

F-048

## オンライン学習機能を持った制御系設計と自動操縦車両への適用

Controller Design with On-line Learning System and Application to Autonomous Vehicle

田村 悠一郎†  
Yuichiroh Tamura

瀬田 至†  
Itaru Seta

岸田太一†  
Taichi Kishida

泉名克郎†  
Katsuo Senmyo

## 1. はじめに

近年の自動車では、エンジン、ミッション、ステアリングなど至る所に制御技術が用いられ車両性能を高いレベルで実現している。しかしながら、自動車は多種多様なユーザーによって使用されるものであるため、購入頂いたお客様個人の特性に対し最適な制御を実現できているとは必ずしも言えない状況にある。このような観点から、販売された後の自動車の制御系が自律的に進化・学習することで時間経過と伴にさらなる性能向上を実現する技術も開発されつつある<sup>(1)</sup>。本報告は、オンライン学習によって複雑な実システムの性能向上を実現する制御系の構築を目的として、軌跡制御問題に対する制御系設計を行った。構築した制御系を用いた実車試験の結果、学習によって高精度な軌跡制御を実現する制御系の獲得ができたので報告する。

## 2. 軌跡制御問題

## 2.1 軌跡制御問題

図1に軌跡制御問題における車両と目標点の幾何学的関係を示す。目標点Aが二次元X-Y平面状を時々刻々移動する状況において、車両をこれに追従させる制御問題を仮定する。制御としては車両への操作入力である操舵角、アクセル、ブレーキの各量を決定し目標点へ追従させるものとなる。

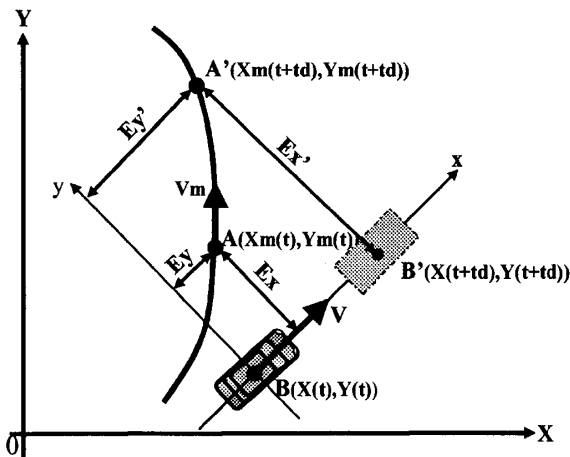


図1 軌跡制御問題

## 2.2 制御の枠組み

図1において目標点Aが速度 $|V_m|$ で移動しているとする。この時、車速 $|V|$ で動く車両の現在位置をBとすると車両固定座標系における目標点との誤差として横方向偏差 $E_x$ 、縦方向偏差 $E_y$ が定義される。また、現在に対し $t_d$ 秒先の目標点を $A'$ とし、現在の車両情報から一次のテーラー展開によって求めた車両予測位置を $B'$ とすると、将来横偏差 $E_x'$ と将来縦偏差 $E_y'$ が定義できる。なお、本報告では予測時間 $t_d$ を1.3[s]で計算を行なっている。

## 2.3 制御系設計

上記より軌跡制御の実現は、現在偏差 $E_x, E_y$ または、将来偏差 $E_x', E_y'$ を最小化する制御問題に帰結される。これを満足する制御手法としては古典制御理論から現代制御理論を用いた手法が複数存在している<sup>(2)</sup>。中でも、古典制御の基本であるPID制御は非常に簡易であるが、様々な状況におけるプラントの特性を考慮した制御ゲインのチューニング方法が課題となる。また、現代制御理論による最適制御では非常に高い制御成績が得られるがプラントのモデル化精度の問題や適応的な制御を行なうには制御構造の複雑化も避けられない。そこで、本報告では可能な限り簡単な制御の枠組みを用いながら、オンライン学習によって高精度な制御を自動的に獲得する制御系を提案する。

提案する制御系のブロック図を図2に示す。制御量は二次元制御マップ2つによって決定されるものとしている。この二次元制御マップとは2つの入力から参照される値を出力とするもので、数式で表現し難い非線形な出力を可能にする。本制御系では、車速 $|V|$ と将来横偏差 $E_x'$ を入力、出力を操舵角とする横方向制御マップと、車速 $|V|$ と将来縦偏差 $E_y'$ を入力、出力をスロットル・ブレーキとする縦方向制御マップを用いた。この2つの制御マップを現在の目標軌跡との偏差である $E_x, E_y$ を用いてリアルタイムに学習していく。これにより、マップの各状態における最適な制御出力を自動的に獲得するという枠組みとなる。

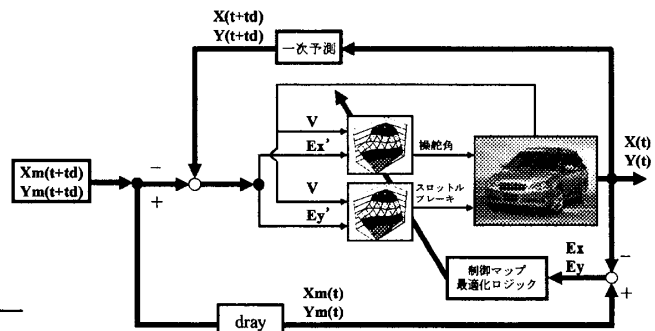


図2 提案する制御系

† 富士重工業(株) スバル技術研究所  
〒181-8577 東京都三鷹市大沢3-9-6  
Mail: tamuray@tky.subaru-fhi.co.jp

2.4 制御マップ最適化ロジック

ここでは、制御マップの学習アルゴリズムについて説明する。図3は学習が行なわれる格子に着目したものであり、制御マップの学習点Gが更新量③を得て、周辺4点の格子が学習されることを示している。以下に①から⑦までの変数とその計算方法について示していく。

①:学習点の将来偏差値

制御量決定の際に参照する  $Ex', Ey'$  に対し  $tp$  秒の遅れをもつものとした。これは、操作量に対する車両の遅れと予測時間  $tp$  を考慮して過去の参照点に対して学習を行なうためである。なお、 $tp$  は横方向制御マップでは 1.8[s]、縦方向制御マップでは 2.3[s] としている。

②:学習点の車体速度

現在の車速  $|V|$  に対して、将来偏差同様  $tp$  秒の遅れをもつものとした。 $tp$  はマップ毎に将来偏差と同じ値となる。

③:学習点Gでの更新量  $\Delta G$

現在の車両位置誤差  $Ex, Ey$  に学習係数を乗じたもので学習係数は制御量の最大値に対し 2%程度とした。

④, ⑤, ⑥, ⑦:各格子点での更新量

学習点での更新量  $\Delta G$  を各格子点へ分配したもので、代表として O 点での更新量④について式(1)に示す。他の⑤, ⑥, ⑦についても同様に計算される。

$$\Delta O = \Delta G \times (a2/a) \times (b2/b) \quad (1)$$

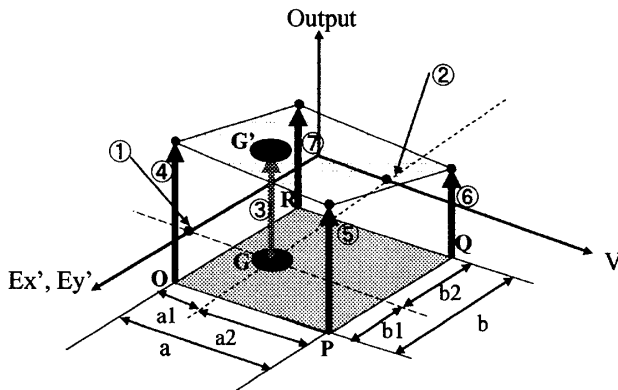


図3 マップ学習の概念

3. 自動操縦車両による走行試験

3.1 走行試験

構築した制御系を用いて実車両での軌跡制御試験を行なった。実験車両は国産 2000cc の普通乗用車を使用した。車両は、完全自動操縦を行なうため、ステアリング、アクセル、ブレーキに関してすべて by-wire 化し PC からの指令に応じて操作量を決定できるシステムとした。また、コースは様々な車速域、旋回 R を持つよう設定することを考え、ドライバに任意に走行してもらった際の車両軌跡 (図4に示す) とした。試験ではこの目標コースに対し学習を行ないながら 8 回走行する。その際の学習前と学習後の試験結果を比較する。なお、制御マップは予め基本的な旋回試験を行なうことで学習し、コースに対しある程度追従が可能になったものを用いている。

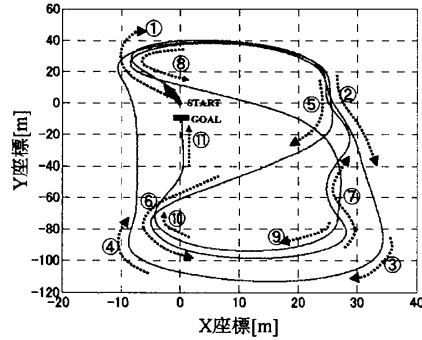


図4 実車試験目標コース

3.2 走行試験結果

図5に走行試験の制御成績として縦方向偏差及び、横方向偏差の結果を示す。これより、学習前に比べ学習後のでは、制御成績が向上していることが見て取れる。特に縦方向偏差に関しては学習前最大 7.1m に対し、学習後では最大 2.5m にまで減少している。また、学習後では縦方向、横方向最大偏差とも 2.5m 以内と高精度な制御が実現できていることがわかる。これにより構築した制御系が実車走行環境下においても十分な制御性、学習性能を発揮できることが示された。

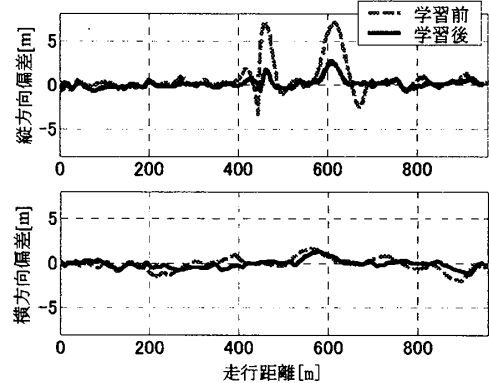


図5 実車試験結果

4. まとめ

実システムの制御性能向上をオンライン学習によって実現する技術の一例として、実車両の軌跡制御問題に対する制御系設計を行なった。物理値である位置偏差を評価指標とした極めて簡易な制御の枠組みでありながら、学習による制御の自動獲得とそれによる高精度な制御成績を実現できた。

今回の検討に関しては、制御対象に依存する予測時間などの制御パラメーターを固定して計算を行なったが、今後は汎用性を広げるため最適なパラメーターを自動で獲得できるようなアルゴリズムへ発展させる必要がある。

最終的には、センサーなどから得られる単純な物理値に対する評価だけでなく、人間-自動車系としての官能評価を含めた評価指標を構築することで本システムをドライバにとって最適な車両性能を引き出す制御技術へ発展させたい。

5. 参考文献

1)小川原也, 他: 進化的危険認知のための車載自律学習システム, 自動車技術会学術講演会前刷集 No.56-07 (2007)  
2)金井喜美雄, 他: ビークル制御