がある。また、従来の制御に比べて NN を用いた制御では利点が多いことも知られている。以下、NN の利点を 4 点挙げる。まず 1 点目は、制御対象について未知のダイナミクスの存在など、未知の部分が存在していてもコントローラ的设计が可能であるという点だ。次に 2 点目は、人間が考える解よりも優れた解を得られる可能性がある点だ。また 3 点目は、制御対象の劣化などの経年変化にも対応できる点である。さらに 4 点目は、あらゆる制御対象を同一のコントローラで制御できる点だ。以上の点において従来の制御方法より優れているため、NN での制御を研究で行うと決めた。また、PID 制御の観点において比例ゲイン ( $K_p$ )、微分ゲイン ( $K_d$ )、そして、積分ゲインの調整にかかる時間の短縮も可能である。本研究ではこのゲインの調整に焦点を当てた。

また、ライトレースについては比較的安定なモデルであり、実際に実験機を動かしながら NN に学習させることが可能であることから研究対象に設定した。

本研究では、初めに MATLAB/Simulink でライトレースのシミュレーションを行う。さらに、NN を組み込んだプログラムで、NN に自動で  $K_p$ 、 $K_d$  の調整をさせる。

## 2 モデリング

制御対象のモデルの概略図を図 1 に、モデリングに使用したパラメータを表 1 に示す。ここで、電圧とモータの回

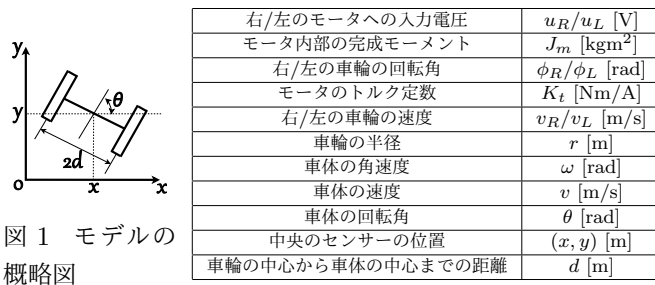


表 1 パラメータ

転の関係を式 (1), (2) に表した。

$$\ddot{\phi}_R = \frac{-K_t^2}{J_m R_m} \dot{\phi}_R + \frac{K_t}{J_m R_m} u_R \quad (1)$$

$$\ddot{\phi}_L = \frac{-K_t^2}{J_m R_m} \dot{\phi}_L + \frac{K_t}{J_m R_m} u_L \quad (2)$$

さらに、参考文献 [1] をもとに式 (3) から式 (9) を導出し、プログラム内でオイラー近似することでモータへの入力

からセンサーの位置と進行方向を導いた。また、制御対象への入力を式 (10) から (12) に示す。ただし、本研究では  $y = 0$  を目標とする。

$$v_R = r \dot{\phi}_R \quad (3)$$

$$v_L = r \dot{\phi}_L \quad (4)$$

$$\omega = \frac{(v_R - v_L)}{2d} \quad (5)$$

$$v = \frac{(v_R + v_L)}{2} \quad (6)$$

$$\dot{x} = v \cos \theta \quad (7)$$

$$\dot{y} = v \sin \theta \quad (8)$$

$$\dot{\theta} = \omega \quad (9)$$

$$u_R = u_0 - u_{in} \quad (10)$$

$$u_L = u_0 + u_{in} \quad (11)$$

$$u_{in} = -K_p y - K_d \dot{y} \quad (12)$$

## 3 シミュレーション

第 2 章で求めたモデルを用いて PD 制御によるシミュレーションを行った。ただし、NN については図 2 のように設計した。なお、各パラメータは表 2 に示す。表 2 における

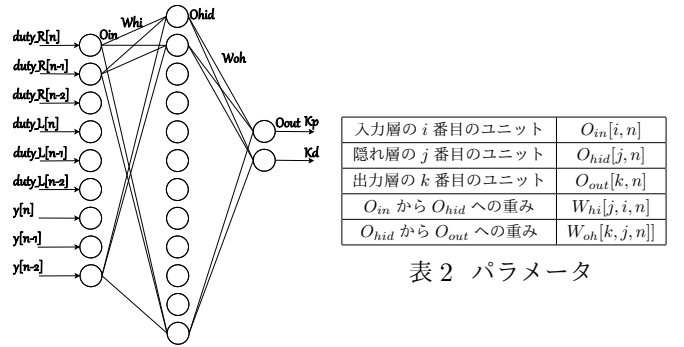


表 2 パラメータ

図 2 NN

各パラメータは式 (13) から (17) のように定義した。

$$O_{in}[:, n] = [u_{NN}[n]; u_{NN}[n-1]; u_{NN}[n-2]] \quad (13)$$

$$O_{hid}[j, n] = f_1(\text{net}_{hid}[j, n]) \quad (14)$$

$$O_{out}[k, n] = f_2(\text{net}_{out}[k, n]) \quad (15)$$

$$W_{hi}[j, i, n+1] = W_{hi}[j, i, n] + \Delta W_{hi}[j, i, n] \quad (16)$$

$$W_{oh}[k, j, n+1] = W_{oh}[k, j, n] + \Delta W_{oh}[k, j, n] \quad (17)$$

ただし、 $\alpha$  は学習率、 $\eta$  は慣性率であり、 $u_{NN}$ 、 $\text{net}_{hid}$ 、 $\text{net}_{out}$ 、 $\Delta W_{hi}$ 、 $\Delta W_{oh}$  の各値を式 (18) から (22) に示す。

$$u_{NN}[n] = [y[n]; \text{duty}_R[n]; \text{duty}_L[n]] \quad (18)$$

$$\text{net}_{hid}[j, n] = \sum_{i=1}^9 W_{hi}[j, i, n] O_{in}[i, n] - \theta_j \quad (19)$$

$$\text{net}_{out}[k, n] = \sum_{j=1}^{12} W_{oh}[k, j, n] O_{hid}[j, n] \quad (20)$$

$$\Delta W_{hi}[j, i, n+1] = -\alpha \frac{\partial E[n+1]}{\partial W_{hi}[j, i, n]} + \eta \Delta W_{hi}[j, i, n] \quad (21)$$

$$\Delta W_{oh}[k, j, n+1] = -\alpha \frac{\partial E[n+1]}{\partial W_{oh}[k, j, n]} + \eta \Delta W_{oh}[k, j, n] \quad (22)$$

さらに、入力層から隠れ層への活性化関数はシグモイド関数 ( $f_1(x) = \frac{1}{1+\exp(-a_1x)}$ ), 隠れ層から出力層への活性化関数は参考文献 [1] で提案された improved ReLU 関数 (式 (23)) を用いた。

$$f_2(x) = \begin{cases} a_2x & (x \geq 0) \\ a_2 \frac{x}{1+|x|} & (x < 0) \end{cases} \quad (23)$$

さらに、評価関数は  $E[n+1] = \frac{1}{2} \{(y[n+1] - y_r[n+1])^2 + (duty_R[n] - duty_{RR}[n])^2 + (duty_L[n] - duty_{LR}[n])^2\}$  のように定義した。ただし、 $y_r$ ,  $duty_{RR}$ ,  $duty_{LR}$  はそれぞれ  $y$ ,  $duty_R$ ,  $duty_L$  の各時間における理想的な値である。また、学習の終了条件は  $E[n+1] \leq 1.0 \times 10^{-5}$  を満たすこととした。学習により得たゲイン ( $K_p = 8.9654$ ,  $K_d = 900.7780$ ) を用いると、制御性能が NN を用いないシミュレーションの結果に劣っていた。そこで、参考文献 [2] を参考にして隠れ層のユニットから出力層のユニットへの重みの更新式に安定余裕を用いた NN を考えた。それにともなって重みの更新式を式 (22) から式 (24) に変更した。

$$\Delta W_{oh}[k, j, n+1] = -\alpha \frac{\partial E[n+1]}{\partial W_{ho}[k, j, n]} + \beta[n] \Delta W_{oh}[k, j, n] \quad (24)$$

ただし、 $\beta$  は  $\beta[n] = \beta_0 \exp(-b_P, K)$  と表される慣性率である。次に、 $\beta_0$  は  $\beta[n]$  の係数で、 $b_P, K$  は制御対象とそれを安定化するコントローラを持つシステムの伝達関数における  $H_\infty$  ノルムである。なお、今回のシミュレーションでは、 $\beta_0 = 0.1$  とした。ここで、システムのブロック線図を図 3 に示す。制御対象について、入力  $u$  は  $u_0 = (60 + 255)/2$

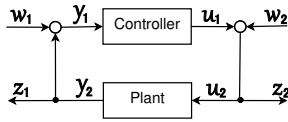


図 3 システムのブロック線図

として  $u[n] = [u_0 \ u_0]^T + [-u_{in}[n] \ u_{in}[n]]^T$  と書ける。これより、制御対象は図 4 のように 2 つのシステムの和だと近似する。入力を  $[u_0 \ u_0]^T$  とするシステムは入力が

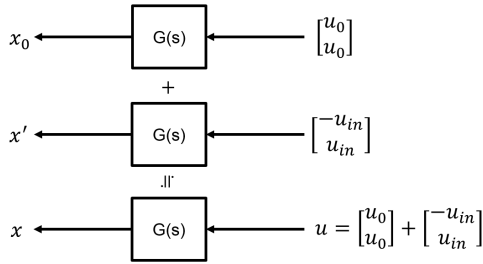


図 4 制御対象の近似

一定値であり、制御を行うのは摂動システムであるため、摂動システムについてのみ考える。その摂動システムからなる制御対象とそれを安定化するコントローラからなるシステムの伝達関数を考える。図 3 より  $z_1, z_2$ , 制御対象の状態変数  $x_p$ , コントローラの状態変数  $x_k$  について整理すると図 3 のシステムを表す状態方程式 (25) から (27) を得る。

$$\begin{cases} \dot{x} \\ x_k \end{cases} = A_c \begin{bmatrix} x \\ x_k \end{bmatrix} + B_c \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$\begin{cases} z_1 \\ z_2 \end{cases} = C_c \begin{bmatrix} x \\ x_k \end{bmatrix} + D_c \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix} \quad (26)$$

$$A_c = \begin{bmatrix} A_p + B_p D_k C_p & B_p C_k \\ B_k C_p & A_k \end{bmatrix}, B_c = \begin{bmatrix} B_p D_k & B_p \\ B_k & 0 \end{bmatrix} \quad (26)$$

$$C_c = \begin{bmatrix} C_p & 0 \\ D_k C_p & C_k \end{bmatrix}, D_c = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ D_k & 1 \end{bmatrix} \quad (27)$$

また、制御対象の状態方程式は式 (3) から式 (8) より式 (28) から (30) のようになる。

$$\begin{cases} \dot{x}_p = A_p x_p + B_p u_2 \\ y_2 = C_p x_p + D_p u_2 \end{cases} \quad (28)$$

$$A_p = \begin{bmatrix} 0 & \frac{r \sin \theta}{2} & \frac{r \sin \theta}{2} \\ 0 & \frac{-K_t^2}{J_m R_m} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{-K_t^2}{J_m R_m} \end{bmatrix}, B_p = \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{K_t}{J_m R_m} \\ \frac{K_t}{J_m R_m} \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$C_p = [1 \ 0 \ 0], D_p = 0 \quad (30)$$

さらに、コントローラの状態方程式は式 (12) より近似を用いて式 (31) から (33) を得る。

$$\frac{U_1(s)}{Y_1(s)} = (-K_p - \frac{K_d}{\varepsilon}) + \frac{K_d/\varepsilon}{\varepsilon s + 1} \quad (31)$$

$$\begin{cases} \dot{x}_k = A_k x_k + B_k y_1 \\ u_1 = C_k x_k + D_k y_1 \end{cases} \quad (32)$$

$$A_k = -\frac{1}{\varepsilon}, B_k = 1, C_k = \frac{K_d}{\varepsilon^2}, D_k = -K_p - \frac{K_d}{\varepsilon} \quad (33)$$

式 (25) のシステムにおける伝達関数を  $G(s)$  とすると、その  $H_\infty$  ノルムである  $b_P, K = \|G(s)\|_\infty$  を得る。学習により得たゲイン ( $K_p = 9.0319$ ,  $K_d = 907.4832$ ) を用いると、制御対象の振る舞いは図 5 のようになる。

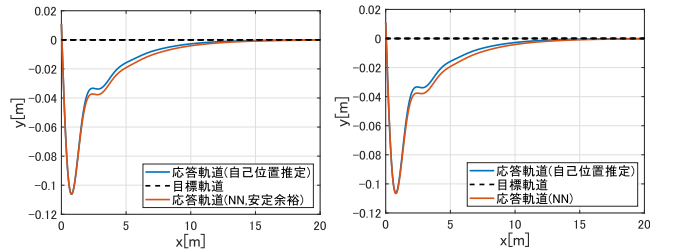


図 5 安定余裕

図 6 NN

ここで、制御対象の振る舞いにおいて重みの更新式に安定余裕を用いた場合 (図 5) とそうでない場合 (図 6) とではあまり違いが見られないため、この安定余裕を用いた重みの更新式の有効性については疑問が残る。

## 4 おわりに

今後の課題として、ゲインの調整においてニューラルネットワークの計算結果の精度をさらに高めることがあげられる。そこで、その精度が悪い原因として次に述べる 2 点が考えられる。まず 1 点目は、評価関数が不適切であることだ。本研究で使用したものの他に適した評価関数があることが考えられる。2 点目は、ニューラルネットワークそのものの構造に改善の余地があることである。

## 参考文献

- [1] Guifang Lin, and Wei Shen, "Research on convolutional neural network based on improved ReLU piecewise activation function," *Procedia Computer Science*, vol. 131, pp. 977-984, 2018.
- [2] Ali Zribi, Mohamed Chtourou, and Mohamed Djemel, "A New PID Neural Network Controller Design for Nonlinear Processes," *Journal of Circuits, Systems and Computers* vol. 27, No. 04, pp. 977-984, 2018.