

Particle Swarm Optimizationに基づく バーガーズセルオートマトン交通流モデルの最適信号制御

甲斐健也, 佐藤心洋

東京理科大学 基礎工学部 電子応用工学科

概要

本研究は、バーガーズセルオートマトンで表現された交通流モデルに対し、信号を適切に制御することによって道路全体の総渋滞数を最小化するようなシステムティックな制御手法の提案を目的としている。特に総渋滞数を評価関数とした最適制御問題を非線形 0-1 整数計画問題として定式化し、それを Particle Swarm Optimization (PSO) で解くことを提案した。そして数値シミュレーションにおいて、いくつかの手法との比較を行った結果、提案手法が最も総渋滞数を少なくできることがわかり、有効性を確認することができた。

Optimal Signal Control of a Burgers' Cellular Automaton Traffic Model Based on Particle Swarm Optimization

Tatsuya Kai and Munehiro Sato

Department of Applied Electronics, Faculty of Industrial Science and Technology,
Tokyo University of Science

Abstract

This study develops a new systematic control method of signals for a traffic model represented by the burgers' cellular automaton in order to minimize the total number of traffic jam. Especially, it is shown that an optimal control problem with the objective function on the total number of traffic jam is formulated as a nonlinear 0-1 integer programming problem, and it can be solved by Particle Swarm Optimization (PSO). Some numerical simulations indicate that the new control method can reduce the total number of traffic jam the most in the three methods.

1 はじめに

近年、世界中で自動車の渋滞は深刻な問題となっている [1]。日本においては特に大都市圏で渋滞数が大きく、運転時間の約 4 割が渋滞中であるという調査結果もある。日本国民の年間の経済損失は約 12 兆円 (国民 1 人当たり約 10 万円)、損失時間は年間約 38.1 億人時間 (国民 1 人当たり約 30 時間) という試算があり [2]、さらに排気ガスによる環境問題、生活道路への自動車の流入による交通事故、運転者の身体

への悪影響なども懸念される。渋滞が発生する原因は様々であるが、その一つに道路や交差点に設置されている信号が挙げられる。信号を適切に制御しないと、ボトルネックと呼ばれる自動車の停留が発生し、それが大きな渋滞へと発展することが知られている。現在、交通信号機の制御方法はだまかに分類すると、「定周期制御」と呼ばれる一定時間ごとに信号が切り替わる方法、そして「交通感应制御」と呼ばれる車両や歩行者などのセンサ情報を取得し、それに基づいて信号を切り替える方式の 2 種類が存在

する。当然、前者よりも後者の方が賢い制御を行っているといえるが、今後、IoT (Internet of Things)、ビッグデータ、ITS (Intelligent Transport Systems, 高度交通システム) などの技術との融合によって、より高度でシステムティックな信号制御が可能になると考えられる。

そこで本研究では、信号機のあるバーガーズセルオートマトン交通流モデルを構築し、そのモデルに対する総渋滞数を最小化するようなシステムティックな信号制御法を提案することが目的である。まず第2章では、信号機付きバーガーズセルオートマトンの説明、ならびにそれを用いたバーガーズセルオートマトン交通流モデルを導入する。つぎに第3章では、バーガーズセルオートマトン交通流モデルに対する最適信号制御問題の定式化、ならびに Particle Swarm Optimization (PSO) を用いた解法を提案する。そして第4章では、提案手法を数値例に適用し、シミュレーションを通して有効性の検証・他手法との比較を行う。

2 バーガーズセルオートマトン交通流モデル

2.1 信号機付きバーガーズセルオートマトン

まず本節では、本研究の基礎となる「信号機付きバーガーズセルオートマトン」について説明を行う。導出等の詳細は [3] を参照されたい。

図1に示されているような、一方通行の1車線道路を考え、常に右方向に車が走る状況を仮定する。また、各セルには最大1台の車を収納することができる。時刻 k 、セル l におけるセルに居る車の台数を $U_{k,l} \in \{0, 1\}$ とする。つぎに信号機の設定を行う。時刻 k において、セル l からセル $l+1$ への車の最大移動可能台数を $S_{k,l} \in \{0, 1\}$ ($k = 1, \dots, K; l = 1, \dots, L$) で表す。もし信号機がセル $l-1$ とセル l の間にある場合、セル l に信号機が設定されていると定義する。そして、信号機が設定されているセルのインデックス集合を Δ で表す。ここで、信号機が設定されていないセルについては車は常に移動可能であるので、 $S_{k,l} = 1$ ($l \notin \Delta$) となることに注意する。もしセル l に信号機が設定されている場合、もし $S_{k,l} = 0$ の場合には車が0台移動可能、つまり赤信号を表していることになり、逆に $S_{k,l} = 1$ の場合には車が1台移動可能、つまり青信号を表してい

ることになる。ゆえに、 $S_{k,l}$ の値を設定することによって、信号を切り替えることに相当し、制御入力としてみなすことができる。以上のような設定のもと、各セルの時間発展を表す信号機付きバーガーズセルオートマトンは、

$$U_{k+1,l} = U_{k,l} + \min(S_{k,l}, U_{k,l-1}, 1 - U_{k,l}) - \min(S_{k,l+1}, U_{k,l}, 1 - U_{k,l+1}) \quad (1)$$

$$(k = 1, \dots, K - 1; l = 2, \dots, L - 1)$$

で表されることが知られている。ここで、(1) の右辺第2項はセル $l-1$ からセル l へ流入する車の台数、右辺第3項はセル l からセル $l+1$ へ流出する車の台数を表していることに注意する。

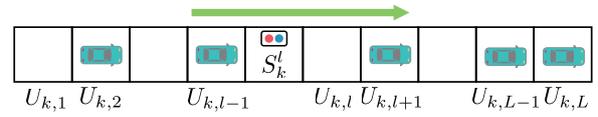


図1: 信号機付きバーガーズセルオートマトン

2.2 バーガーズセルオートマトン交通流モデル

つぎに本節では、信号機付きバーガーズセルオートマトンを複数組み合わせることによって、本研究において制御対象である「バーガーズセルオートマトン交通流モデル」の設定を行う。

本研究では、図2にあるような横方向に3本、縦方向に3本、合計6本の信号機付きバーガーズセルオートマトンを配置した交通モデルを考える。横方向の第 i 道路における時刻 k 、セル l における車の台数を $U_{k,l}^i \in \{0, 1\}$ ($i = 1, 2, 3; k = 1, \dots, K; l = 1, \dots, L$)、縦方向の第 j 道路における時刻 k 、セル m における車の台数を $V_{k,m}^j \in \{0, 1\}$ ($j = 1, 2, 3; k = 1, \dots, K; m = 1, \dots, M$) とする。横方向、縦方向の3本の道路の信号位置はそれぞれ同一とし、そのインデックス集合をそれぞれ Δ_U, Δ_V とする。また、横方向の第 i 道路と縦方向の第 j 道路の第 (i, j) 交差点における、横方向の道路の信号を $S_{k,l}^i \in \{0, 1\}$ ($i = 1, 2, 3; k = 1, \dots, K; l \in \Delta_U$)、縦方向の道路の信号を $T_{k,m}^j \in \{0, 1\}$ ($j = 1, 2, 3; k = 1, \dots, K; m \in \Delta_V$) とする。このとき、横・縦道路のどちらかの信号が青の場合、もう片方の道路の信号は赤となる、つまり (i, j) 交差点の信号のインデックスが (l, m) 、 $l \in \Delta_U; m \in \Delta_V$ の場合には $S_{k,l}^i + T_{k,m}^j = 1$ が成り立ち、ゆえに、 $T_{k,m}^j = 1 - S_{k,l}^i$ のように $S_{k,l}^i$ のみで

$$U_{k+1,l}^i = U_{k,l}^i + \min(S_{k,l}^i, U_{k,l-1}^i, 1 - U_{k,l}^i) - \min(S_{k,l+1}^i, U_{k,l}^i, 1 - U_{k,l+1}^i) \quad (2)$$

$$V_{k+1,m}^j = V_{k,m}^j + \min(T_{k,m}^j, V_{k,m-1}^j, 1 - V_{k,m}^j) - \min(T_{k,m+1}^j, V_{k,m}^j, 1 - V_{k,m+1}^j) \quad (3)$$

$$(i, j = 1, 2, 3; k = 1, \dots, K; l = 1, \dots, L; m \in 1, \dots, M)$$

$$J = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{L-1} \sum_{m=1}^{M-1} \left[\{U_{k,l}^i - \min(S_{k,l+1}^i, U_{k,l}^i, 1 - U_{k,l+1}^i)\} \right. \\ \left. + \{V_{k,m}^j - \min(T_{k,m+1}^j, V_{k,m}^j, 1 - V_{k,m+1}^j)\} \right] \quad (4)$$

横・縦道路両方の信号を表すことができることに注意する。以上の変数を用いて、横道路・縦道路の信号機付きバーゲズセルオートマトンはそれぞれ (2), (3) で表され、これらをバーゲズセルオートマトン交通流モデルと呼ぶことにする。

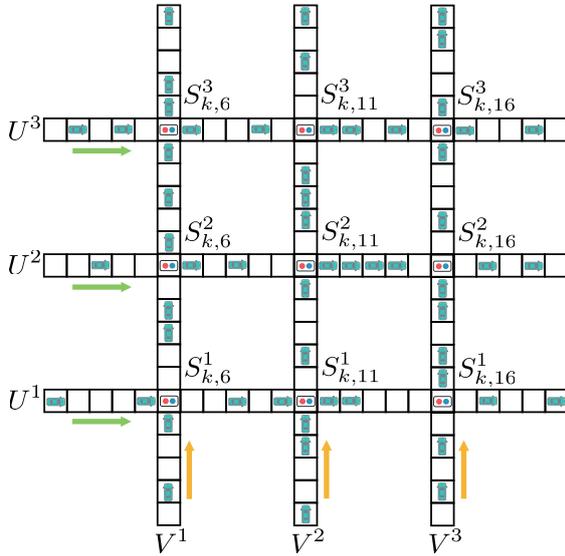


図 2: バーゲズセルオートマトン交通流モデル

3 Particle Swarm Optimization による最適信号制御手法

本章では、前章で説明したバーゲズセルオートマトン交通流モデルに対して、総渋滞数を最小化するような最適信号制御問題の定式化ならびに解法について考える。

まず、総渋滞数の定式化について考える。横道路のモデル (2) を考えると、時刻 k でセル l に居た車が時刻 $k+1$ でもセル l に居たままになることが渋滞の定義であるので、時刻 k , セル l の車の台数 $U_{k,l}$

から流出台数 $\min(S_{k,l+1}^i, U_{k,l}^i, 1 - U_{k,l+1}^i)$ を引いた台数が、セル l における渋滞数となる。したがって、その総和を横・縦すべての道路で計算することによって、総渋滞数は (4) のように定式化できる。そして、バーゲズセルオートマトン交通流モデルに対する最適信号制御問題は以下のように定義される。

【問題 1】 バーゲズセルオートマトン交通流モデルに対し、総渋滞数 (4) を最小とするような最適信号切替則 $S_{k,l}^i$ ($i = 1, 2, 3; k = 1, \dots, K; l \in \Delta_U$) を求めよ。 ■

問題 1 を定式化すると、つぎのような最適化問題として表現できる。

$$\begin{aligned} & \min (4), \\ & \text{subject to } (2), (3) \\ & \text{given initial and boundary conditions} \end{aligned} \quad (5)$$

これは、すべての変数が 0-1 の値を取り、さらに、評価関数・制約条件ともに非線形であるので、(5) は非線形 0-1 整数計画問題となることがわかり、一般的にこのクラスの問題の最適解を得ることは非常に難しいといえる。そこで本稿では、この最適信号制御問題を「Particle Swarm Optimization (PSO)」なる手法を用いた解法を考える。PSO とは、鳥などの生物による集団行動からヒントを得た理論であり、評価関数を最小化する解を見つけるためにそれぞれの個体 (粒子) が情報を共有しながら探索していく方法である。本稿では、非線形 0-1 整数計画問題を解くために改良された PSO[4] を用いることとし、その際に粒子を $X = [S_{1,1}^1 \cdots S_{K,L}^3]^T \in \{0, 1\}^{3KL}$ のように、すべての信号変数を並べたものとし、

$$\begin{aligned} V_n^{t+1} &= w^t V_n^t + c_1 r_1^t (P_n^t - X_n^t) \\ &\quad + c_2 r_2^t (P_g^t - X_n^t) \\ X_n^{t+1} &= X_n^t + V_n^{t+1} \end{aligned} \quad (6)$$

なる更新式を用いて粒子群を計算する. ここで, X_n^t は時刻 $t = 1, \dots, T$ における n 番目 ($n = 1, \dots, N$) の粒子, V_n^{t+1} は更新する量, P_n^t は粒子 n についての過去の探索における渋滞数 (4) に関する最良の探索点, P_g^t はすべての粒子についての過去の探索における渋滞数 (4) に関する最良の探索点, $w^t, c_1, c_2, r_1^t, r_2^t$ はパラメータである. まず, 初期粒子群 X_n^0 ($n = 1, \dots, N$) をランダムで生成し, (6) を用いて粒子群を更新していく. もし最大探索ステップ T に達する, もしくは渋滞数 (4) の最適値が変化しなくなった場合に PSO による探索を終了し, その粒子群の中で最も渋滞数が少ない粒子を最適解 (最適信号切替則) として採用する.

4 数値シミュレーション

本章では, 前章で提案した手法に基づいてシミュレーションを行い, 有効性の検証を行う.

図 2 にあるような横・縦それぞれ 3 本の道路を考え, $K = 20, L = 20, M = 20$ とする. また, 信号位置を $\Delta_U = \{6, 11, 16\}, \Delta_V = \{6, 11, 16\}$ と設定する. ここで, 比較のために以下の 3 種類の手法を用いてシミュレーションを行う.

(a) 時間制御: 信号を 3 ステップ毎に切り替える.

$$S_{k,l}^i = \begin{cases} 0 & (k = 1, 2, 3, 7, 8, 9, \dots) \\ 1 & (k = 4, 5, 6, 10, 11, 12, \dots) \end{cases} \quad (7)$$

(b) 比較制御: 信号の直前のセルに車が居る道の信号を青にする. ただし, 両方とも車がいる場合には縦の道路を優先する.

$$S_{k,l}^i = \begin{cases} 0 & (U_{k,l-1}^i \leq V_{k,m-1}^j) \\ 1 & (U_{k,l-1}^i > V_{k,m-1}^j) \end{cases} \quad (8)$$

(c) PSO 制御: PSO に基づく提案手法によって得られた信号切替則を用いて信号を切り替える.

車の初期配置と, 道路に流入してくる車の境界条件を事前にランダムで 10 パターン生成し (No. 1–10), それらに対して各手法 (a)–(c) を用いてシミュレーションを行う. また, PSO の設定としては, 粒子数を $N = 100$, 最大探索ステップを $T = 100$, パラメータは, $w^t = 0.75, c_1 = c_2 = 1000000000, r_1^t, r_2^t$ は $[0, 1]$ の値を取る乱数とした.

表 1 に各パターンに対する渋滞数が示してある. これより, すべてのパターンにおいて提案手法の (c) PSO 制御が最も渋滞数を減らすことができているこ

No.	(a) 時間	(b) 比較	(c) PSO
1	772	558	470
2	715	676	429
3	694	635	419
4	764	686	420
5	840	745	529
6	857	662	508
7	747	724	467
8	659	598	377
9	815	612	452
10	567	348	264
平均	743.0	624.4	423.5

表 1: 各手法に対する渋滞数

とが確認できる. また, 表 1 の一番下の行に渋滞数の平均値があるが, 最も渋滞が多かった (a) 時間制御と比較して, 最も渋滞が少なかった (c) PSO 制御の方が, 約 43 % の渋滞数削減となっていることがわかり, 提案手法の有効性が確認できた.

5 おわりに

本稿では, バーガーズセルオートマトン交通流モデルに対し, 総渋滞数を最小化するような最適信号制御問題を定式化し, Particle Swarm Optimization (PSO) を用いた解法を提案した. 数値シミュレーションの結果, 他の制御手法と比較して, 提案手法が最も渋滞数を減らすことができた.

今後の課題としては, 道路への車の出入りを考慮した場合のモデル予測型信号制御法の開発, 左折・右折を考慮した場合や最適速度モデル等の, より現実に近い交通流モデル作成とその信号制御, などが挙げられる.

参考文献

- [1] 西成, “渋滞学”, 新潮社, (2006).
- [2] 国土交通省 HP, <http://www.mlit.go.jp/>
- [3] 広田, 高橋, “差分と超離散”, 共立出版, (2003).
- [4] T. Matsui, M. Sakawa, K. Kato, and T. Uno, “Particle Swarm Optimization for Nonlinear 0-1 Programming Problems”, Proc. of 2008 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, pp. 168–173 (2008).