

走行中の車載カメラによる死角領域の状況把握

小野晋太郎^{1,3} 日野裕介¹ 須田義大¹ 板垣紀章²

概要: 本研究では、自動運転・運転支援において視界の悪い無信号交差点でも安全に走行するために、車載カメラを用いて路上のカーブミラー内の事象を把握する。深層学習によりカーブミラーの位置を検出・追従し、さらにミラーに映った車両等の路上物体を検出・追従する。その物体の接近を判別することで、死角が危険な状況にあるかどうかを判断する。検出した車両以外の領域に着目することにより、自車が停止中のみならず走行中においても一連の追従や接近の判別を可能としている。

キーワード: 自動運転, 道路反射鏡, カーブミラー, 死角, 車載カメラ

Recognizing Situation in the Blind Spot Area using On-Vehicle Camera while Ego Vehicle is Running

SHINTARO ONO^{†1,3} YUSUKA HINO^{†1}
YOSHIHIRO SUDA^{†1} NORIAKI ITAGAKI^{†2}

Abstract: This study attempts to construct a system for recognizing on-road objects in road safety mirrors with an in-vehicle camera in order to enable vehicles to drive safely at non-signalized intersections with poor visibility. The system can detect and track the position of road safety mirrors with higher accuracy than conventional systems, and it also recognizes objects in the mirrors and attempts to discriminate the approaching objects.

Keywords: Automated driving, Road safety mirror, Traffic mirror, Blind spots, On-vehicle camera

1. はじめに

1.1 背景

近年、交通事故やドライバー不足による移動の制限といった社会問題を背景に、自動運転システムの開発が進められている。自動運転システムは、他の様々な走行環境に対応することが求められており、多くの死亡事故が生じている交差点においても機能する必要がある。

とりわけ、見通し不良な無信号交差点では、樹木・建物等による死角が原因で多くの出会い頭事故が生じていることから、自動運転システムによって安全な走行を確保することが期待されている。そして、このような無信号交差点においては、多くの出会い頭事故が一時不停止/優先通行妨害に起因している[1]。ゆえに、接近物体が第一当事者となる場合と自車が第一当事者となる場合のいずれにおいても、一時不停止/優先通行妨害の問題に対応するためには、接近物体を認識する必要がある。

1.2 目的

そこで本研究では、見通し不良な無信号交差点での安全性を確保するため、図1のように道路反射鏡(いわゆるカーブミラー)を利用して、それに映った死角領域の状況を車載カメラにより把握し、事前に危険を予知することを目

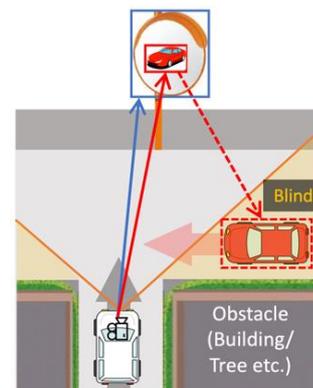


図1 道路反射鏡を利用した死角領域の状況把握
Figure 1 Understanding the situation in the blind spot area using road safety mirror.

的とする。本手法では追加のインフラ整備を必要とせず、また、自動運転(SAEレベル3以上)だけでなく、運転支援(レベル2以下)にも同様に適用できることが大きな利点である。

我々のこれまでの研究では、ミラーに映った路上物体の動き(検出区画の底辺の動きの垂直方向成分)を利用して道路物体の接近・非接近を判別している[2]が、自車両が静止していることを仮定していた。これに対し本研究では

1 東京大学
The University of Tokyo
2 コンチネンタル・オートモーティブ(株)
Continental Automotive

3 福岡大学
Fukuoka University

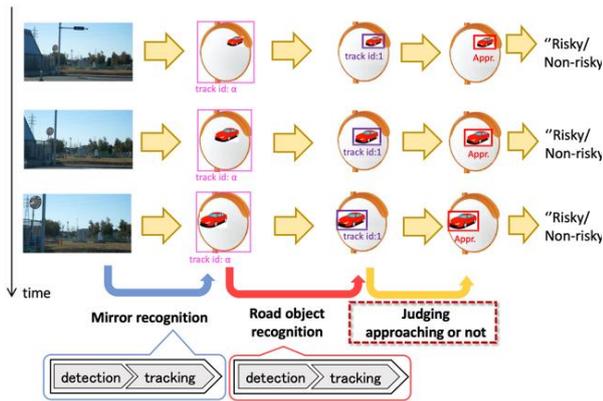


図 2 システム全体の流れ

Figure 2 Processing flow of the whole system.

自車両が進行していることを前提とする。

1.3 問題設定

本システムでは、車載カメラで取得した動画像を入力として、各フレーム（時刻）に対し「危険事象」の発生の有無を判別する。ここで、危険事象とは、ミラー越しに観測可能な路上物体（車両）の中に、自車両に向かう方向へ接近する物体が1つ以上存在すること、と定義する。

2. システム全体の流れ

本研究で提案するシステム全体における処理の流れを図2に示す。まず車載カメラの動画像よりカーブミラーの位置を認識（検出、追従）する。続いて、ミラー内の画像から車両などの路上物体を認識（検出、追従）し、それが自車の方へ接近しているか否かを判別する。

2.1 カーブミラーの認識

深層学習による物体検出器を用いて、車載カメラ画像列の各フレームに対し、カーブミラーと推定される物体（インスタンス）ごとにIDが付与された検出座標（バウンディングボックス）を出力する。連続する画像フレーム間で同じインスタンスであるかどうかを判別し、同じ場合は共通のIDを設定することで追従する。IDと検出座標の列がトラックである。

2.2 ミラーに映る物体の認識

前述の処理により得られたミラーを内包するバウンディングボックスの画像列に対し、同様に深層学習による物体検出器を用いて、車両などの路上物体と推定されるインスタンスごとに位置を検出・追従する。

2.3 危険事象の予知

認識されている路上物体が、自車の方へ接近しているか否かを判別する。もし接近していると判別された路上物体が一つでも存在する場合は、「危険」事象が発生していると判断する。

以降では、カーブミラーおよび危険事象の認識について述べる。

3. カーブミラーの認識

3.1 結合的性能を考慮した要求性能

カーブミラーの検出においては、ミラーを車載カメラの画角内に捉え、かつ、ミラー領域が100×100ピクセル程度以上のサイズで撮影される必要がある。画角が広い場合はミラーが画角内に入りやすくなるが、ミラー領域のサイズは小さくなる。車載カメラの画角および解像度はこれらの観点に基づいて決定する必要がある。本研究においては、将来的な普及予測に基づき、4K程度の解像度を持ったカメラは利用可能であると想定する。

更に、ミラーの検出座標（バウンディングボックス）は、そのまま後続の処理に対する入力となるため、ミラーに映る物体の認識や、接近の判別に対して直接に影響する。従ってミラーは十分な位置精度で認識する必要がある。

3.2 提案手法（分割検出）の概要

前述のような要求性能に応えるため、本研究では画像の部分分割に基づいてミラーを検出する。

まず、入力となる高解像度の車載カメラ画像を小領域（パッチ）に分割し、それらの内部に対してミラー検出処理を繰り返し、最終的にそれらの結果を統合する。入力画像を縮小して検出器に適したサイズにするのではないため、位置特定の精度を損なうことなく、同時に空間計算量も抑制することができる。以下ではこのような手法を「分割検出」と呼ぶこととする。

また、検出器の学習においては、分割前の画像をランダムな位置においてパッチと同サイズに切り抜いた画像を大量に生成し、ミラーの有無を正解ラベルとして付与したデータセットを生成し、教師あり学習を行う。

3.3 カーブミラーの位置特定精度

カーブミラーの検出器として結果を図3,4に示す。ミラーの検出器にはAutoMLを用いている。比較のため、[2]と同様に入力画像を縮小し、Faster R-CNNを検出器として用いた場合の結果も掲載する。図3(b)ではバウンディングボックスがミラー内の路上物体を内包していないため、結合的な観点からは有効な結果であるとは言えない。一方、図3(b)では路上物体がバウンディングボックスに内包され、位置特定精度が改善されている。

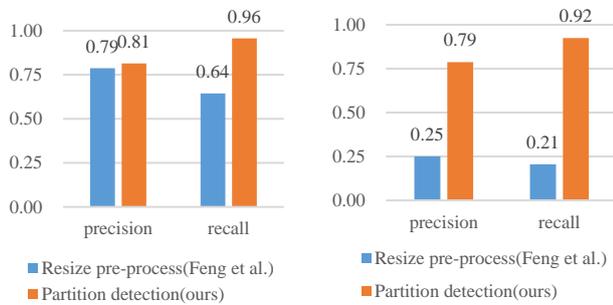
4. 危険事象の予知

4.1 既存手法とその問題点

我々の先行研究[2]においては、車載カメラを設置した自車が静止していることを前提として、「路上物体を検出したバウンディングボックスの底辺が（画像座標上で）下降している場合は、その路上物体が接近している」という派別ロジックを提案していた。これは、カーブミラーが原則として一般的な車両よりも高い所に俯角をつけて設置されることに基づいた、シンプルだが有効な手法である。



(a) 提案手法の結果例 (b) [2]の手法の結果例



(c) 提案手法の性能 (IoU0.5) (b) 提案手法の性能 (IoU 0.8)

図 3 カーブミラーの認識結果

Figure 3 Result of the mirror recognition.

しかし自車も走行している場合は、図 4 に示すように、静止している他車両など接近していない路上物体でも、見かけ上、その位置（バウンディングボックスの底辺）が画像座標上で下降しうることが分かる。これは、路上物体の移動だけでなく、車載カメラの移動そのものが、鏡像の変化に影響することに起因している。

4.2 提案手法の概要

提案手法の基本的な考え方は、過去の視点における車両等の検出位置を現在の視点に変換し、現在の車両等検出位置と比較することである。すなわち図 5(a) に示すように、入力画像から変換された疑似的な同一仮想視点から接近物体の遷移を計測する。視点の変換は射影変換を近似的に用いる。判別法の詳細を以下に示す。

1. 入力されたカーブミラー画像列に対し、静的領域から特徴点を抽出する。ここで静的領域とは、ミラーの内側で、かつ検出した車両等以外の領域を意味する（図 5 (b)）。
2. 現在の画像 I_c と過去の画像 I_p の間で特徴点の対応を求め、射影変換行列 H を計算する。
3. 過去画像 I_p における検出物体 i のバウンディングボックス r_p^i から、視点変換後のバウンディングボックス r_c^i を求める。 $r_c^i = Hr_p^i$
4. 現在画像 I_c における検出物体 i のバウンディングボックス r_c^i を r_p^i と比較する。それぞれの底辺の midpoint で比較して、画像座標上で降下した累計回数の割合が 2/3 以上である路上物体 i のみを「接近」と判別する。

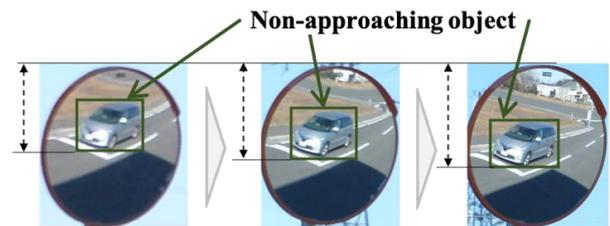
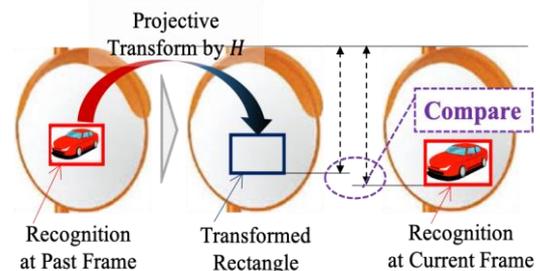
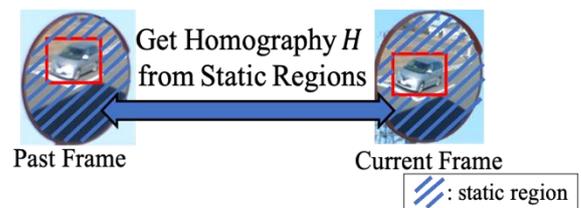


図 4 自車移動中の静止他車両の見かけ上の動き

Fig. 4 Transition of a stationary vehicle under ego motion.



(a) Comparing the object position after converting past viewpoint into current viewpoint.



(b) Use of static region to quantitatively calculate the viewpoint change.

図 5 自車移動中の他車両接近／非接近の判別

Fig. 5 Judging whether the road object is approaching or not while ego vehicle is moving forward.

5. 射影変換行列 H が外れ値である場合、バウンディングボックスの底辺の midpoint が下降している路上物体のみを「接近」と判別する。

5. 実空間における実験

提案手法の有効性を検証するため、カーブミラー、自車、他車を配置し、車載カメラ映像を取得して危険事象の発生を判別する実験を行った。

5.1 実験条件

ミラー、自車、他車は、東京大学柏キャンパスの実験フィールドに図 6 で示す通りに配置した。それぞれの配置条件に対し、自車の走行下（12 km/h 程度）で、他車は静止している場合と接近（13 km/h 程度）している場合の 2 種類について検証を行った。撮影する動画は、解像度 3840 × 2160、フレームレート 30 fps とした。撮影した動画の例を図 7 に示す。

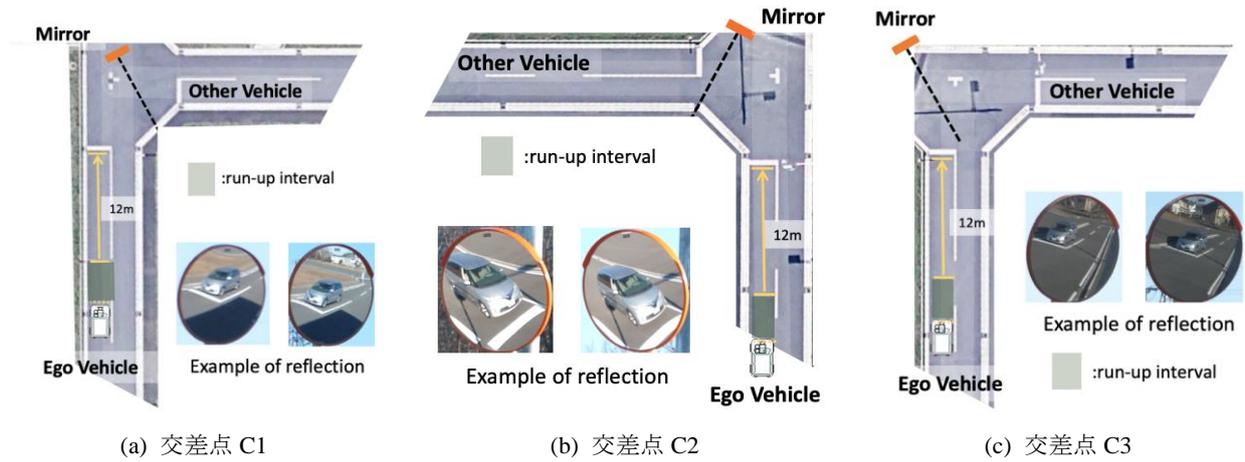


図 6 各交差点における実験条件

Fig. 6 Experimental conditions for each intersection.



(a) 1 フレーム目



(b) 90 フレーム目

図 7 自車両により撮影した映像の例
Fig. 7 Examples of video taken by ego vehicle.

5.2 結果

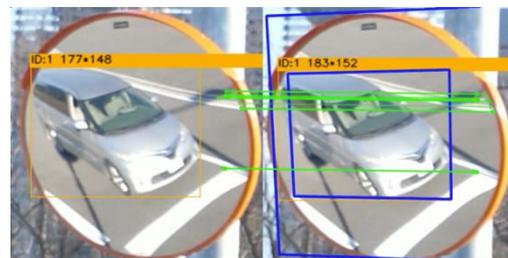
車両認識結果の例を図 8 に示す。また、他車が接近する（危険である）シナリオにおける危険事象の予知結果（フレームカウントによる適合率と再現率）を図 9 に示す。また、他車静止（危険ではない）シナリオ、および他車接近（危険である）シナリオの双方における正確度（Accuracy）を図 10 に示す。他車接近シナリオにおける再現率が特に向上していることがわかる。

5.3 考察

図 8 より射影変換後と現時刻のバウンディングボックスをそれぞれ比較すると、白線の頂点や側溝の集水部など視



(a) 1 フレーム目



(b) 90 フレーム目

図 8 車両認識結果の例（左：過去、右：現在）。青のバウンディングボックスは現在の視点に変換した過去の検出結果を意味する。

Fig. 8 Example of the result (Left: past frame, Right: current frame). The blue bounding box represents the past detection converted into the current viewpoint.

覚的なコーナーが多く映る図 6(a)の交差点ではおおむね一致している一方で、そのような特徴点の少ない図 6(b)の交差点では、現時刻でのバウンディングボックスが射影変換結果よりも下降していることがわかる。

次に、自車の停車を仮定する Feng らの判別手法 [2] との比較を行った。これは、バウンディングボックスの底辺の下方向移動を路上物体の接近と同値とする手法である。

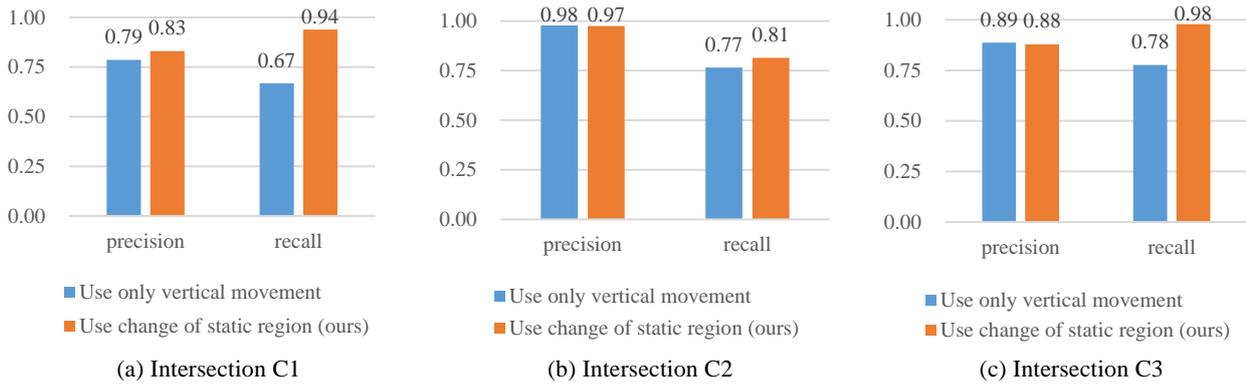


図 9 他車接近シナリオにおける適合率と再現率

Fig. 9 Precision and recall in other vehicle approach scenarios.

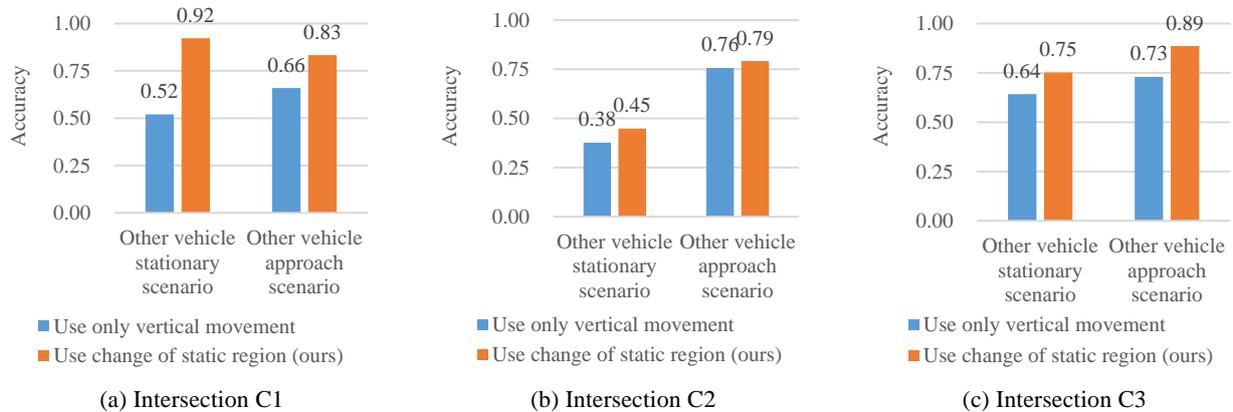


図 10 各シナリオにおける正解率

Fig. 10 Accuracy of each scenario.

表 1 特徴点の数

Table 1 Feature points and homography acquisition.

Intersection	Average number of detected feature points per frame	Success rate of homography acquisition
C1	207	94%
C2	27	3%

特徴点が多く映る交差点では、他車接近シナリオ、他車が停車するシナリオのいずれにおいても、正確度が既存手法の 0.52-0.66 から、0.40-0.17 程度上昇した。特に、他車非接近シナリオにおいては 0.4 向上した。一方で、コーナーが少ない交差点の場合、正確度は既存手法の 0.38-0.76 程度に対し、0.07-0.03 程度の向上にとどまった。

交差点ごとの検出された特徴点と射影変換獲得の成功率の関係を表 1 および図 11 に示す。本研究の提案手法は、視覚的なコーナーが路面に豊富でミラーに多く映るときような場合、自車の走行下での他車の静止・接近判別に大きく寄与するといえる。

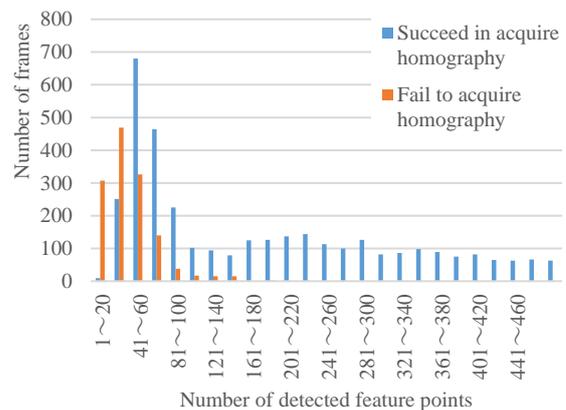


図 11 射影変換の成功および失敗時における特徴点数の分布

Fig. 11 Distribution of the number of feature points detected when the homography conversion was successful and failure.

6. 結言

本研究では、車載カメラとカーブミラーによって危険事象を認識するシステムを、いくつかの部分タスクの結合タ

スクとみなし、開発・検証を行った。

ミラー検出タスクでは、後続処理に使用できる水準の位置特定精度を獲得するための分割検出を提案し、接近/非接近の判別タスクでは、自車の移動を考慮する手法として、過去-現在間の静的領域の特徴マッチングから射影変換を算出し、過去の路上物体に適するアプローチによって、路上物体の接近に起因するバウンディングボックスの移動成分を近似的に抽出し、接近・非接近を判別する手法を提案した。

自車の走行下で取得した車載カメラ動画をもちいた検証の結果、路面上に特徴的なコーナーが幅広く含まれ、それらが鏡像内から確認できること、自車の走行下で危険事象の認識が可能であること（0.27の正確度の上昇）を確認した。一方で、そうでないとき、十分な射影変換のための特徴点のマッチングが得られず、提案手法でも危険事象の判別が困難であること（0.04のみの正確度の上昇）を確認した。

カーブミラーの設置に関する事前知識、すなわち地図の利用や生成・更新は今後の課題である。

参考文献

- [1] ITARDA: Comprehensive Traffic Accident Analysis Center, No.69, (2007).
- [2] Y. Feng et al.: Recognition of Risky Events Reflected in Road Safety Mirror, 17th ITS Symposium (2019).
- [3] E. Rublee, et al.: ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF, IEEE International Conference on Computer Vision (2011).