

4WD 電気自動車における車速変動時のモータートルクによるヨーレート制御 Yaw Rate Control of 4WD Electric Vehicles by Motor Torque during Vehicle Speed Changing

80916229 佐藤 史章 (Noriaki Sato) Supervisor: 大森浩充 (Hiromitsu Ohmori)

1. 結論

近年，地球環境の問題の観点から電気自動車に注目が集まっている．だが，低公害であること以上に電気自動車ならではのメリットがある．

- 1．トルク応答が高速である
- 2．発生トルクを正確に把握できる
- 3．分散配置が可能である

これらのメリットを利用することにより，内燃機関の自動車以上の動作可能にする．車速変化するときも，ニュートラルステアを維持するヨーレート制御を実現する．

2. 対称モデル

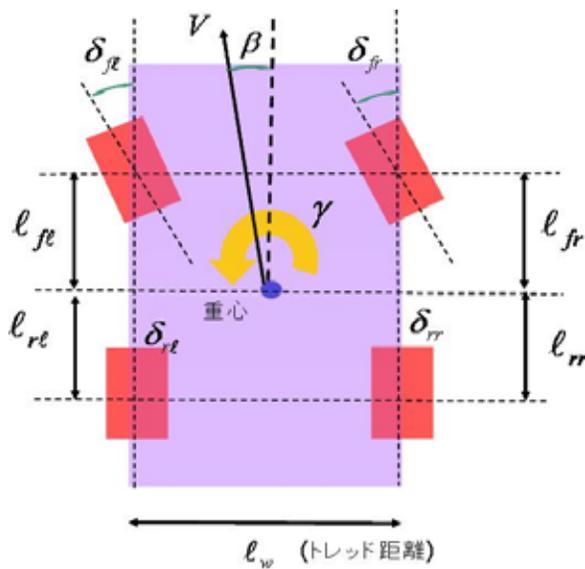


図 1：車体モデル

車両のモデルは以下ようになる

X 方向

$$M\dot{X} = \sum_i F_{ix} \cos(\theta + \delta_i) - \sum_i F_{iy} \sin(\theta + \delta_i) \quad (1)$$

Y 方向

$$M\dot{Y} = \sum F_{ix} \sin(\theta + \delta_i) + \sum F_{iy} \cos(\theta + \delta_i) \quad (2)$$

ヨー軸周り

$$I\dot{\gamma} = \frac{l_w}{2} (F_{flx} \cos \delta_i + F_{rllx} \cos \delta_i - F_{flly} \sin \delta_i - F_{rllly} \sin \delta_i) - \frac{l_w}{2} (F_{flx} \cos \delta_i + F_{rllx} \cos \delta_i - F_{flly} \sin \delta_i - F_{rllly} \sin \delta_i) + l_f (F_{flly} \cos \delta_i + F_{frly} \cos \delta_i + F_{flx} \sin \delta_i + F_{frx} \sin \delta_i) - l_r (F_{rllly} \cos \delta_i + F_{rrly} \cos \delta_i + F_{rllx} \sin \delta_i + F_{rrx} \sin \delta_i) \quad (3)$$

- M は質量
- I は慣性モーメント
- l_w はトレッド距離
- l_f は車両重心点と前車軸の距離

- l_r は車両重心点と後車軸の距離
- γ はヨーレート
- θ はヨー角
- V は車速
- β は車体スリップ角

前輪操舵なので

$$\delta_{fl} = \delta_{fr} = \delta \quad (4)$$

$$\delta_{rl} = \delta_{rr} = 0 \quad (5)$$

対象となるモデルは4輪なので $i = \{fl, fr, rl, rr\}$

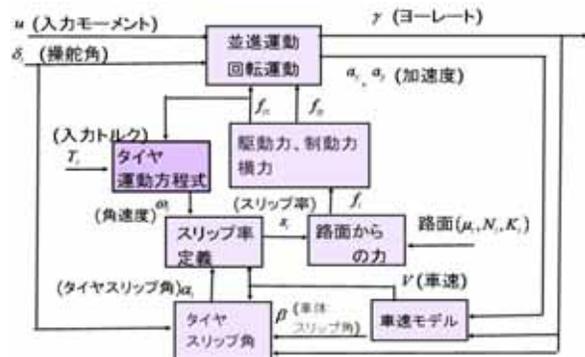


図 2：変数の関係

3. タイヤモデル

$$J_i \frac{dw_i}{dt} = T_i - F_{ix} r \quad (6)$$

$$F_i = Cs - \frac{1}{3} \frac{C^2 s^2}{\mu F_z} + \frac{1}{27} \frac{C^3 s^3}{\mu^2 F_z^2} \quad (7)$$

$$F_{ix} = F_i \frac{c_x \kappa_x}{\sqrt{c_x^2 \kappa_x^2 + c_y^2 \tan^2 \alpha_i}} \quad (8)$$

$$F_{iy} = F_y \frac{c_y \tan \alpha_i}{\sqrt{c_x^2 \kappa_x^2 + c_y^2 \tan^2 \alpha_i}} \quad (9)$$

$$\alpha_{fr} = \frac{V\beta + l_f \gamma}{V + d/2\gamma} - \delta \quad (10)$$

$$\alpha_{fl} = \frac{V\beta + l_f \gamma}{V - d/2\gamma} - \delta \quad (11)$$

$$\alpha_{rr} = \frac{V\beta - l_r \gamma}{V + d/2\gamma} \quad (12)$$

$$\alpha_{fr} = \frac{V\beta - l_r \gamma}{V - d/2\gamma} \quad (13)$$

α は近似的に

$$\alpha_f = \beta + \frac{l_f}{V} r - \delta \quad (14)$$

$$\alpha_l = \beta - \frac{l_r}{V} r \quad (15)$$

- T_i はタイヤの入力トルク
- r はタイヤ半径
- J_i はタイヤの慣性モーメント
- w_i はタイヤの角速度
- F_i はタイヤに加わる力
- s_i はタイヤのすべり率
- α_i はタイヤと路面のスリップ角
- K_i はタイヤのコーナリングパワー

F_{ix} タイヤの回転面方向の力
 F_{iy} タイヤの回転面方向に垂直にかかる横力
 N_i 垂直効力
 μ_i 路面摩擦係数を定義する

4. 線形近似の状態方程式

$$\dot{x} = Ax + Bu$$

$$A = \begin{bmatrix} -2\frac{C_f+C_r}{MV} - \frac{\dot{V}}{mV} & -1 - 2\frac{l_f C_f - l_r C_r}{MV^2} \\ -2\frac{l_f C_f - l_r C_r}{I} & -2\frac{l_f^2 C_f - l_r^2 C_r}{IV} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{2C_f}{mV} & 0 \\ -\frac{2l_f C_f}{I} & \frac{1}{I} \end{bmatrix}$$

$$x = \begin{bmatrix} \beta \\ \gamma \end{bmatrix} \quad u = \begin{bmatrix} \delta \\ M \end{bmatrix} \quad (16)$$

M が左右駆動差によって生じる入力モーメントである。

5. フィードバック誤差学習法

これまでは車両の動作を線形近似で表すことによってヨーレート安定化をめざした。しかし、厳密にはシステムは非線形であることを考慮しなくてはならない。特にタイヤに加えるトルクがグリップの限界を超えてしまうと、タイヤスリップ角と横力の比例関係は満たさなくなる。また、車速が変動した場合、例えば加速しながら旋回をする場合、アンダーステア特性が強くなり、車体の運動が変わってしまう。そこでフィードバック誤差学習法を考える。

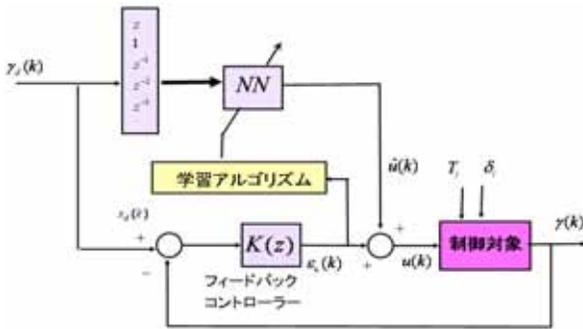


図 3：フィードバック誤差学習法

6. 逆モデルの設計

センサから得られるヨーレートを、操舵角から一定の定数とゲインを定め決定される目標ヨーレートに近づけるように P 制御を行う。

$$M_{FB} = K(\gamma_d(k) - \gamma(k)) \quad (17)$$

$$M_{FF}(k) = f(\gamma_d(k+1)\gamma_d(k)\gamma_d(k-1)\gamma_d(k-2)\gamma_d(k-3)) \quad (18)$$

$$M = M_{FF} + M_{FB} \quad (19)$$

$$T_{fl} = T_{rl} = -\frac{1}{4}M \quad (20)$$

$$T_{fr} = T_{rr} = \frac{1}{4}M \quad (21)$$

そして得られるフィードバックコントローラの出力を誤差信号としてニューラルネットワークによる逆モデルに使用する。使

用するモデルは三層パーセプトロンである。中間層はのニューロンは 20 個である。入力には 5 ステップ分の目標ヨーレートを使用する。そうすることで過渡的な影響も考慮に入れることができる。そして M_{FB} を誤差関数として学習する。

学習過渡は FB の効果が大きく、学習終了なら FB は主力がなく、かわりに NN の逆モデルのみで制御が可能である。

規範モデルを決定

$$\gamma_d = \frac{1}{s+1}\delta_f \quad (22)$$

状態フィードバックからコントローラを設計する

$$\epsilon_u(k) = K\{\gamma_d(k) - \gamma(k)\} \quad (23)$$

K はフィードバックゲイン

これにフィードフォワード入力 $\hat{u}(k)$ を加える。

$$u(k) = \hat{u}(k) + \epsilon_u(k) \quad (24)$$

フィードフォワード入力はニューラルネットワークにより、逆モデルで決定する

$$u(k) = g\{\gamma_d(k+1), \gamma_d(k)\} \quad (25)$$

これにより過渡状態でも目標状態 $\gamma_d(k)$ 近くに保たれ、また、学習が終了した場合には状態は目標状態と一致する。

7. 制御例

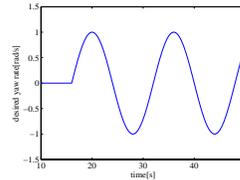


図 4：目標ヨーレート

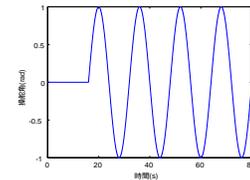


図 5：操舵角

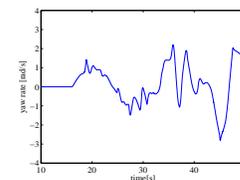


図 6：従来法ヨーレート

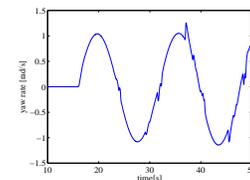


図 7：提案法ヨーレート

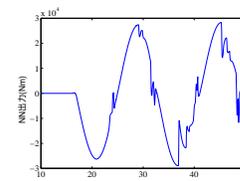


図 8：提案法 NN 出力

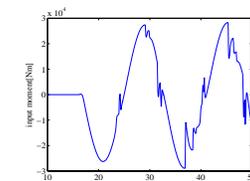


図 9：提案法入力モーメント

8. 結論

今回のモデルにおいて車速が大きくなる場合でも目標ヨーレートを維持できるかニューラルネットワークの逆モデルでおこなった。その結果、測定困難な車速の情報がなくとも旋回時のヨーレート制御を可能にした。