

RANSAC を用いた車両運転時のイベント検出法

佐野 夏樹 (Natsuki Sano)[†] 市村 直幸 (Naoyuki Ichimura)^{††} 栗田 多喜夫 (Takio Kurita)^{††}
 大津 展之 (Nobuyuki Otsu)[†] 鈴木 秀男 (Hideo Suzuki)^{†††} 香田 正人 (Masato Koda)^{†††}

[†] 産業技術総合研究所・フェロー Fellow

National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

^{††} 産業技術総合研究所・脳神経情報研究部門 Neuroscience Research Institute

National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

^{†††} 筑波大学・システム情報工学研究科 Institute of Policy and Planning Sciences

University of Tsukuba

概要

本研究では車両に搭載されたドライブレコーダを用いて計測された運転データからレーンチェンジやカーブなどの車両運転時のイベントを検出する方法を提案する。提案方法はウェーブレット変換による多重解像度解析を行った後、信号が最も分布する部分空間を生成し、その部分空間に対する残差をイベントスコアとする。また提案法はランダムサンプリングに基づくロバストな方法となっている。

Key words: Time Series Data, Principal Component Analysis, RANSAC, Multi Resolution Analysis.

1 はじめに

近年自動車による交通事故は少なくない。2003年の警察白書における統計によると947,993件の交通事故が発生し、7702人の尊い命が奪われており、さらに100万人以上の人を負傷している[3]。このような状況から安全運転を支援する技術が求められており、各国の企業、研究機関で研究が進められている。例えば車速センサ、車輪速センサを利用したアンチロックブレーキシステム (ABS) や、ヨーレートセンサを用いた車両安全性制御システム (VSC)、レーダセンサを用いた Adaptive Cruise Control (ACC) などが挙げられる。これらの技術は走行時の物理量をセンサーによって計測し、安全運転支援システムを実現している。一方、自動車の運転においてレーンチェンジは接触事故の起こりやすい状況の中の一つであり、レーンチェンジ時に接触の可能性が高いならば、警告を発するなどの技術が存在すれば安全運転の向上に役立つと考えられる。そのために本研究では車載カメラから画像データ、ドライブレコーダを用いてヨー角速度などの車両の物理量データ、また走行位置を表すGPSデータを計測した。そしてレーンチェンジ時の接触可能性を検知するためにまず、レーンチェンジが行われているかどうか、つまりイベント検出を目的とする。対象とするイベントとしてレーンチェンジの他、路面カーブ状況を取り上げ、イベント検出のためにヨー角速度データを用いる。ヨー角速度データは道路のカーブ状況、レーンチェンジなどによって変化する非定常な時系列データであるから、ウェーブレット変換により時間周波数解析を行い、各解像度の信号から主成分分析により部分空間を構成し、その直交補空間をイベント空間とする。各時刻の解像度の信号をイベント空間上に射影した際のノルムをイベントスコアとする。

2 ヨー角速度データによるイベントの検出法

図1にヨー角速度データを示す。実線、点線の楕円で囲まれた箇所はそれぞれ車両のレーンチェンジ、道路のカーブが起きている状況である。ヨー角速度データは非定常なデータであるが、レーンチェンジ、カーブの状況において固有の周波数（解像度）を持っていることが伺える。

このような非定常な時系列データに対してウェーブレット変換による特徴抽出がしばしば行われる[5]。ウェーブレット変換に関してはChui[1]等を参照されたい。ここでは多重解像度分解を行い、各時刻における各解像度の信号に基づいてイベントの検出のためのイベントスコアの計算を行う。図1のヨー角速度データをレベル1からレベル10までの解像度に分解した結果を図2に示す。

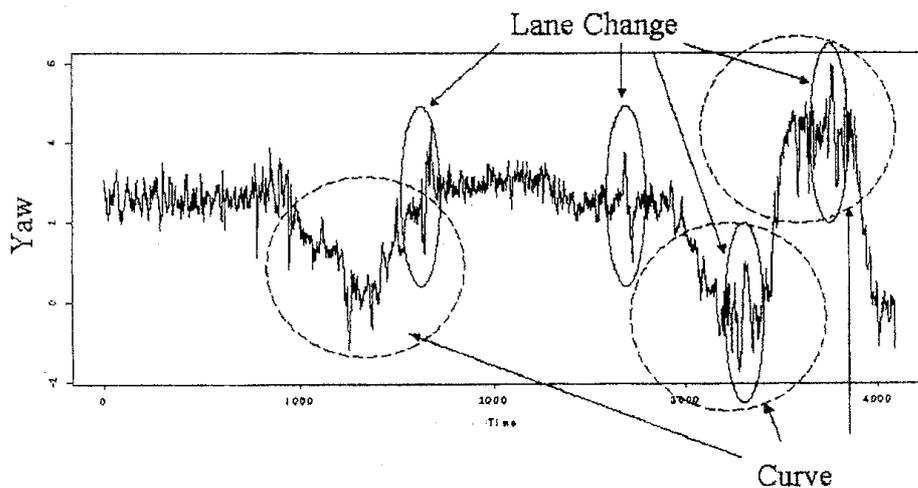


図1: ヨー角速度データ

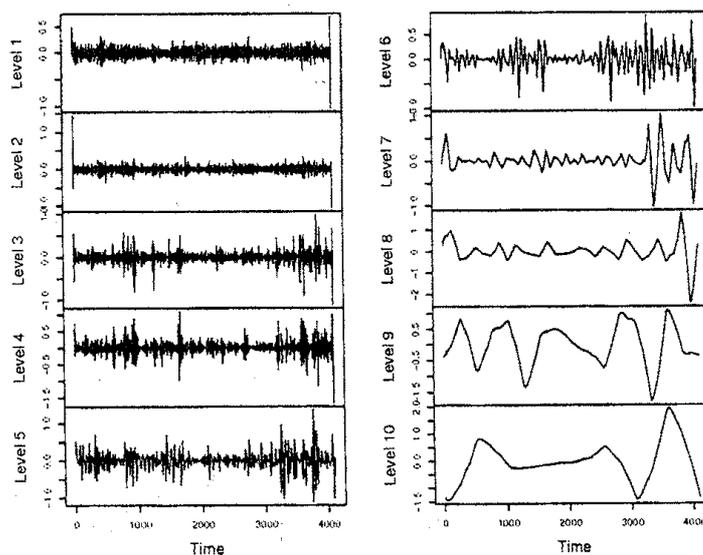


図2: ヨー角速度データの多重解像度分解

分解された信号のうちレベル5,6を車両のレーンチェンジ, レベル9,10を道路のカーブ状況の検出に使用することにする. ここでイベントの発生していない非イベント時間はイベント時間よりも長いという仮定を置く. 高速道路では直進走行時間が走行時間の大部分を占めるため, この仮定は成り立つものと考えられる. イベントスコアの計算手続きは, 以下のように行う.

1. 検出したいイベントの持つ解像度に対応する p 個のレベルの信号を各時点 n で p 次元ベクトル $f(n)$ とする.
2. 主成分分析により非イベントに対応する部分空間を生成する.
3. 各時刻の非イベントに対応する部分空間に対する残差 $r_n = f^T(n)(I_p - U_k U_k^T)f(n)$ をイベントスコアとする. ここで $U_k = (u_1, u_2, \dots, u_k)$ は非イベントに対応する部分空間の基底を表す.

データが最も分布する部分空間に対する残差は異常値検出のための方法としてしばしば用いられ, 南里らは複数人物画像からの異常動作の検出に用いている [4].

この方法をイベント検出に用いると生成される非イベント部分空間によってイベントスコアの大きさが左右される. 実際にヨー角速度データに対して意図的に特定の時点から非イベント部分空間を生成した場合のイベントスコアを図3に示す.

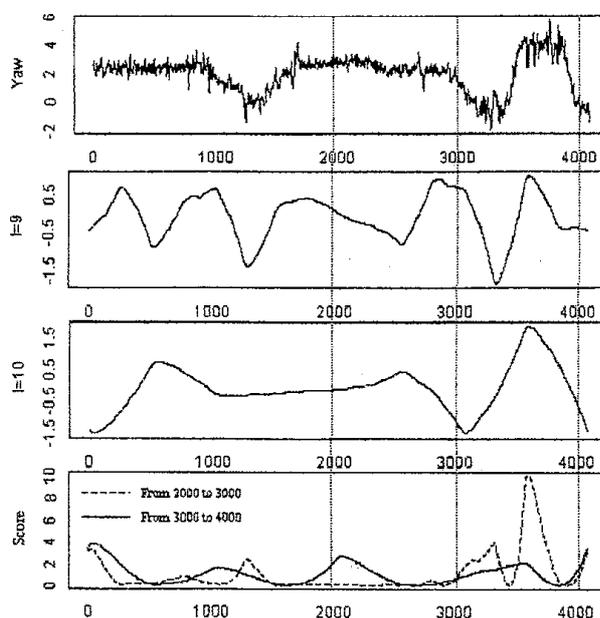


図3: 非イベント部分空間の違いがスコアに与える影響, 1行目: 原データ, 2行目: レベル9の信号, 3行目: レベル10の信号, 4行目: $n = 2000$ から 3000 , 3000 から 4000 のデータを用いてそれぞれの非イベント部分空間を生成した場合のスコア

図3, 1行目は原信号, 2,3行目は多重解像度分解したときのレベル9,10の信号であり, 4行目にはそれらの信号を用いてカーブに対するイベントスコアを計算した結果が示されている. 4行目では時点 $n = 2000$ から 3000 , 3000 から 4000 の信号を用いてそれぞれの非イベント部分空間を生成した場合のスコアが示されている. $n = 2000$ から 3000 の信号を用いて非イベント部分空間を生成した場合, $n = 2000$ から 3000 の時間帯は主に直進走行, つまり非イベントに対応するため, $n = 3000$ から 4000 のカーブ状況に対して高いスコアを示している. 一方 $n = 3000$ から 4000 の信号を用いて非イベント部分空間を生成した場合, カーブ状況を非イベントとしてしまっているため, カーブ状況に対してスコアが高くないことがわかる. 従ってできるだけイベント状況の信号を含まない非イベント部分空間を生成する必要がある.

3 RANSACを用いたロバストなイベント検出法

非イベント状況に対応する信号から非イベント部分空間を生成するためにRANSAC[2]を用いる. RANSACはランダムサンプリングに基づくロバストなモデル作成方法であり, 具体的には図4の手順で行われる. 図4中3.の $s(t)$ が最大となる部分空間とは非イベントと判断された信号の数が最も最大となる部分空間である.

1. 閾値 th , 繰り返し数 T , サンプル数 m を決める.
2. For $t = 1$ to T
 - (a) $f(n)$ $n = 1, 2, \dots, N$ からランダムに m 個を抜き出し, 部分空間を生成する.
 - (b) イベントスコア $r_n, n = 1, 2, \dots, N$ を計算し, $r_n < th$ となる r_n の数を $s(t)$ とする.
- end For
3. $s(t)$ が最大となるときの部分空間を非イベント部分空間とする.

図4: RANSACによるイベント検出法

RANSACを用いてカーブ, レーンチェンジそれぞれに対するイベントスコアを求めた結果を図5, 図6に示す. 図5, 図6において1行目はヨー角速度の原データ, 2行目はRANSACを用いたイベントスコア, 3行目はRANSACを用いずに全ての時点の信号 $f(n)$ から非イベント部分空間を生成した結果のイベントスコアである. 図5からRANSACを用いたイベントスコアは全てのカーブ状況に対して高いスコアを示し, 安定した結果を示していることがわかる. RANSACを用いなかった場合は全てのカーブ状況に対して高いスコアを示しておらず, また直進走行状況に関わらず, 高いイベントスコアを示したりと不安定な結果を示している. なおカーブ検出のためのRANSAC

のパラメータは閾値 $th = 1$, 繰り返し数 $T = 200$, サンプルサイズ $m = 100$ としてイベントスコアの計算を行った。

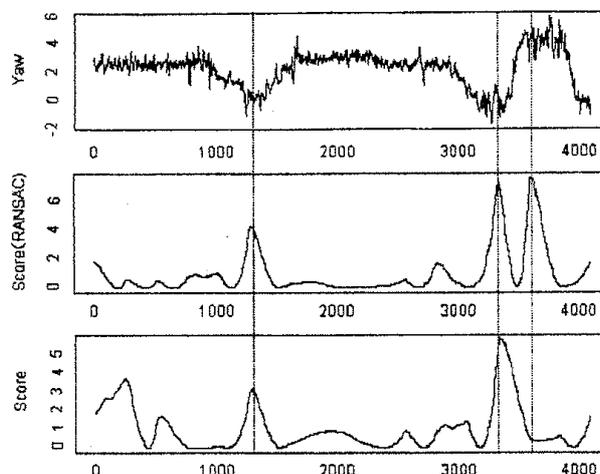


図 5: カーブに対するイベントスコア, 1 行目: 原データ, 2 行目: RANSAC を用いたスコア, 3 行目: RANSAC を用いないスコア

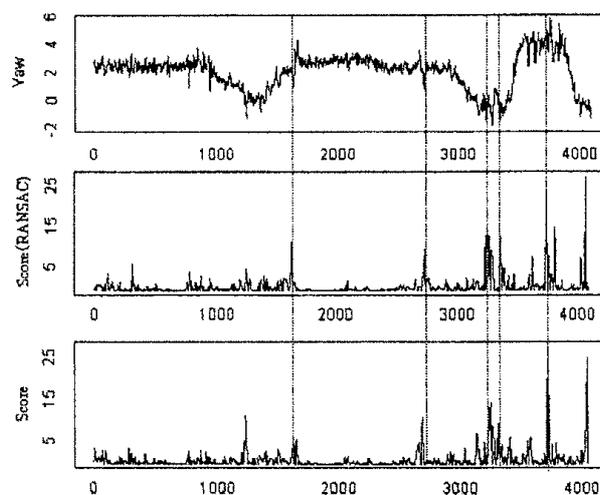


図 6: レーンチェンジに対するイベントスコア, 1 行目: 原データ, 2 行目: RANSAC を用いたスコア, 3 行目: RANSAC を用いないスコア

一方レーンチェンジに関しては図 6 から RANSAC を用いなかった場合とあまり変わらない結果となっていることがわかる。これは全時間に対してレーンチェンジの発生時間が短いため、全ての時点の信号から非イベント部分空間を生成してもイベント信号を相対的にあまり含まない非イベント部分空間が生成されているためと考えられる。ただしレーンチェンジの頻度が増え、全時間に対する発生時間の割合が増えた場合には、カーブの場合と同様に RANSAC の使用が有効だと思われる。なおレーンチェ

レンジ検出のための RANSAC のパラメータは閾値 $th = 3$, 繰り返し数 $T = 200$, サンプルサイズ $m = 100$ としてイベントスコアの計算を行った。また実際の画像と照らし合わせてイベントスコアを検証を行った。図 7 に, あるレーンチェンジシーンの画像, イベントスコアを示す。1 行目がレーンチェンジ時の画像, 2 行目はレーンチェンジ, 3 行目はカーブに対するイベントスコアを表す。二重の縦線の間時間が画像のフレーム時間に対応しており, レーンチェンジに対するイベントスコアが大きくなっていることがわかる。

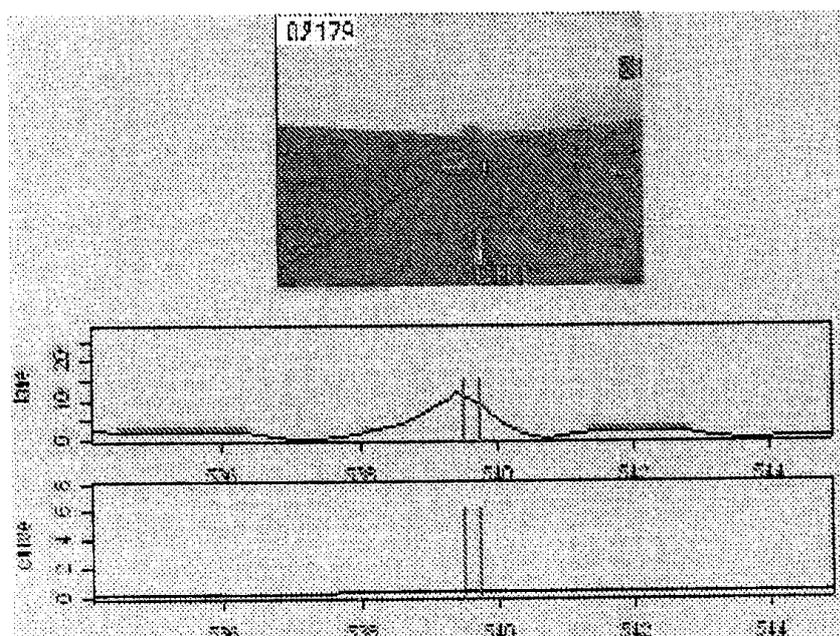


図 7: レーンチェンジ時の画像

4 結論

本研究ではヨー角速度データを多重解像度分解した信号からカーブ, レーンチェンジ, それぞれに対するイベントスコアの算出を行った。イベントスコアを計算する際, RANSAC を用いることでロバストな計算結果となった。今後の課題としてミリ波レーダーから得られる後方車両との車間距離データを用いて, レーンチェンジ時に後方から接近する車両の検出方法の開発が期待される。

参考文献

- [1] C. K. Chui: An Introduction to Wavelets (Academic Press, 1992) (桜井明, 新井勉訳: ウェーブレット入門 (東京電気大学出版局, 1993)) .
- [2] M. A. Fischer and R.C. Bolles: Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. Comm. ACM, **24** (1981), 381-395.
- [3] 警察庁編: 警察白書 平成15年版 (ぎょうせい, 2003).
- [4] 南里卓也, 大津展之: 複数人動画像からの異常動作検出. 信学技報 PRMU2004-77, **104** (2004), 9-16.
- [5] S. Pittner and S. V. Kamarthi: Feature Extraction From Wavelet Coefficients for Pattern Recognition Tasks. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, **21** (1999), 83-88