

NAIST-IS-MT1551003

修士論文

逐次ベイズ推定による車線変更時刻の推定

浅山 和宣

2017 年 1 月 26 日

奈良先端科学技術大学院大学
情報科学研究科 情報科学専攻

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科に
修士（工学）授与の要件として提出した修士論文である。

浅山 和宣

審査委員：

池田 和司 教授 （主指導教員）

久保 孝富 特任准教授 （副指導教官）

逐次ベイズ推定による車線変更時刻の推定*

浅山 和宣

内容梗概

キーワード

修士論文，奈良先端科学技術大学院大学

*奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 情報科学専攻 修士論文, NAIST-IS-MT1551003, 2017 年 1 月 26 日.

Estimation of Timing of Lane Changing by Sequential Bayes Inference^{*}

Kazuki Asayama

Abstract

Keywords:

Master's Thesis, NAIST

^{*}Master's Thesis, Department of Information Science, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, NAIST-IS-MT1551003, January 26, 2017.

目次

図目次		iv
第 1 章	はじめに	1
1.1	背景	1
1.2	研究目的	1
1.3	本論文の構成	1
第 2 章	運転行動データと可視化	2
2.1	運転行動データ	2
2.2	特徴抽出	3
	2.2.1 可視化	3
	2.2.2 主成分分析	5
第 3 章	車線変更時刻推定法	7
3.1	逐次ベイズ推定	7
3.2	実計算での手続きやパラメータ設定	9
第 4 章	結果	10
4.1	重み付き平均	10
第 5 章	考察	12
5.1	MAP , 重み付き平均について	12
5.2	推定の失敗について	12
第 6 章	結論	13
謝辞		14
参考文献		15

図目次

2.1	ある運転行動に対する，車線変更開始 10 秒前から車線変更開始までの特徴の組み合わせの散布図と，単一の特徴量のヒストグラム．上から（もしくは左から）順番に，アクセル，ブレーキ，ハンドル，前方車両との相対距離，前方車両との相対速度，前方車両との加速度考慮の TTC の逆数，右後方車両との相対距離，右後方車両との相対速度，右後方車両との加速度考慮の TTC の逆数となっている．プロットが緑から赤になるにつれて車線変更開始に近づいていることを示している．	4
2.2	車線変更開始 10 秒前の時点における先行車両との相対距離と相対速度を，すべてのデータにおいてプロットした散布図．x 軸が距離を，y 軸が速度を表す．	5
2.3	車線変更開始 0.5 秒前の時点における先行車両との相対距離と相対速度を，すべてのデータにおいてプロットした散布図．x 軸が距離を，y 軸が速度を表す．	5
2.4	主成分分析を行ったあとのデータ点から，各時刻ごとに二次元正規分布を求め，楕円としてプロットしたもの．楕円の大きさは，標準偏差の 2 倍になっている．緑から赤に近づくに連れて車線変更開始が近づいている．	6

第 1 章 はじめに

1.1 背景

運転支援システムや，自動運転技術などが近年盛んに研究されており，未来の乗り物として期待されている．運転支援システムでは，人間の運転行動を深く知る必要があり，自動運転技術では，運転行動を機械的に記述する必要がある．このため，運転行動のモデル化が必要である．引用なし...

運転行動のモデリングに関する研究は，大きく分けて巨視的な交通の流れを見るものと，微視的な個々の車両の行動に着目するものの 2 つに分かれている [1] が，本論文においては，「運転行動のモデル」は，後者の微視的なものを対象とする．ADAS につかうなら，まあ，行動の予測っしょ．てきな運転行動について，事故率，運転行動についての解析がなされた，運転支援には予測が不可欠で，予測する自動車の運転行動の対象としては，大別して，交差点における右左折等の行動を予測するもの，高速道路において車線変更をするか否かをモデル化したものの 2 種類に分けることができる．車線変更の相互関係を用いて車線変更行動予測をしたものは非常に少ないまた，後出しジャンケンみたいなことをしたいわけじゃなくて，時刻を推定したい．そのことの有用性？

1.2 研究目的

そのため本研究では，車線変更開始までのタイミングを推定するための手法を開発することを目指した．また，運転者の行動予測を．

1.3 本論文の構成

第 2 章 運転行動データと可視化

この章では，本研究において用いられた運転行動データの詳細について述べる．またこの運転行動データから，車線変更のタイミング推定に有用であると思われる特徴を抽出した後に，車線変更直前の特徴量の変化を可視化した．

2.1 運転行動データ

本研究においては，名古屋大学が収集した運転行動データを用いた．このデータには，10 名の被験者が名古屋高速道路を走行した際の，自車両の挙動や計器の情報，周辺車両との位置関係，走行中の道路の情報等の様々な運転行動が，サンプリングレート 10Hz で記録されている．これらの情報のうち，本研究で利用した情報を次に示す．

- 車線変更ラベル
- アクセルの踏み込み圧
- ブレーキの踏み込み圧
- ハンドルの操舵角
- 自車両中心と周辺車両中心点との相対位置
- 周辺車両との相対距離

車線変更ラベルは，運転者が車線変更の最中であるかどうかを表しており，左車線変更に-1，直進に 0，右車線変更に 1 の値が割り振られている．ここで，車線変更の開始のタイミングは，「車載カメラによる動画内で白線が左右に動き始めたとき」で，車線変更終了のタイミングは「その白線の動きが止まったとき」と定義されている．

周辺車両との相対位置，相対速度は車載のレーザーレンジファインダーを用いて計測されており，前後方に対して最大 100m の車両を検知することができる．相対位置，相対速度は，道路平面に対して車両進行方向と，その垂直方向の 2 次元に値を持っている．また，相対位置は，単に計測器から車の外縁までの距離を出しているのではなく，自車両，周辺車両の中心位置を推定して計測している．

高速道路における走行に際しては、普段通りに車線変更をして前方車両を抜き、車両を抜き終わったら走行車線へ戻るように被験者たちに指示がなされている。車線変更は、右車線変更左車線変更ともに、各被験者で平均 30 回程度行われており、すべてを合計すると、合計 341 回の右車線変更、335 回の左車線変更が行われていた。

2.2 特徴抽出

次に、この運転行動データを用いて、車線変更のタイミングの推定に有用だと思われる特徴の抽出を行った。まず、車線変更を行う前に何らかの特徴的な操作が現れる可能性を考え、車のアクセル、ブレーキの踏み込み圧、ハンドルの操作角を特徴量として定めた。

次に、周辺車両との関係性が車線変更に関わっていると考えられるため、これを特徴とする。対象とする周辺車両は、自車両に先行して走行している車両と自車両の右後方を走っている車両とする。特徴は、これらの周辺車両との相対距離、相対速度と、衝突までの時間 (TTC) とした。ただし、TTC は、加速度まで考慮したうえで逆数を計算した ($iTTC_{2nd}$)。ここで $iTTC_{2nd}$ は以下のように計算することができる。

$$iTTC_{2nd} = \frac{a_x^{rel}}{-2v_x^{rel} \pm \sqrt{(v_x^{rel})^2 - 2a_x^{rel}x}} \quad (2.2.1)$$

2.2.1 可視化

これらの特徴量が車線変更が始まる直前にどのような変化をするのかを見るために、車線変更開始 10 秒前から車線変更開始 0.5 秒前 (これを「直前」と表す) までに取った値を、0.5 秒間隔でプロットした。まず、一回の車線変更に対して上記の特徴量それぞれの組み合わせをプロットしたものが、図 2.1 である。車線変更 10 秒前を緑色で、直前を赤色で、その間を黒として特徴量の変動を表している。対角の位置に当たるものがヒストグラムとなっている。ここから、どの特徴のヒストグラムを見ても色が分離されておらず、単一の特徴から車線変更か否かの分離は困難であることがわかる。しかし散布図をみると、先行車両との相対距離、相対速



図 2.1 ある運転行動に対する，車線変更開始 10 秒前から車線変更開始までの特徴の組み合わせの散布図と，単一の特徴量のヒストグラム．上から（もしくは左から）順番に，アクセル，ブレーキ，ハンドル，前方車両との相対距離，前方車両との相対速度，前方車両との加速度考慮の TTC の逆数，右後方車両との相対距離，右後方車両との相対速度，右後方車両との加速度考慮の TTC の逆数となっている．プロットが緑から赤になるにつれて車線変更開始に近づいていることを示している．

度の組み合わせにおいて時系列に沿ってデータ点が並んでおり，特徴として有用であることが伺える．次に，先行車両との相対距離，相対速度の時系列に沿ったデータ点の移動の傾向を見るために，10 秒前における，または直前におけるすべての車線変更トライアルについてのデータ点を表したものが図 2.2 と図 2.3 である．これらから，車線変更開始前の各時刻における相対距離と相対速度は，二次元のガウス分布に従っていると見ることができる．

また，0.5 秒ごとに散布図をつなげると，データ点が回転しながら収束していくように見ることができた．この情報を特徴として持たせるために特徴量の時間差分が必要だと考え，0.5 秒前のデータも特徴として盛り込み，以下に表されるような 4 次元の特徴とした．

$$feature_s(t) = \{distance_{s(t)}^{rel}, velocity_{s(t)}^{rel}, distance_{s(t+1)}^{rel}, velocity_{s(t+1)}^{rel}\} \quad (2.2.2)$$

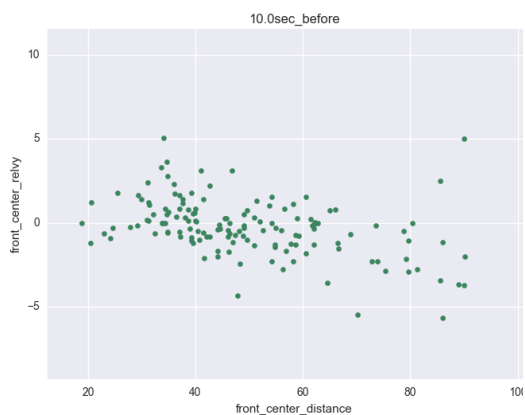


図 2.2 車線変更開始 10 秒前の時点における先行車両との相対距離と相対速度を，すべてのデータにおいてプロットした散布図．x 軸が距離を，y 軸が速度を表す．

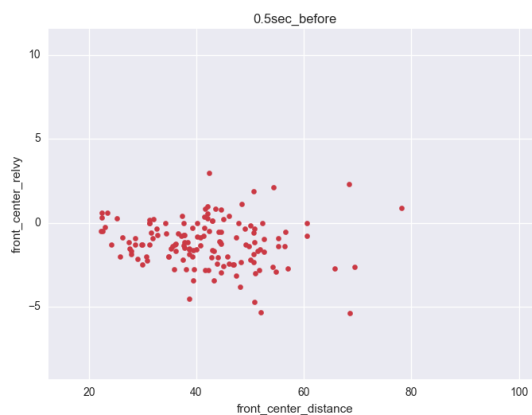


図 2.3 車線変更開始 0.5 秒前の時点における先行車両との相対距離と相対速度を，すべてのデータにおいてプロットした散布図．x 軸が距離を，y 軸が速度を表す．

ここで， n を 1 から 20 までの整数とすると時刻 $s(n)[sec]$ は $s(t) = t/2$ と表される．

2.2.2 主成分分析

この 4 次元の特徴を 2 次元に落とすために主成分分析 (PCA) を行った．このとき，上位 2 成分の寄与率は以下ようになった．二つの成分で，99% 超の成分を

	第一主成分	第二主成分
寄与率	0.979	0.013

説明できることがわかる．また，PCA を行ったあとのデータ点から得られるガウス分布の時間変化を楕円で表示したものを図 2.4 に示す．これから，車線変更開始に近づくにつれて，楕円の平均がずれていき，分散が小さくなっていき確率的には導出できそうだが，完全に分離することは難しいことがよみとれる．そのため，各時刻に対するガウス分布を予め保持しておくことで逐次的に車線変更までの

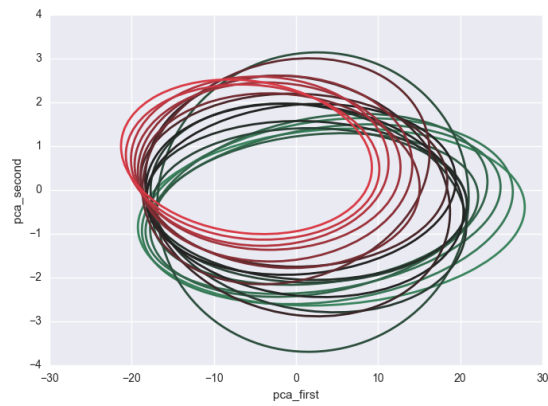


図 2.4 主成分分析を行ったあとのデータ点から，各時刻ごとに二次元正規分布を求め，楕円としてプロットしたもの．楕円の大きさは，標準偏差の 2 倍になっている．緑から赤に近づくに連れて車線変更開始が近づいている．

タイミングの確率分布を更新する手法が有効であると考えられる．

第 3 章 車線変更時刻推定法

前章では，車線変更前の前方車両との距離，速度を用いて得られた成分が，二次元の正規分布に従っていると考えられることを示した．本章においては，この仮定を用いて，逐次的に車線変更を行う時刻を推定する手法について解説する．まず，逐次ベイズ推定による時系列データの一般的な扱いや，正規分布の定義から尤度関数を導出する方法について述べる．次に，事前分布の仮定や，尤度関数による事後分布の更新方法を述べる．最後に，実際に運転行動データに適用する際に設定したパラメータや諸手続きの詳細について述べる．

3.1 逐次ベイズ推定

車線変更を開始するまでの時刻を t (T 以下の任意の自然数) と置く．はじめに， t に属するガウス分布を $T \times N$ 次元のデータ行列 \mathcal{D}_{train} から求める． \mathcal{D}_{train} の要素 $\mathbf{x}_{t,n}$ は，観測により得られた各特徴のベクトルとなっている．また，ある観測の系列を \mathcal{D}_n とおく．

\mathcal{D}_{train} から，各時刻 t に属する正規分布 \mathcal{N}_t を求める．まず，二次元の正規分布は

$$\mathcal{N}(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{2\pi |\boldsymbol{\Sigma}|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \right\} \quad (3.1.1)$$

と書ける．ただし， $\boldsymbol{\mu}$ は 2 次元の平均ベクトル， $\boldsymbol{\Sigma}$ は 2×2 の共分散行列， $|\boldsymbol{\Sigma}|$ は $\boldsymbol{\Sigma}$ の行列式である． \mathcal{N}_t の平均 $\boldsymbol{\mu}_t$ ，共分散行列 $\boldsymbol{\Sigma}_t$ を最尤推定で求めると，

$$\boldsymbol{\mu}_t = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}_n \quad (3.1.2)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_t = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (\mathbf{x}_{t,n} - \boldsymbol{\mu}_t)(\mathbf{x}_{t,n} - \boldsymbol{\mu}_t)^T \quad (3.1.3)$$

となる．それぞれ，サンプルの平均，不偏分散に等しい．

次に， t に対し事前分布をおき，正規分布から与えられる尤度によって車線変更開始までの時間を逐次的に更新することを考える．自車両と周辺車両の関係についての観測値が与えられていない時， t は一様分布であると仮定する．この時事事前分

布は

$$p(t) = 1/T \quad (3.1.4)$$

と表される．

観測値が得られた時，時刻 t に対する確率分布 $p(t)$ を更新する．観測値 \mathbf{x}_1 が得られたときの尤度は

$$p(t|\mathbf{x}_1) = \mathcal{N}(\mathbf{x}_1|\boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\Sigma}_t) \quad (3.1.5)$$

となる．よって一度目の更新で得られる事後分布 $p(t|\mathbf{x}_1)$ は以下のように表される．

$$p(t|\mathbf{x}_1) \propto p(\mathbf{x}_1|t)p(t-1) = \frac{1}{N} \frac{1}{2\pi |\boldsymbol{\Sigma}|_t^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{x}_1 - \boldsymbol{\mu}_t)^T \boldsymbol{\Sigma}_t^{-1} (\mathbf{x}_1 - \boldsymbol{\mu}_t) \right\} \quad (3.1.6)$$

ここで，時刻 t となる確率が $p(t+1)$ に依存しているが，これは，新しい観測値を得るまでに経過した時間により，車線変更開始までの時刻 t に発生するズレを補正することに起因する．ちなみに，更新により得られる事後分布は $\int p(t)dt = 1$ を満たしていないため， $\sum_t p(t|\mathbf{x}_1)$ ですべての値を割ることで正規化を施す必要がある．

この更新の結果を一般化し， k 回観測値が得られたときのデータ集合 $\mathcal{D}_k = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_k\}$ から事後分布を求める．一度の観測で一単位時間が動くことを考えると，事後分布 $p(t|\mathbf{x}_1)$ は以下のように表される．

$$p(t|\mathcal{D}_k) \propto \frac{1}{N} \prod_{i=1}^k \mathcal{N}(\mathbf{x}_i|\boldsymbol{\mu}_{t+k-i}, \boldsymbol{\Sigma}_{t+k-i}) \quad (3.1.7)$$

例えば，3 回分の観測データが与えられたとき， $t = 5$ となる確率を求めるには，一つ目の観測が得られたときに $t = 7$ となる尤度を，二つ目の観測が得られたときに $t = 6$ となる尤度を，そして 3 回目のデータが得られたときに $t = 5$ となる尤度を計算して掛け合わせればよい．

以上が車線変更時刻の推定のために用いた逐次ベイズ推定の方法である．

3.2 実計算での手続きやパラメータ設定

計算上では，尤度を掛け合わせていくと非常に小さな値となってしまう誤差が発生してしまうため，実際は対数尤度の和を用いて計算を行った．また今回， T を 20 と，観測値の取得間隔を 0.5 秒毎と設定した．よって， $t = 20$ は車線変更開始の 10 秒前を表す． \mathbf{x}_t については，時刻 t のときの周辺車両との相対位置，相対速度と， $t + 1$ のときの周辺車両との相対位置，相対速度の 4 次元ベクトルに対し，主成分分析によって 2 次元に落とし込んだものを観測値とした．

また，すべての右車線変更 161 回のうち，4/5 にあたる 129 回を訓練データに，1/5 に当たる 32 回をテストデータとした．訓練データを主成分分析にかけ，各 t の属する正規分布を導出した後，テストデータにも訓練データにより得られた変換を施し，変換を施したテストデータを用いて上述のベイズ推定を行い，各時刻の推定結果を重み付き平均，MAP 推定の 2 つの方法で導出した．

第 4 章 結果

本章では,3章で述べた推定の結果を,重み付き平均,MAP 推定に分けて述べる.

4.1 重み付き平均

ランダムに分割したテストデータ 32 個に対し,各時刻に推定を行い,各時刻の重み付き平均を推定時刻として出力した.tabref である.概ねであろう.また,推

	第一主成分	第二主成分
寄与率	0.979	0.013

定を開始した段階において,5 秒前付近であるとする推定結果が多く見られるが,これは,推定結果を重み付き平均として出す関係上,推定の結果が分布の中心点に引っ張られてしまいやすいという特性が存在しているためである.

次に,同様に分割したテストデータに対して推定を行い,MAP 推定により推定時刻を出力した.tabref である.MAP 推定による結果は,概ね以下の傾向に分か

	第一主成分	第二主成分
寄与率	0.979	0.013

れていることがわかる.

- 最初から最後まで正確に推定を続けているもの
- 最初から最後まで直前であると推定し続けているもの
- 途中から推定結果が改善されるもの

まず,正確に推定を続けているものや,途中から推定結果が改善されるものについては,本研究手法の有用性を示すものであると考えられる.しかし,推定を続けていても常に直前であるという推定結果が混ざってしまうという問題点も抱えており,MAP 推定の問題点はここにある.

MAP では、最初ほど結果が良い重み付きでは、車線変更開始直前のほうが良い
MAP では、一部車線変更直前であると張り付いてしまった。おもみつきでは...

オレンジの線が MAP 推定の誤差を、青の線が重み付き平均による推定の誤差を表している。x 軸は実際の車線変更開始までの時間を表している。図から、車線変更の開始が近づき観測点が増えていくにつれて徐々に推定結果が改善されていっていることが読み取れる。また、車線変更開始 5 秒までは MAP 推定のほうが平均的に良い結果となり、それ以降は重み付き平均のほうが若干ながら良い結果になった。これは、重み付き平均の中心点に引き寄せられやすいという特性に起因している。

第 5 章 考察

5.1 MAP，重み付き平均について

本研究の提案手法の評価として，MAP，重み付き平均の両方を結果として重み付き平均では，中心部に引っ張られてしまう．4 章でも述べたように，推定に失敗して，常に車線変更開始直前であると一長一短である．両方を考慮した評価基準

5.2 推定の失敗について

提案手法により得られた分布を MAP を用いて推定を行うと，常に「車線変更開始直前である」という推定結果が一定数存在していることがわかった．ここから，運転者の行動によっては，車線変更のタイミング推定が失敗することが考えられる．原因としては，各時刻に属する特徴量の正規分布が未だ十分な分離ができていないということがあげられる．また，全時刻で直前と推定されてしまうことから，車線変更開始 10 秒前から直前まで一貫して同じ相対距離，同じ相対速度を維持し続けている，ということも原因として考えられる．これらを根本的に解決する方法としては，より車線変更開始時刻を決定づけるより良い特徴量を発見することが必要である．考えられる新しい特徴量へのアプローチは 2 つある．

まずひとつは，前方車両との関係性についてのより良い特徴量を探ることである．TTC が車線変更開始時間の推定に有用でないことは，2 章で述べたとおりだが，クラスタ少なく見積もって 2 つのクラスタがあることがわかった．これらの動きの違いは運転行動からくるもの分離し，それぞれに有用な特徴

もうひとつは，前方車両以外に車線変更の時刻決定に及ぼす要因を探ることである．特定の今回，追い越し車線を走行する車両を特徴量としては加えなかったが，実際の運転行動をみると，追い越し車線の車両が通過するのを待ってから右車線変更を開始する，という状況は確かに存在しており，追い越し車線との関係性を特徴量として盛り込むことが有効であると考えられる．

第 6 章 結論

本研究では、運転行動のモデリングの課題の一つとして、運転者による車線変更の時刻推定を目標とした。まず、車線変更開始時刻を決定づける要因として、どのような特徴量が関わっているのかを調査した。その結果、自車両の前方車両との相対距離と相対速度が特徴量として有用そうであるということ突き止めた。次に、相対距離、相対速度が車線変更開始前にどのように分布しているのかを調べたところ、データ点は、二次元のガウス分布で近似できそうであること、データ点が回転しながら収束しているように見えることがわかった。ここから、回転の情報を保持するために、変位の情報を加えた 4 次元のベクトルに主成分分析をかけることによって 2 次元に落とし込んだものを特徴量とした。

この特徴量から車線変更の開始時刻を推定するために、車線変更開始時間の持つ分布を逐次的に更新するベイズ的な手法をもちいた。この手法により得られた分布から、MAP、重み付き平均の両方で時刻を推定したところ、データ点の取得が進むほどに推定時刻が改善されていくことが確認できた。

謝辞

感謝，感謝です．

参考文献

- [1] Sven Maerivoet and Bart De Moor. Traffic flow theory. Technical report, Department of Electrical Engineering in Katholieke Universiteit Leuven, July 2005.