

駅前駐輪スペースの人間流動モデル あなたはそれでも違法駐輪しますか

九州大学 脇山 宗也

1. 緒言

駅前放置自転車対策は大きな社会問題である。上野、西は、放置自転車とある対策のもとそれを撤去する行政当局とのコンフリクトを MAS 上に実装し、シミュレーションにより行政側の撤去戦略を評価している[1]。彼らのモデルでは、違法駐輪を試みる自転車エージェントの行動には学習機構が考慮されていなかった。本研究では、期待効用理論と profit sharing に基づく学習メカニズムを組み込み、違法駐輪とそれを摘発する警察とのコンフリクトゲームを plausible に再現し得るモデルを構成したので報告する。

2. モデル

2-1 2D フィールドおよび自転車エージェント

図 1 に示すような駅前街区を 2D フィールド上に構成する。街区には駅、街路があり、自転車は駐輪場に停められるか街路に沿って違法駐輪されるとする。違法駐輪するスペースは複数ある。駐輪場に停めると駐輪料金 f [monetary unit] のコストがかかるが摘発の恐れはない。違法駐輪すると一定の確率で生起する警察の摘発に遭遇する場合(2D フィールド上に警察エージェントが登場する)があり、摘発されると罰金 p [monetary unit] を科される。各エージェントの効用はこの金銭効用に加え、駐輪した場所に依存して決まる駅までの距離に応じた効用が加味される。すなわち、駅から最遠の違法駐輪スペースを基準に、この効用をゼロとすると、違法駐輪スペース j ($1 \leq j \leq k$) における駅までの距離 (l_j [m])

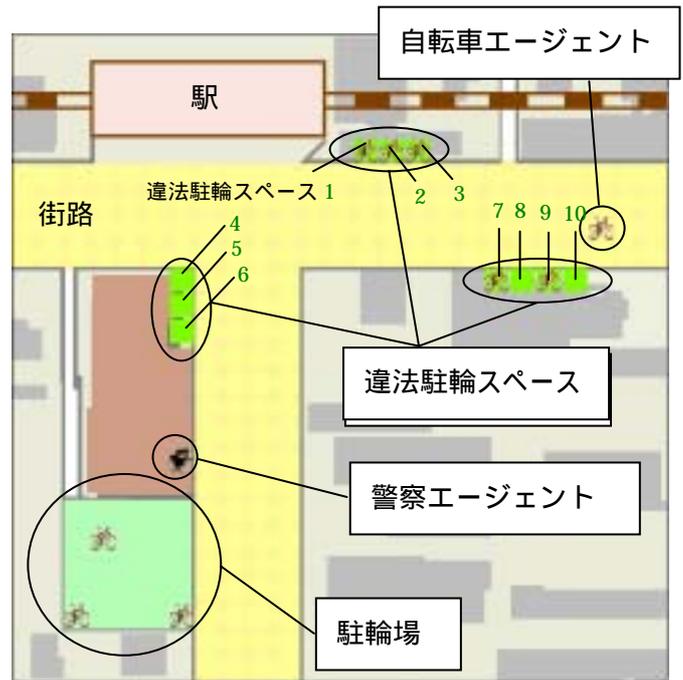


図 1 2D フィールド

による効用は $\alpha \times (\text{Max}_m[l_m] - l_j)$ で表されると考える。 α は距離を金銭効用換算する係数である。

以上により、自転車エージェント i が場所 j ($j = 0$ なら駐輪場, $1 \leq j \leq k$ なら違法駐輪スペース) 駐輪の効用 $U_{i,j}$ は(1)式となる。

$$\begin{aligned}
 U_{i,j} &= \alpha \cdot (\text{Max}_m[l_m] - l_j) + p && (j (1 \leq j \leq k) \text{ に違法駐輪して警察に摘発されなかった場合}) \\
 &= \alpha \cdot (\text{Max}_m[l_m] - l_j) && (j (1 \leq j \leq k) \text{ に違法駐輪して警察に摘発された場合}) \\
 &= p - f && (\text{駐輪場 } (j = 0) \text{ に停めた場合})
 \end{aligned}
 \quad \left. \vphantom{\begin{aligned} U_{i,j} &= \alpha \cdot (\text{Max}_m[l_m] - l_j) + p \\ &= \alpha \cdot (\text{Max}_m[l_m] - l_j) \\ &= p - f \end{aligned}} \right\} \dots(1)$$

2-2 自転車エージェントの意志決定と学習機構

自転車エージェントは警察エージェントがある一定確率(実際的にはある時間間隔で)で摘発キャンペーンを行い、その際には n 台の自転車が摘発されると云う事実を経験的に認知しているとする。摘発する n 台の決め方、すなわち警察エージェントの戦略は、当該時点で違法駐輪されている自転車から、ランダムに選ぶ、駅から近い方から n 台選ぶ、の 2 オプションを想定する(後述)。

自転車エージェントの行動は、駐輪場に停める、スペース j に違法駐輪するの $k+1$ 通りである。また、

各自転車エージェントは、どこに停めるかの意志決定をするに際して、自分がもし違法駐輪スペースに停めるとすると、それが n 台目以上の自転車となる ($m=2$) か、否か ($m=1$) を情報として知り得るとする。摘発が入っても n 台だけしか捕まらず、捕まらなければ罰金も科されないことを知っているから、例えば、自分以外に違法駐輪している人がいなければ当該エージェントは違法駐輪を控えるだろうし、多数の違法駐輪自転車があれば自分も停めてしまおう (みんなで停めれば怖くない・・・もし摘発が入っても自分がしょっ引かれる確率は相対的に低くなる) との行動が観察される筈である。この自転車エージェントに関する情報入力 ($m=1,2$) に対する行動出力 ($j=0,1,\dots,k$) は、profit sharing でモデル化する。すなわち、自転車エージェント i がシミュレーションのある時間ステップで、情報入力 m を受けて j なる行動出力を為した場合、value table 中の V 値 $V(m, j)$ は(2)式で更新される。

$$V(m, j)_{t+\Delta t} = \tau \cdot V(m, j)_t + (1-\tau) \cdot U_{i,j} \quad \dots(2)$$

τ は忘却率である。情報入力 m を受け、彼が為す行動出力 j を採る確率 $Prob_j$ はルーレット選択に基づき以下で与える。

$$Prob_j = \frac{V(m, j)}{\sum_i V(m, i)} \quad \dots(3)$$

3. シミュレーションモデルの実装

MAS 上に実装したシミュレーションモデルの 1 コマを図 2 に示す。自転車エージェントは 3 カ所の街路端部からランダムに発生する。エピソードに登場する自転車エージェント数は 10 で、繰り返し 2D フィールドに登場することで各エージェントが保持する value table に学習結果がストックされ、系は定常に達する。自転車エージェントは、時間ステップ 1 ごとに、目的の駐輪スペース (駐輪場もしくは違法駐輪スペース) に向かって 2D フィールド上を 2 グリッド進む。警察エージェントの摘発イベントに関しては、100 時間ステップに生起する摘発イベント数を摘発確率と定義する。その他の設定パラメータとしては、 $k=10$ 、 $f=100$ 、 $p=2000$ 、 $\alpha=50$ 、 $\tau=0.9$ とし、 l_j は駅までのグリッド数で付与した。



図 2 シミュレーション実行画面

シミュレーションでは、情報入力の有意性を評価するために、以下により情報エントロピーおよび情報量を求める[2]。

確率事象であるセンサー入力信号 y_m のもとで x_j なる行動が生起する情報エントロピー $H_{act|sense}$ [bit] は(4)式で定義される。

$$H_{act|sense} = -\sum_{j=0}^{10} \sum_{m=1}^2 p(x_j, y_m) \cdot \log_2 p(x_j | y_m) \quad \dots(4)$$

ここで、 $p(x_j, y_m)$ は複合事象生起確率、 $p(x_j | y_m)$ は y_m のもとで x_j が生起する条件付き確率を表す。また、情報量 I_{sense} [bit] とは、情報入力なしに計測された情報エントロピー H_{act} と情報を付与された状況下で行動に歪みが生じている情報エントロピー $H_{act|sense}$ との差により、(5)式で与えられる。

$$I_{sense} = H_{act} - H_{act|sense} \quad \dots(5)$$

本モデル ($m=1,2$ かつ $j=0,1,\dots,10$) では、シミュレーションエピソードの初期状態においては、違法駐輪す

るか、駐輪場に停めるかについては等確率となるような V 値を与える ($V(m,0)_{t=0} = \sum_{j=1}^{10} V(m,j)_{t=0}$)

このことから、初期状態では、 $H_{act} = H_{act/sense} = 2.661[\text{bit}]$ 、また $I_{sense} = 0[\text{bit}]$ となる。

4. シミュレーション

自転車エージェントの平均駐輪時間を 100 ± 10 時間ステップの一様分布とし、警察エージェントの1回の摘発台数を3台、摘発確率を0.01としてシミュレーションを行った。なお、 V 値の時間ステップ変動が十分小さくなった時点を実常と判定した。シミュレーションは、警察の摘発戦略をランダムに3台しよっ引くか(ランダム摘発) 駅に近い方から3台とするか(駅直近摘発) の2条件で行った。

図3から図5は、ランダム摘発の場合の違法駐輪率、 V 値、情報量[bit]の時間ステップ推移である。図6から図8は、同じくランダム摘発の場合の時間ステップ(a)、(b)、(c)における V 値詳細である。なお、時間ステップ(c)はほぼ定常に達しているとみなせる。図9から図14は、駅直近摘発の場合について同様に示した図である。

ランダム摘発、駅直近摘発ともに、定常時の違法駐輪確率は0.9程度であり、このパラメータ設定では多くの自転車が違法駐輪するようになることがわかる(初期条件は記述した V 値初期設定より違法駐輪率は0.5)。ただし、定常に至る過渡状態では情報入力の差異により違法駐輪率に違いが表れ(図3および図9)、これは違法駐輪スペースに対する V 値の差(図4および図10)により説明され、さらにそのことを情報量の推移(図5および図11)が裏付けている。すなわち、違法

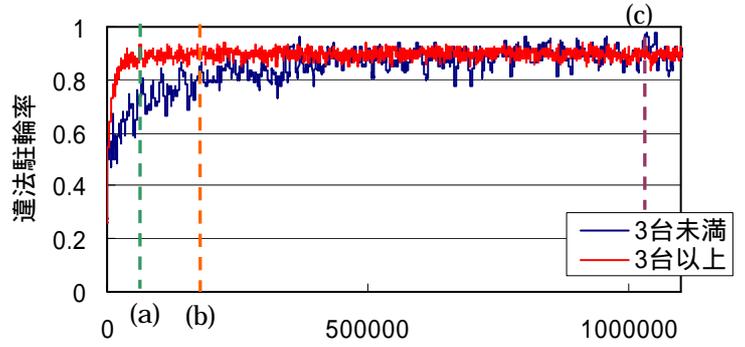


図3 違法駐輪率の推移 (ランダム摘発)

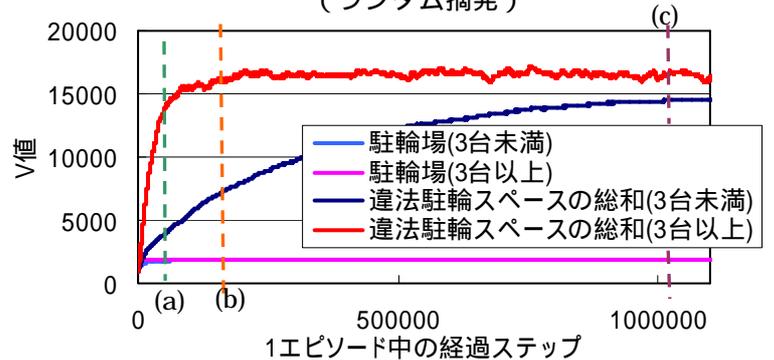


図4 各エージェントの V 値の平均値推移 (ランダム摘発)

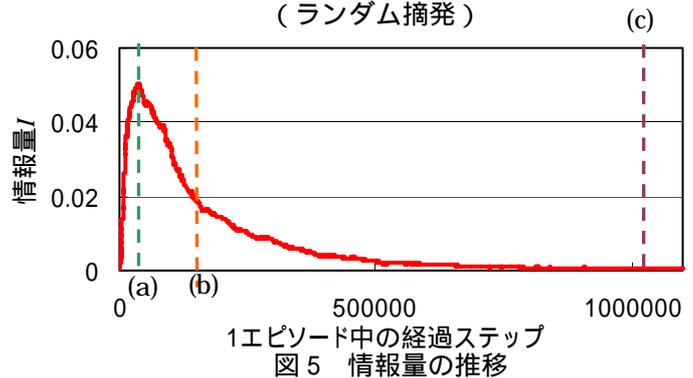


図5 情報量の推移 (ランダム摘発)

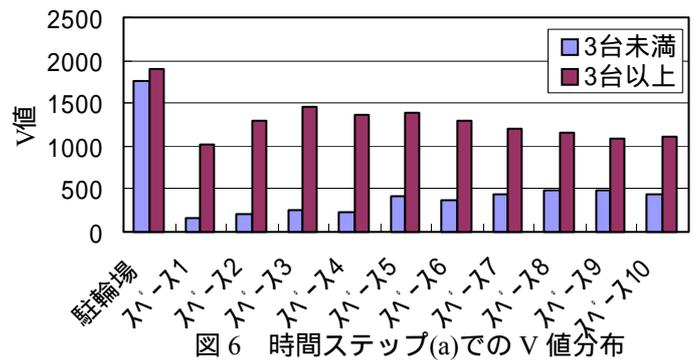


図6 時間ステップ(a)での V 値分布 (ランダム摘発)

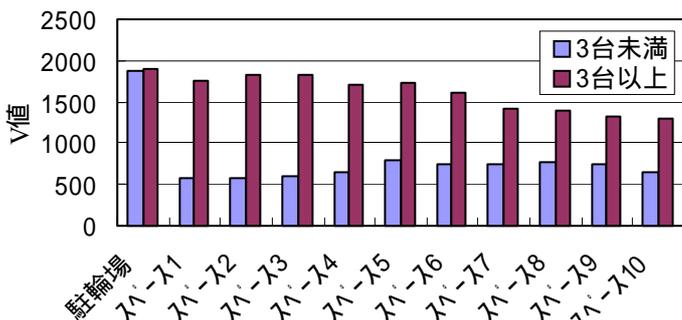


図7 時間ステップ(b)での V 値分布 (ランダム摘発)

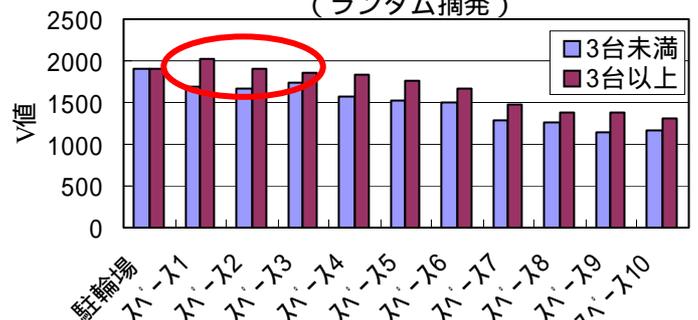


図8 時間ステップ(c)での V 値分布 (ランダム摘発)

駐輪率を見て情報入力差が最も大きくなる時間ステップ(a)前後は、自分が3台目以上の自転車として駐輪を試みようとしているのか否かの情報が最も意味を持つ時点である。換言すると、摘発時にしょっ引かれる恐れにより大きい状況、すなわち現在の駐輪数が3台未満である場合は、そうでない場合に対して、有意に低い違法駐輪率を示している。これは、上記の如く、図6と図12を見ると確認出来るように、違法駐輪スペースに対するV値の情報入力差が大きいことにより説明出来る。

学習が進行すると、自転車エージェントは、警察の摘発確率が非常に低いことに起因して、実際には違法駐輪台数が3台未満でもしょっ引かれることが稀であることに気がつき始める。よって、過渡的には有意だった情報量が意味を消失して、情報の如何に不拘、皆が違法駐輪するようになってしまう(定常時の違法駐輪率0.9; 図3および図9)。

ランダム摘発と駅直近摘発の違いを見てみよう。

図8に注目する。ランダム摘発の定常時は、情報の如何に不拘、より駅に近い(つまり距離による効用の大きい)若い番号の違法駐輪スペースのV値が大きい。これは、どこに止めようとランダムにしょっ引かれる以上、より効用の大きい駅に近いスペースに止めようとの“開き直り”の結果である。そして、定常時の情報量はほとんどゼロになっている(図5)。

対して、図14の駅直近摘発を見ると、定常時は逆に駅に遠いスペースほどV値が大きくなっており、かつ情報の如何による差が、ランダム摘発定常時より大きい。これは、駅から近いほど摘発遭遇時の危険が高いので、駅から遠い違法駐輪スペースに止めようとの学習が進んだためである。また、駅に遠い

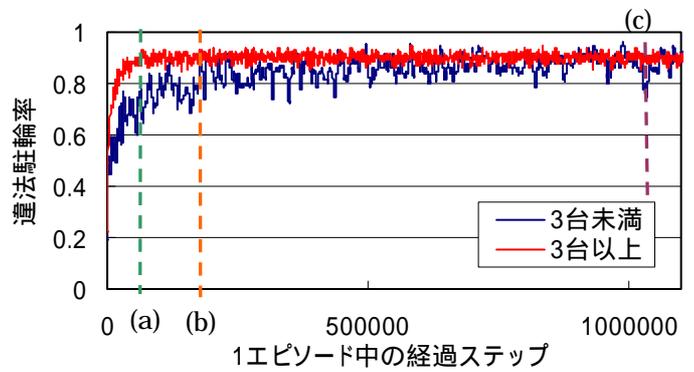


図9 違法駐輪率の推移 (駅直近摘発)

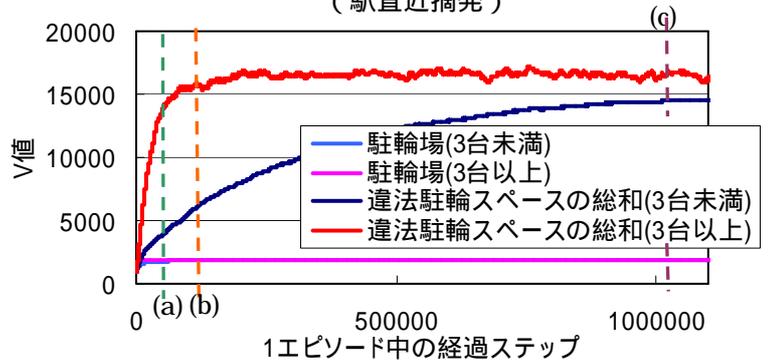


図10 各エージェントのV値の平均値推移 (駅直近摘発)

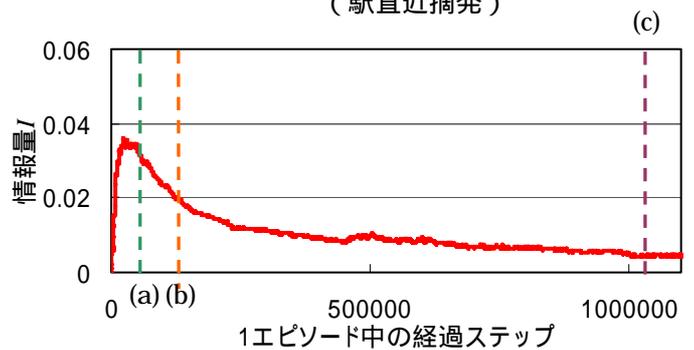


図11 情報量の推移 (駅直近摘発)

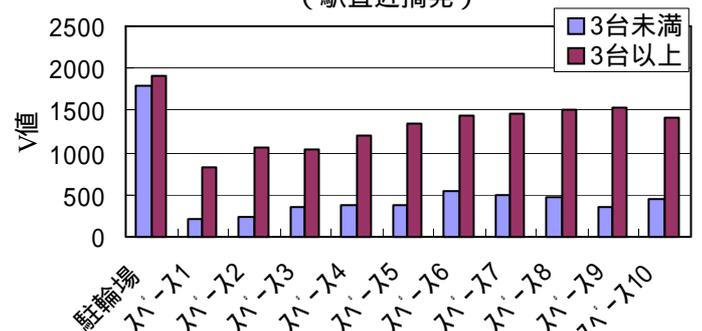


図12 時間ステップ(a)でのV値分布 (駅直近摘発)

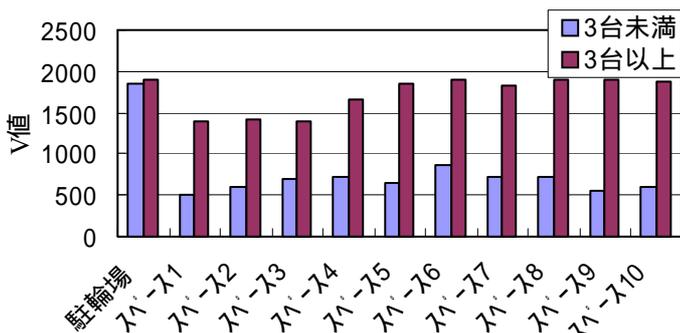


図13 時間ステップ(b)でのV値分布 (駅直近摘発)

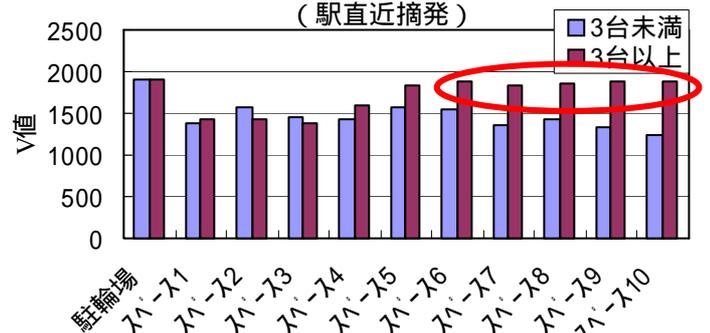


図14 時間ステップ(c)でのV値分布 (駅直近摘発)

ところに実際に停めた場合にしょっ引かれるか否かは、自分が 3 台目以上の違法駐輪者なのか否かに依存するので、情報による差がついたと考えられる。従って、駅直近摘発定常時の情報量は、ピーク時より小さくなっているとは云え、ランダム摘発のそれよりは大きな値を示している。

4. 結語

駅前放置自転車問題に関し、自転車と警察をエージェントとするシミュレーションモデルを構成した。自転車エージェントに関しては、駐輪場所で決まる駅までの距離と駐輪料金と罰金で決まる金銭効用を重畳した効用構造を仮定し、profit sharing による学習メカニズムを組み込んだ。

警察エージェントの戦略を変えながら、違法駐輪率、情報量および V 値の推移を解析し、plausible な学習エージェントが構成し得ていることを確認した。

参考文献

- [1] 上野,西; 駅前放置自転車対策, 第 2 回 MAS コンペティション論文集, pp.17-32,2004.2
- [2] 谷本,藤井; 談合の数理 複雑系科学に基づく人間—環境—社会システム考, 日本建築学会計画系論文集 No.565, pp.379-386, 2003.3