

# デプス推定とセマンティックセグメンテーションによる 死角領域の予測における精度の向上 ～エッジ制約に基づく誤検出の削減～

野上彩菜<sup>1,a)</sup> 栗達<sup>1,b)</sup> 小野晋太郎<sup>1,c)</sup>

**概要**：本論文では、既存の死角検出強調手法の改良と改良前後の死角領域の予測についての評価を行った。まず、死角領域とならないエッジ検出において、細い物体における死角強調の除去にといた検出精度の向上に焦点を当てて行った。改良後の死角領域の予測における評価では、不要な死角と考える物体を対象に改良した手法で、どれだけ改善できているかを評価した。結果、不要な死角エッジがついているフレームの内半分以上のフレームで除去出来ていたという結果が得られた。

**キーワード**：運転支援，交通安全教育，死角予測，デプス推定，セマンティックセグメンテーション

## Improving Accuracy in Blind Spot Area Prediction using Depth Estimation and Semantic Segmentation: Reducing False Positives Based on Edge Constraints

AYANA NOGAMI<sup>1</sup> DA LI<sup>1</sup> SHINTARO ONO<sup>1</sup>

**Abstract**: This paper evaluates the improvement of existing blind spot detection enhancement methods and the prediction of blind spot areas before and after the improvements. First, the focus was on improving detection accuracy, specifically in removing blind spot emphasis for thin objects in edge detection, which does not contribute to blind spots. In the evaluation of the predicted blind spot areas after the improvements, the method was assessed on how effectively unnecessary blind spot objects were addressed. The results showed that the unnecessary blind spot edges were successfully removed in more than half of the frames that originally contained them.

**Keywords**: Driving Assistance, Traffic Safety Education, Depth Estimation, Semantic Segmentation, Blind Spot

### 1. はじめに

近年の凶交通事故発生件数を事故類別にみると、追突事故の次に多い約3割が出会い頭衝突になっている[1]。出会い頭衝突の原因として、運転者の注意力が散漫になり、死角などの安全確認を十分に行えていないことがあげられる。このような要因で、年々出会い頭衝突事故は増加傾向にある。そのため死角領域の事前予測が可能であれば、運転者に対して死角への注意を促すことができ、事故の予防に寄与する可能性があると考えられる。この予測を通じて、運転者は死角に潜む潜在的な危険に対してより早い段階で認識し、適切な対応を取ることが期待される。

本研究では、運転者に死角領域への注意を促進し、交通安全性の向上を図り、より安全な移動環境の確立を目指す。また今回は走行しながらの実験は行っていないが、交通安全教育などで運転者への安全確認の重要性などを伝えるための貢献になることが期待される。

我々の先行研究[6][7]による死角検出・強調手法においては、他の物体をほとんど隠すことのない細長い物体によるも死角として検出していた。本研究では、このような物体をそのため、死角検出強調手法における細い物体の誤検出の改良を目標としている。

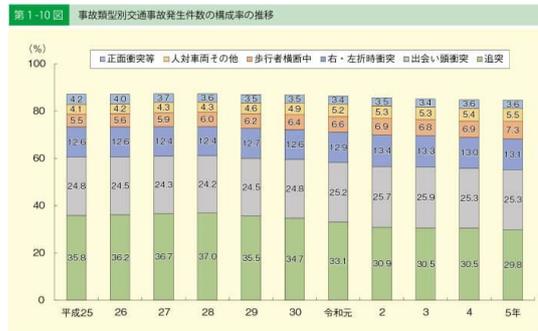


図1 事故類型別交通事故発生件数の構成率と推移[1]

1 福岡大学  
Fukuoka University.  
a) tl211336@cis.fukuoka-u.ac.jp  
b) lida@fukuoka-u.ac.jp  
c) onoshin@fukuoka-u.ac.jp

## 2. 関連研究

死角による危険を予知する取り組みは、V2X通信を用いる方式のほか、カーブミラーを用いる手法[4]が研究されている。死角に対する提示手法として、文献[5]では隠消現実感技術が活用されている。

文献[2]では、死角を「現在は見えないが将来(進行後に)見える道路領域」と定義し、そのような領域を機械学習により判別している。過去の事故例やヒヤリハット事例をもとに、死角周辺の飛び出しの可能性を推定することにも応用可能である。

文献[3]では、運転者の視点の位置と周辺の車両の形状に基づいて死角領域を推定している。死角中に存在する車両を視覚的に提示して運転者に警告するシステムを提案しており、90%以上の精度で死角領域中の情報を正しく検出している。

我々の先行研究[6][7]では、車載カメラ映像に対して奥行(デプス)が不連続的に大きく変化している箇所を死角と見なしている。具体的には、デプス推定とセマンティックセグメンテーションの共通エッジから死角を検出している。ただし、この手法では、電柱や金網なども死角として検出される点が課題である。本研究では、この手法を改善する。

## 3. 死角領域の検出

本研究では、曲がり角など行く方向の道に不確定要素が多く、目視で確認できない箇所は検出すべき死角であると定義する。逆に、目視で確認でき、見通しの良い箇所は除外すべきであるとする。図2に例を示す。

### 3.1 基本アルゴリズム

先行研究[6][7]においては、デプス推定のエッジとセマンティックセグメンテーションのエッジ(図3,4)の共通エッジを合わせることで、図5のように死角をエッジとして検出する。処理の流れを図6に示す。

デプス推定には Boosting Monocular Depth [10] を用いる。デプスエッジの検出には鮮明なエッジ検出に Canny 法を、エッジ方向の判別には Sobel 法を併用する。セマンティックセグメンテーションには STEGO [9] を用い、そのラベルにより人によって生じるエッジは除外する。これら2つのエッジ画像を合わせ得られた共通エッジを死角強調画像として出力する手法となっている。

基本アルゴリズムの問題点として、図7のように死角として不要な箇所、例えば細い看板、道路側の電柱なども死角として検出される。そのためエッジを検出する際に、不要なエッジを除去した死角強調エッジを検出する必要がある。

### 3.2 拡張アルゴリズム

基本アルゴリズムの問題点を解決するため、細い物体を判別し、これにより生じるエッジを死角から除外する。

このような細い物体においては、デプスエッジ、セマンティックエッジがその領域内には存在せず、両端部には存在し、さらに、それらのデプスエッジは逆向きであるという特徴がある。

これに先立ち、画像におけるエッジの向きについて説明する。エッジとは2つの隣接する領域のピクセルの明るさが急激に変化する箇所のことであり、定量的には明るさの勾配(変化率)として表される。従って、この勾配が正となる(暗い方から明るい方へ向かう)向きが、エッジの向きである。簡単な例では、左側が暗く、右側が明るいエッジは右向きエッジである(図8)。

拡張アルゴリズムは、図9により説明される。まず、基本アルゴリズムにより検出された死角のうち、デプスエッジが右向きである各点において、同じセマンティックラベルである限り右に進み、左向きのデプスエッジを探索する。このとき進んだ距離  $L$  が設定したピクセル数以下の場合、この双方のエッジは細い物体の両端を表していると思われ、死角からは除外する。

なお、デプスの推定には、Boosting Monocular Depth よりも性能が向上している DepthAnything-V2 [8] を用いる(図10)。



図2 検出すべき死角(赤枠)と除外すべき死角(青枠)

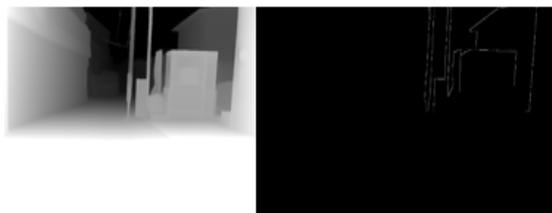


図3 デプスのエッジ

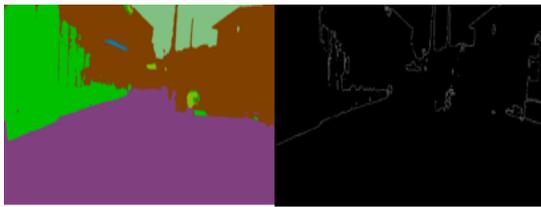


図 4 セマンティックセグメンテーションのエッジ

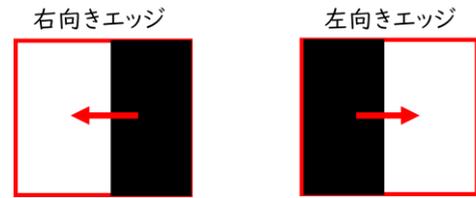


図 8 エッジの向き



図 5 死角強調結果画像

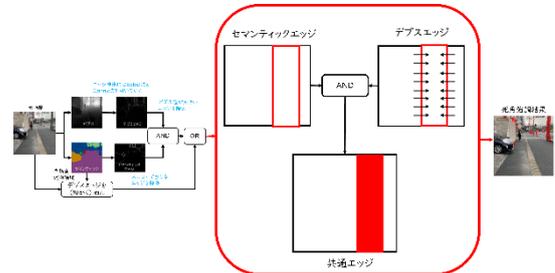


図 9 拡張アルゴリズムのフローチャート



図 10 DepthAnything-V2 によるデプス推定

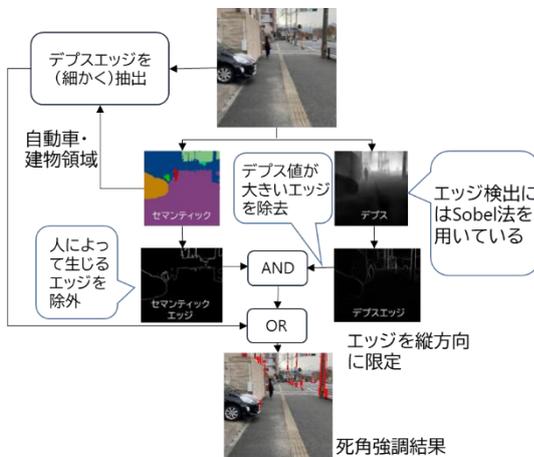


図 6 基本アルゴリズムのフローチャート



図 7 基本アルゴリズムにおいて  
 死角として誤検出されたエッジ

## 4. 実験

### 4.1 概要

拡張アルゴリズムにより、細い物体を死角から除外できているかを検証する。対象の動画は、自転車に装着したスマートフォンにより福岡市城南区の住宅街の中を走行して撮影したものであり、シーン1,2で各60秒、合計3604フレームである。図12に各シーンを示す。拡張アルゴリズムにおいて説明したパラメータ  $L$  は、シーン1では50ピクセル、シーン2では40ピクセルと設定する。

### 4.2 結果

図13(a)を見ると、車庫の柵や電柱などが死角から除外できていることが確認できる。また、図13(b)では図13(a)と同様に電柱のエッジ、上層階のマンションも死角エッジから除外できている。

図14(b)では屋根や電線などが死角から除外されることが確認できる。しかし図14(a), 図14(b)では、カーブミラーや電柱の端部が死角として判断された。このような例は他にも見られた。

### 4.3 考察

先行研究において死角の誤検出が確認された画像フレームは、シーン1において1812枚中505枚、シーン2において1792枚中429枚であった。本手法では、これらの誤検出のうち、シーン1では60%、シーン2では47%を誤検

出から除外することができた。

正しく除外できていないケースでは、パラメータ  $L$  がデプスに関係なく固定値であることに起因すると考えられる。図 14(b) のような一つの細い物体に対し、左側のエッジが右側のエッジよりも多く残ってしまっていることが確認された。これによりシーン(2)の結果が半分以下になってしまった要因と考える。



(a) シーン 1



(b) シーン 2

図 11 基本アルゴリズムによる死角検出結果



(a) シーン 1



(b) シーン 2

図 12 拡張アルゴリズムによる死角検出結果



変更前

変更後

(a) シーン 1

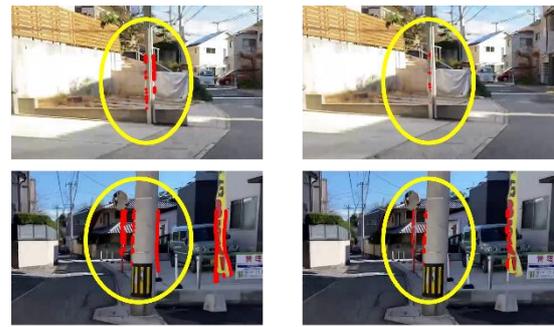


変更前

変更後

(b) シーン 2

図 13 誤検出を削減できた例



変更前

変更後

(a) シーン 1



変更前

変更後

(b) シーン 2

図 14 誤検出が残った例

表 1 フレーム数による評価

	シーン 1	シーン 2
全フレーム数	1812	1792
先行手法において誤検出のあったフレーム数	505	429
本手法において誤検出をすべて削除したフレーム数	305	203
本手法において誤検出が残ったフレーム数	200	199
本手法により誤検出を削除できた割合	60%	47%

## 5. 結論

本研究では、既存の死角検出強調手法を改良する拡張アルゴリズムを提案した。既存手法では、背後の物体をほとんど隠蔽しない細い物体を死角として誤検出していた。これに対し、領域の幅とデプスの向き考慮することで誤検出を削減できることが確認された。

誤検出が残っているケースは、アルゴリズム中のパラメータをデプスに応じて可変とすることで改善できると考えられ、今後の課題としたい。さらに、死角マップなどを生成し、死角の危険を啓発するなどにより、交通の安全に寄与できると考えられる。

**謝辞** 本研究の一部は JSPS 科研費 JP21H01457, JP21K03962, および NEDO SIP (スマートモビリティプラットフォームの構築) の支援を受けた。

## 参考文献

- [1] 令和 6 年交通安全白書, 内閣府
- [2] 石崎慎弥他「道路死角データセット」, 情報処理学会研究報告 (コンピュータビジョンとイメージメディア) vol. 2022-CVIM-230, no. 30, pp. 1-8, 2022.5
- [3] 箕浦一馬他「運転者支援のための死角領域推定手法」, 電子情報通信学会技術研究報告 (PRMU), 2010.5.
- [4] Yusuke Hino, Shintaro Ono, Noriaki Itagaki, Yoshihiro Suda: "Recognition of Risky Events Reflected in Road Safety Mirror Considering Ego Vehicle's Motion", International Symposium on Future Active Safety Technology toward Zero Accidents (FAST-zero), 2021.9
- [5] 竹村岩朗他. "自動運転ソフトウェアを活用した死角領域の半隠消表示."第 23 回日本 VR 学会大会論文集, 14D-1 (2018).
- [6] 林光隼, 栗達, 小野晋太郎:「安全な自転車走行を目的としたデプス推定とセマンティックセグメンテーションによる死角領域の予測」, 火の国情報シンポジウム 2023, 2023.3
- [7] Da Li, Takumi Tsukamoto, Koushun Hayashi, Shintaro Ono: "Quantitative Evaluation of Blind Spot Prediction Using Semantic Segmentation and Monocular Depth Estimation", 2024 IEEE 13th Global Conf. on Consumer Electronics (GCCE), 2024.10Da Li, Takumi Tsukamoto, Koushun Hayashi, Shintaro Ono, Quantitative Evaluation of Blind Spot Prediction using Monocular Depth Estimation and Semantic Segmentation
- [8] Yang, Lihe, Bingyi Kang, Zilong Huang, Zhen Zhao, Xiaogang Xu, Jiashi Feng and Hengshuang Zhao. "Depth Anything V2." ArXiv abs/2406.09414 (2024): n. pag.
- [9] Hamilton, M et al. (2022). Unsupervised semantic segmentation by distilling feature correspondences. arXiv preprint arXiv:2203.08414.
- [10] Miangoleh, S. M. H et al. (2021). Boosting monocular depth estimation models to high-resolution via content-adaptive multi-resolution merging. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp.9685-9694).
- [11] Redmon, J et al. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 779-788).