

農業用機械の自動化に関する研究

北海道大学工学部 ○牧野 勤 横井 浩史 嘉数 侑昇

要旨

現在、農作業の負担軽減についての研究が、盛んに行われている。農作業用ロボットの自律移動に関する研究も、そのうちの一つに挙げられる。本研究では、農作業用ロボットが圃場のような不整地上を自律的に移動するために、適応的な制御機構を用いた際の走行制御について調査する。

1. はじめに

今日の農業経営は、世界市場の中で生き残るために大規模化の方向に進んでおり、更に、農業生産活動における一層の低コスト化が求められている。近年になって農業就労人口の減少が顕著となってきており、上記のことも含めて、農作業自体の自動化・無人化、そして高効率化が求められている。そこで、わずかな人員で、規模の大きい圃場を耕作するために、様々な農業用機械の自動化に関する研究が行われている。

上述したような背景から、本研究では、大規模な圃場の耕作に用いられる、農作業用ロボットの自律移動の基礎技術として、不整地の走行制御を目的としている。今回は不整地走行を前提としていることから、強いロバスト性を有し、適応的な制御系を導入しシミュレーションを行う。

- ①農作業用ロボット自身の圃場内での位置認識
- ②目標経路からのズレの認識
- ③不整地の農作業用ロボット走行制御

本研究では、これらのうちの、③不整地の農作業用ロボット走行制御に的を絞って話を進めて行く。

今回、対象プラントとする農作業用ロボットの制御に用いた制御系は、フレキシブルな制御、及びロバスト性を考慮し、従来のモデル規範型適応制御系(fig.1)に基づいたものを用いている[1]。しかし、農作業用ロボットが動く環境は、先にも述べたように、田や畑といった不整地であることを考えると、非線形な挙動にも対応しなければならない。そこで、未知プラントのパラメータ同定をする同定機構と、コントローラ部分にニューラルネットワーク(以下:NN)を用いて、非線形特性に対応できるものとした(fig.2)[2]。

2. 制御系について

自律走行の出来る農作業用ロボットが、自律移動をする際によく挙げられる問題として、次のようなものがある。

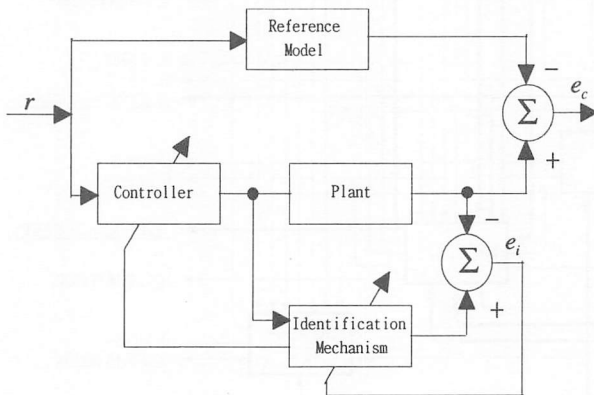


fig.1 Model Reference Adaptive Control System

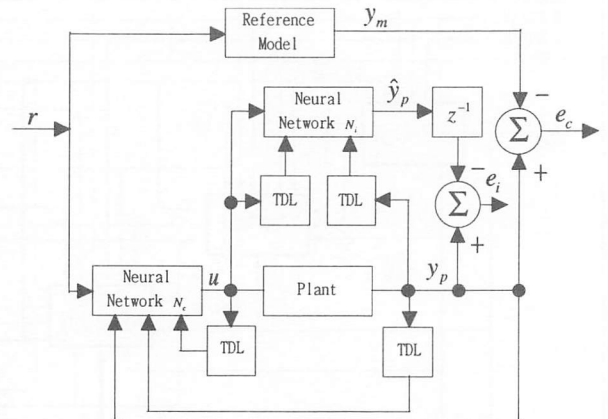


fig.2 MRACS with NN

NNを用いたMRACSのコントローラ的设计には、対象とするプラントの、同定モデルに用いられたNNが導入される。対象プラントのパラメータ同定部分に用いた同定モデルは、次に示す(1)式のようなになる。

プラントの同定モデルは、(1)式の差分方程式表現を

$$y(k+1) = f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1)] \\ + g[u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)] \dots (1)$$

基にして, NNとTDL (Tapped Delay Line)を用いて構成される. NNの結合荷重の修正には, 対象プラントの出力と, 同定モデルの出力との平均2乗誤差を用いる. これを基にして, 誤差逆伝播法を用いて結合荷重が修正される. NNの構造設計の段階で, 同定対象を考慮して, 中間層の階層数及び対象のプラント出力とニューロンの数を決定することにより, 高い精度で未知パラメータを同定することが可能となる. 最終的には, NNの結合荷重によって, プラントの未知パラメータを表現する. コントローラ的设计には, 前述したように, 同定に用いたNNが使われる. その時には, NNの構成及びその結合荷重がそのまま用いられる.

3. 規範モデル

今回は, 農作業用ロボットが4輪車両からなるものとした. よって, 適応制御系に用いられる規範モデル及び制御対象プラントは, 車両の4輪モデルに基づいて構築している[3].

規範モデルには, 対象となるプラントの理想的な動特性を有するモデルを配置する. 規範モデルを表す差分方程式は, 以下のような2次の式になる.

$$y(k) = \alpha_1 y(k-1) + \alpha_2 y(k-2) \\ + \beta_1 u(k-1) + \beta_2 u(k-2) \dots (2)$$

上述の式は, 自動車の4輪モデルと等価的な2輪モデルから導かれているものである. 式(2)中の各パラメータは, 以下の2輪モデルの運動特性を表す式を利用して求められたものである.

$$mV(\dot{\beta} + \gamma) + 2(K_f + K_r)\beta + \left\{ mV + \frac{2}{V}(l_f K_f - l_r K_r) \right\} \gamma = 2K_f \delta \dots (3)$$

$$2(l_f K_f - l_r K_r)\beta + I\dot{\gamma} + \frac{2(l_f^2 K_f + l_r^2 K_r)}{V} \gamma = 2l_f K_f \delta \dots (4)$$

- m : 車両質量
- K_f, K_r : 前後輪タイヤのコーナリングパワー
- β : 横滑り角
- γ : ヨー角速度

4. シミュレーション

今回, 同定機構, 及びコントローラに用いたNNの構成は, 入力層, 1つの隠れ層及び出力層からなる3層のもの

で, それぞれの層にニューロンが, 2, 4, 1個配置されている.

次に, 対象プラントの同定機構のシミュレーションについて話を進める.

今回の対象プラントは, (2)式で表される2次のもので, ここでのパラメータは未知であるとして扱う. 先ずこのプラントに対して, 周期的な操舵を入力してパラメータ同定を行った. プラントから出力されるヨーレートと同定モデルからの出力が, 100ステップ以降, ほぼ一致していることがわかる. よって, 同定モデルが, 同定をうまく行っていることになる.

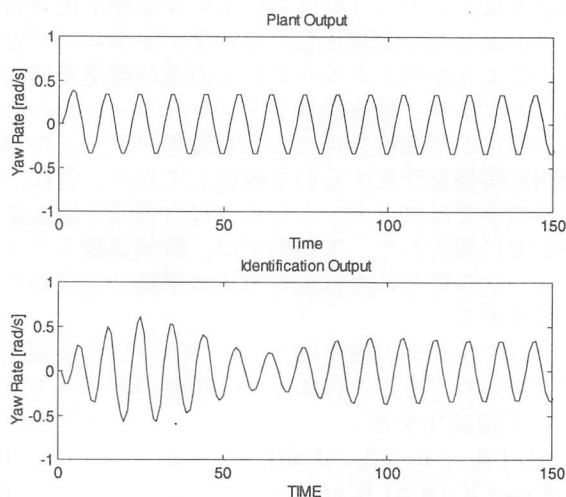


fig.3 NN Identification

5. 結論

今回は, 適応制御機構の同定部分のみのお話であるが, この結果を見る限りでは, 対象プラントの同定が精度よく行われていることが判った.

今後の方針としては, 制御系が組上がった段階で, 模擬車両を用いて, 実際の不整地でのシミュレーションを行い, 今後使用することになると考えるセンサ等を導入し, そこから得られる情報に基づいた制御をできるようにして行く予定である.

参考文献

- [1] 寺尾 満 金井 喜美雄: "ロバスト適応制御入門", オーム社
- [2] W. Thomas Miller, III, Richard S. Sutton, and Paul J. Werbos: "Neural Networks for Control", The MIT Press, pp. 115-142
- [3] 安部 正人: "自動車の運動と制御", 山海堂