

四象限動的計画法によるアダプティブクルーズコントロール における電気自動車の最適制御の基礎検討

服部 充浩, 藤本 博志 (東京大学)

Basic Study on Quadrant Dynamic Programming
for Optimal Adaptive Cruise Control of Electric Vehicles
Mitsuhiro Hattori, Hiroshi Fujimoto (The University of Tokyo)

This paper proposes quadrant dynamic programming (QDP) to optimize velocity trajectories of adaptive cruise control (ACC) of electric vehicles. This method divides the two-dimension table of velocity and distance into quadrants, and enables a fast calculation and real-time implementation of optimal control for various situations.

キーワード：電気自動車, 動的計画法, 最適制御, アダプティブクルーズコントロール, 消費電力
(Electric vehicle, dynamic programming, optimal control, adaptive cruise control, energy consumption)

1. 序論

クルーズコントロールの制御手法は様々なものが提案されているが、その中に最適制御がある。最適制御は、ある評価関数を最小化もしくは最大化するために、最適化を用いる制御手法であり、例えば、評価関数を消費エネルギーとすると、消費エネルギーを削減することができる。自動車の最適制御手法として、様々な手法が提案されている。勾配法は、事前計算による最適制御であり、最適な入力を事前に計算しそれを元にフィードフォワード制御を行う手法である⁽¹⁾。この手法はフィードフォワード制御であるため、外乱の多い自動車の制御については工夫が必要である。

モデル予測制御 (MPC: Model Predictive Control) は、先の状況を予測しながら走行中に最適化計算を行う手法であり、これも様々な形で自動車の制御に用いられている⁽²⁾⁻⁽⁴⁾。モデル予測制御では複雑な最適化計算が必要となるため、制御ステップ時間内に最適化計算を行うことが難しいという問題がある。これを解決するためにリファレンスガバナにより制約を考慮する手法⁽⁵⁾や、動的計画法の事前計算と組み合わせる手法⁽⁶⁾が提案されているが、未だ十分に高速演算可能な手法は見つかっていない。

動的計画法 (DP: Dynamic Programming) は、事前計算により求められたテーブルを元にフィードバック制御を行う手法である⁽⁷⁾。動的計画法は鉄道に向けた自動運転による消費電力削減の手法として用いられ⁽⁸⁾、電気自動車の消費電力削減にも用いられている⁽⁷⁾。常に大域的最適解が算出され、最適化結果は優れるだけでなく、複雑な評価関数や制約を考慮することができるという利点がある。一方、自動車の様々な状況に対応するためには事前計算とテーブルの大きさが膨大になってしまうという問題が存在した。本稿では、動的計画法を元に計算量を大きく削減し、クルーズコントロールの問題設定に適用可能とした四象限動的計画法 (QDP: Quadrant Dynamic Programming) を提案する。



図1 実験機の写真

Fig. 1. Picture of our experimental vehicle.

この際、図1に示す実験車両を想定し、設計やシミュレーションを行う。

2. アルゴリズム

〈2・1〉 問題設定 問題設定として、前の自動車を追従する、アダプティブクルーズコントロールを想定している。問題設定を図2に示す。初期の速度 v_{ini} 、車間距離 d_{ini} から、最終的に前車と同じ速度 v_{pre} 、事前に設定した車間距離 d_{fin} になるまでの速度軌道を計算する。

速度軌道を計算する際、ある評価関数 J を最小にする軌道を計算する。評価関数は、初期位置からスタートし最終位置になるまでの積分値であり、例えば消費エネルギーが考えられる。本稿では、評価関数を消費エネルギーとした場合について検証を行うが、評価関数は消費エネルギーには限らない。

〈2・2〉 動的計画法 動的計画法は、大域的最適化の一種であり、メモ化と再帰を用いるという特徴をもつアルゴリズムである。離散化されたデータを持つテーブルに対し、再帰的に最適化を行っていく。動的計画法をもちいて自動車の最適制御を行う際の手法として、終端条件から評価関数が最小になる遷移を逆算していく方法がある。

図3は、動的計画法による最適化とその結果の利用方法

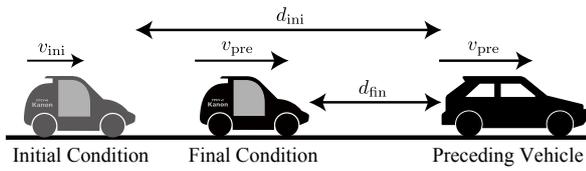
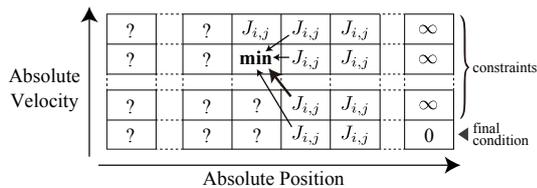
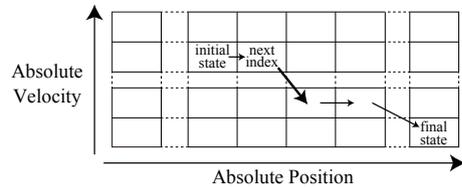


図2 問題設定

Fig. 2. Problem establishment.



(a) Offline calculation of creating DP table.



(b) Online process of loading velocity trajectory.

図3 動的計画法による速度軌道の設計

Fig. 3. Design of a velocity trajectory with DP.

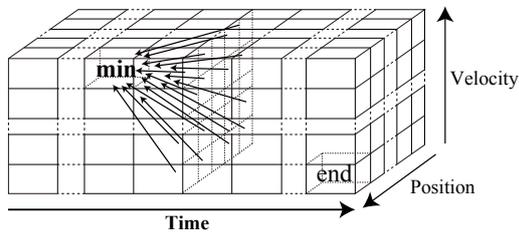


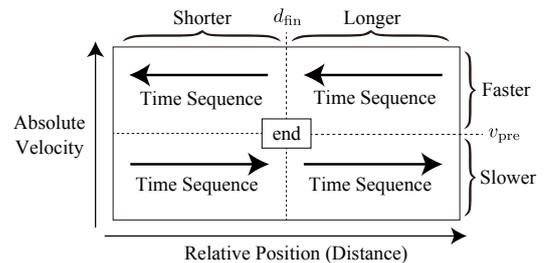
図4 三次元の動的計画法の求解法

Fig. 4. Calculation process of three dimension DP.

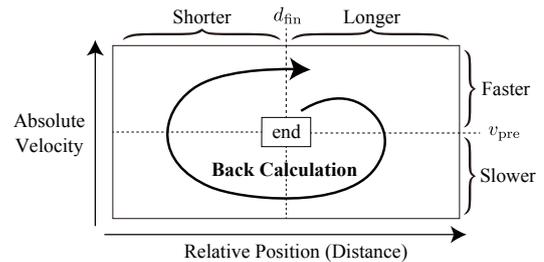
を示す。まず、(a)に示す事前計算を行う。ここでは、テーブルは位置と速度の二次元のものを使う。終端条件の評価関数の値を0、終端条件を満たさない状態の評価関数を ∞ と設定する。位置が戻ることがないことを前提にしているため、位置に対して逆算を行っていく。つまり、図3の右の列から左に計算を行っていく。

各セルの状態における最適な制御法を決定するため、計算するセルから右の列に遷移した際の評価関数の変化値と、右のセルまでの評価関数の値の合計値が最小になるものを最適な遷移として記録する。これを全てのセルに対して行うことで、どのセルを選んでも終端条件までの最適なセルの遷移を読み出すことができる。このテーブルを、図3(b)のように、走行中に読み出すことで最適な速度軌道を任意の初期状態から導出することができる。

これをアダプティブクルーズコントロールに適用する際、



(a) Time sequence of each segment.



(b) Visualization of back calculation.

図5 四象限動的計画法における逆算

Fig. 5. Back calculation of QDP.

前車の位置が時間と共に常に変化するため、終端条件の位置を定めることができない。そのため、通常は時間の軸を含めた三次元の動的計画法を用いる。図4に三次元の動的計画法の求解法を示す。終端条件から時間軸に対して逆算しながら、最適な速度と位置への遷移を決定していく。前車の速度のパターン数だけこれを繰り返し、図4のようなテーブルを数多く生成する。

三次元の動的計画法は、速度と位置の二次元行列の中から最適なものを探索する工程を三次元テーブル上で繰り返すため、計算量が多く、計算時間がかかるだけでなく、結果のテーブルの保存領域も大きくなってしまふ。この演算を前車の速度のパターン数行うのは非現実的であるため、自動車への応用は難しいという問題があった。これを解決するため、本稿では四象限動的計画法というアルゴリズムを提案する。

〈2・3〉 四象限動的計画法の計算手法 三次元の動的計画法は、計算量の観点から適用が難しいため、二次元の動的計画法を考える。位置の終端条件が定まらないことから、位置の代わりに車間距離を用いることを考える。車間距離は終端条件を設定することはできるが、長くなる場合も短くなる場合もあるため、時間的な流れが存在せず、評価関数の値を終端から逆算することができない。

そこで、図5のように、終端速度（前車速度）と終端距離に対応するセルを中心に表を四つに分割する。前車速度よりも速い領域では車間距離は短くなり、遅い領域では車間距離は長くなる。この関係性により、図5(a)に示すように、四分割したそれぞれについては時系列が存在することがわかった。この時系列について逆算することで、動的計画法の表を作成することができる。ここで、前車の速度

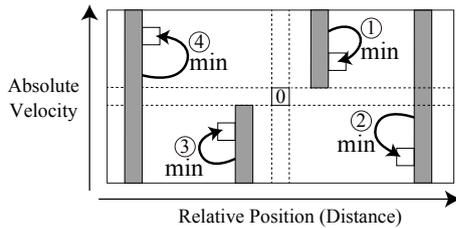


図6 四象限動的計画法の各セルの計算
Fig. 6. Calculation of each cell in QDP.

を一定と仮定して計算をするが、走行時に前車の速度が変化した場合は別の速度のパターンで作成した表を読み込み直すことで対応可能であるため問題ない。

また、車間距離が長い時は加速、短い時は減速を必要とするため、それぞれの象限の移動も一方通行である。この条件を利用することで、図5(b)に示すようにスパイラル状に逆算をすることができる。このままでは、象限ごとの遷移を考慮できないため、遷移元の象限を考慮した計算を行う。その計算の様子を図6に示す。②と④では、白い四角のセルにおける最適な遷移を求めるために、同じ象限だけでなく、それぞれ①と③の象限への状態遷移を考慮するため、灰色の領域から逆算する必要がある。

最適化問題としての立式は以下の通り。

$$\min J = \sum_{i=0}^n J_{\text{diff}}(v_i, a_i, d_i, t_i), \dots \dots \dots (1)$$

subject to

$$t_i = \Delta d / (v_i - v_{\text{pre}}), \quad a_i = \Delta v / t_i, \dots \dots \dots (2)$$

$$F_i = F(v_i, a_i), \quad |F_i| \leq F_{\text{max}}, \dots \dots \dots (3)$$

$$d_{i+1} = d_i + \text{sgn}(v_i - v_{\text{pre}}) \Delta d, \dots \dots \dots (4)$$

$$v_n = v_{\text{pre}}, \quad 0 \leq v_i \leq v_{\text{max}}, \dots \dots \dots (5)$$

$$d_n = d_{\text{fin}}, \quad 0 \leq d_i \leq d_{\text{max}}, \dots \dots \dots (6)$$

ここで、 v_i, a_i, d_i, t_i はそれぞれ、各セルにおける速度、加速度、車間距離、遷移時間をあらわしている。式(2)は加速度と遷移時間の計算、式(3)は駆動力の計算とその制約、式(5)と式(6)はそれぞれ速度と車間距離の制約を表す。

〈2・4〉 四象限動的計画法の性質 計算量は、三次元の動的計画法よりも大きく削減できる。三次元の動的計画法を前車の速度パターン数行う場合、テーブルの各軸の分割数と前車のパターン数を共に N とすると、計算量は $\mathcal{O}(N^5)$ となる。これは $N = 200$ の場合数ヶ月のオーダーで計算時間がかかるため、非現実的である。四象限動的計画法では、テーブルの各軸の分割数と前車のパターン数を同様に N とすると、計算量は $\mathcal{O}(N^3)$ となる。これは $N = 200$ の場合数分のオーダーで計算が完了することから、計算量が大きく削減できていることがわかる。

ここで、三次元の動的計画法では可能で、提案する四象限動的計画法でできなくなったことは二つあり、時間の軸

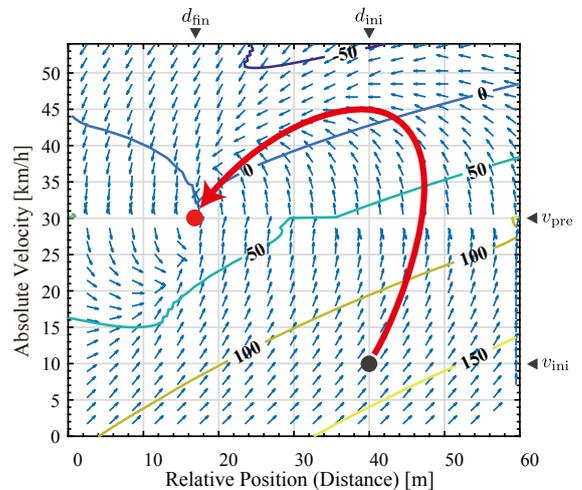


図7 四象限動的計画法の計算結果
Fig. 7. Calculation result of QDP.

を活用した到着時間の制約と、位置の軸を考慮した走行距離の制約がある。この二つはアダプティブクルーズコントロールにおいて重要ではない部分であるため、これによる影響は小さい。

提案する四象限動的計画法では、評価関数として、速度、加速度、車間距離、時間、及びそれらから静的に計算できる、つまりダイナミクスを含まずに計算できるものを考慮することができる。例えば、消費エネルギーは速度や加速度から計算した消費電力に時間を積算することで静的に計算可能なため、評価関数として含めることができる。また、走行距離も速度に時間をかけることで評価関数として計算可能である。一方、加速度の微分であるジャークは、加速度の差を時間で割らなければならないため、評価関数とはできない。また、制約条件として、速度、車間距離、加速度及びそれらから静的に計算できるものを含めることができる。上記の立式では、加速度と速度から走行抵抗を考慮して計算した、駆動力に制約をかけているが、制約条件はこれには限らない。

3. 結果

〈3・1〉 最適化結果 今回、評価関数として電気自動車の消費エネルギーを設定した。速度、加速度から消費電力を計算し、時間を積算することで消費エネルギーを計算する⁽⁹⁾。これにより、消費エネルギーが最小になる速度軌道を導出する。消費電力を計算する際のパラメータは、図1に示した実験車両のものを用いた。図7に、前車速度 v_{pre} が 30 km/h の際の最適化の結果を示す。このとき、終端状態の車間距離 d_{fin} は、前者速度での2秒間走行距離である約 16.6 m としている。このようなテーブルが前車の速度の数だけ存在する。

初期速度、初期車間距離からテーブルの矢印にそって速度軌道を決定することで、最適な速度軌道をオンラインで

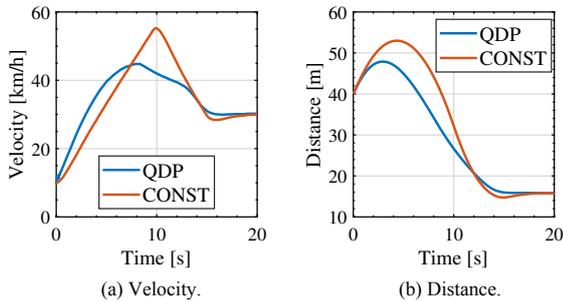


図8 速度と車間距離のシミュレーション結果
Fig. 8. Simulation result of velocity and distance.

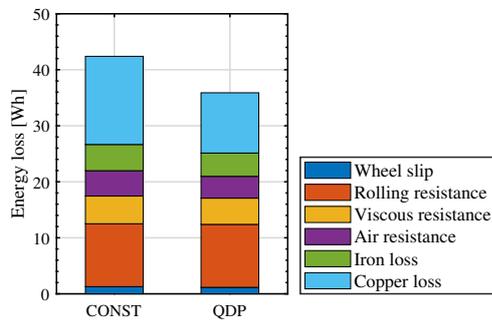


図9 エネルギー損失のシミュレーション結果
Fig. 9. Simulation result of energy loss.

再読み込み可能となる。図7の黒丸と赤い矢印は、初期速度 10 km/h、初期車間距離 40 m の場合に求められる初期位置と軌道を一例として示している。等高線は、その点を初期状態とした時の評価関数の値、つまり終端までの消費エネルギー [Wh] を表す。

〈3・2〉 比較結果 比較対象として、等加速度で加速したのち、減速する軌道を用いる。MATLAB/Simulink の Vehicle Dynamics Blockset を用い、最適化のモデルではなく、実車に近いシミュレーションを行った。初期速度 10 km/h、初期車間距離 40 m から、速度が 30 km/h の車に追従する場合を考える。それぞれの速度軌道に対し、車両は速度制御を行った。図8にその際の速度、車間距離、図9に最終的なエネルギー損失を示す。CONST は一定加速度で加減速をするもの、QDP は今回の提案法によって導出された軌道に沿うものを表す。シミュレーション結果から、今回の提案法が評価関数である消費エネルギーを低減できていることがわかる。

4. 結論

クルーズコントロールの制御手法として、消費エネルギーなどの評価関数を最小化可能な最適制御が数多く提案されている。最適制御は強力ではあるが、計算量などの問題から、自動車での産業応用に至っているものは少ない。本稿では、動的計画法を元に計算量を大きく低減した、四象限動的計画法を提案した。これにより、クルーズコントロール

において、複雑な評価関数や制約条件を考慮しながら、最適な速度軌道を導出することができる。

評価関数を消費エネルギーとした場合について、最適化の計算結果及びシミュレーション結果を示し、実際に評価関数を最小化できていることがわかった。今後は、単純な加減速以外の手法との比較と、その走行実験を予定している。

文 献

- (1) Y. Ikezawa, H. Fujimoto, Y. Hori, D. Kawano, Y. Goto, M. Tsuchimoto, and K. Sato, "Range Extension Autonomous Driving for Electric Vehicles Based on Optimal Velocity Trajectory Generation and Front-Rear Driving-Braking Force Distribution," *IEEE Journal of Industry Applications*, vol. 5, no. 3, pp. 228–235, 2016.
- (2) A. Weißmann, D. Görges, and X. Lin, "Energy-optimal Adaptive Cruise Control based on Model Predictive Control," in *IFAC World Congress*, pp. 13074–13079, 2017.
- (3) M. Vajedi and N. L. Azad, "Ecological Adaptive Cruise Controller for Plug-In Hybrid Electric Vehicles Using Nonlinear Model Predictive Control," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 17, no. 1, pp. 113–122, 2016.
- (4) S. Xu and H. Peng, "Design and Comparison of Fuel-Saving Speed Planning Algorithms for Automated Vehicles," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 9070–9080, 2018.
- (5) B. Sakhdari and N. L. Azad, "A Distributed Reference Governor Approach to Ecological Cooperative Adaptive Cruise Control," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 19, no. 5, pp. 1496–1507, 2018.
- (6) A. Weißmann, D. Görges, and X. Lin, "Energy-optimal adaptive cruise control combining model predictive control and dynamic programming," *Control Engineering Practice*, vol. 72, pp. 125–137, 2018.
- (7) V.-D. Doan, H. Fujimoto, T. Koseki, T. Yasuda, H. Kishi, and T. Fujita, "Iterative Dynamic Programming for Optimal Control Problem with Isoperimetric Constraint and Its Application to Optimal Eco-driving Control of Electric Vehicle," *IEEE Journal of Industry Applications*, vol. 7, no. 1, pp. 80–92, 2018.
- (8) H. Ko, T. Koseki, and M. Miyatake, "Numerical Study on Dynamic Programming Applied to Optimization of Running Profile of a Train," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 125, no. 12, pp. 1084–1092, 2005.
- (9) T. Fukuda, H. Fujimoto, Y. Hori, D. Kawano, Y. Goto, Y. Takeda, and K. Sato, "Basic Study on Range Extension Autonomous Driving of Electric Vehicle Considering Velocity Constraint for Real-Time Implementation," in *IEEE International Workshop on Sensing, Actuation, Motion Control, and Optimization*, pp. 1–6, 2017.