

危険交差点警告システム

25G1051 近藤巧望

2025 年 8 月 27 日

1 はじめに

1.1 社会的背景

自転車は温室効果ガスを排出しない移動手段であり、環境に優しい交通手段として注目されている。日本の自転車保有台数は約 6870 万台（つまり約二人に 1 台）となっており、交通渋滞の緩和や健康促進、地球温暖化等の環境問題への配慮の観点から、政府も自転車活用推進法に基づき自転車の利用を推奨している [1, 2].

しかし交通事故に焦点を当てると、自転車搭乗中の出会い頭衝突事故は 2023 年時点で全体の 52.9% を占めており、深刻な問題となっている [3].

1.2 問題点

自転車での出会い頭衝突の事故の多さが大きな問題であり、実際出会い頭衝突による事故は自転車搭乗中事故全体の 52.9% を占めている。自転車事故は特に交差点で発生することが多く、視界が遮られたり信号の認識が困難だったりするため、事故が起こりやすい。また、法令違反や不注意による事故も多い [4].

既存の自動車向け衝突防止システムである ADAS(Advanced Driver-Assistance Systems) は、警告や自動ブレーキによって使用者の安全を守るシステムとして知られているが、先行研究では、衝突事故の事故事例の少なさから、有意な結果が得られなかった [5]. このように過去の事故データに依存してしまうと、データが不足している地域では効果が限定的になる可能性がある。さらに、過去の事故データに基づくシステムは、新たな交通状況や未経験の事故パターンに対応できない可能性があり、より柔軟な適応が求められる。

また、従来の交通事故対策として交通安全教育や、道路交通法といった法規制がある。しかし、これらの対策だけでは、利用者の多様な判断・行動パターンや道路上での様々な危険的要因に十分に適応し、事故の発生を根本的に解決することは困難である。交通安全教育では即時性がなく、交通ルールなどの知識や安全意識が形骸化してしまうため、搭乗者の行動変容を促す効果が限定的である。法規制の強化も利用者の行動変容を促すには限界があり、瞬間的な判断が求められる交差点での事故防止には、さらに直接的かつ即時的な対策が必要である。このことから、瞬間的な危険検知と警告を行う方法が十分に確立されていないことが問題として挙げられる。そこで私たちは、出会い頭衝突の事故を減少させるために、交差点といった危険な場所での注意喚起システムを提案する。

1.3 目的

本提案の目的は、自転車での出会い頭衝突を防ぐための対策を考え、自転車事故による負傷者や死者数を減少させることである。具体的には、自転車での出会い頭衝突の事故を現状から約 10% 削減させることを目指す。令和 6 年中の自転車関連事故全体の件数が 67,531 件であることから、全体の 52.9% にあたる出会い頭衝突の事故件数が約 35,700 件であることを考慮すると、約 3,570 件の事故を削減することができると考えられる。

目標値を 10% とした理由を述べる。ADAS に関する先行研究によると、衝突事故を 10% 削減することに成功したという事例が報告されている [6]。これは、自転車ではなく主に自動車向けのシステムであるが、このような過去の事例での効果を本システムでも同様に実現したいと考え、目標値を 10% と設定した。

1.4 主張

自転車での出会い頭衝突事故を減らすために私たちは、事故データの有無に関わらずリアルタイムで警告を行い、搭乗者に安全行動を促すという方向性で解決策を考案した。具体的には、AI(Artificial Intelligence) による画像認識技術と GPS(Global Positioning System)、および Google Maps Static API を用いた警告システムを提案する。Google Maps Static API とは、Google が提供する地図画像を取得するための API(Application Programming Interface) であり、航空写真や地図画像を取得することができる。本システムでは、自転車事故が発生しやすい交差点を判定し搭乗者に警告を行うことで、事故を未然に防ぐことができると考える。

2 解決策としての提案手法

2.1 提案手法の概要

本システムは、アプリケーションとして導入し、スマートフォンと連携することで、ユーザーに対してリアルタイムで危険情報を提供する。まず GPS を用いて使用者の位置情報を取得し、Google Maps Static API を用いて現在地周辺の道路の航空画像を取得する。その後、AI による画像認識技術を用いて交差点を検出し、危険性が高い交差点が検出された場合は搭乗者に音声とバイブレーションで警告を行う。

使用時は、スマートフォンにアプリケーションをインストールし、GPS 機能を有効にした状態でアプリケーションを起動する。そして固定具で自転車のハンドルに取り付けて使用する。

2.2 提案手法の構成要素について

表 1 システムの構成要素

項目	構成要素	備考
1	スマートフォン GPS	位置情報を取得するための GPS 機能
2	Google Maps Static API	現在地周辺の航空画像を取得
3	画像認識モデル	画像の分類・危険な交差点を検出
4	警告システム	搭乗者に音声とバイブレーションで警告を行う

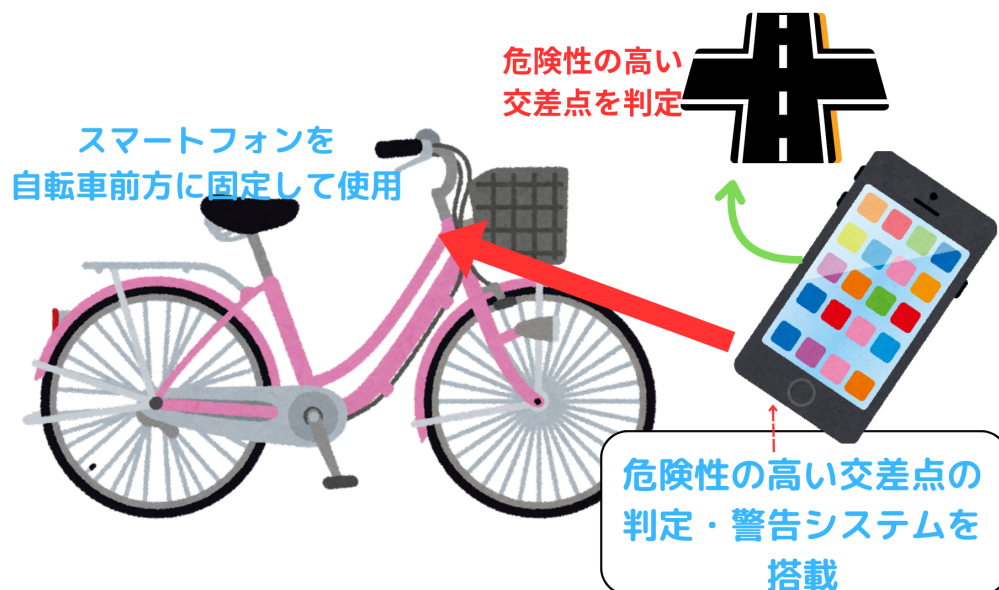


図1 危険交差点警告システムの概念図

システムの構成要素を表1に、システムの概念図を図1に示す。本システムは主に4つの要素から構成される。

まず、使用者の位置情報を取得するためのGPSである。GPSを用いることで、使用者の正確な位置情報をリアルタイムで取得することができる。

次に、Google Maps Static APIを用いて使用者の周辺の交差点情報を取得する。これは高解像度の航空画像を取得できるAPIであり、AIの画像処理に適している。ドキュメントが豊富で導入が容易であることも採用理由の一つである。同じく地図を表示させるAPIとしてGoogle Maps JavaScript APIがあるが、Google Maps Static APIはデータの読み込み量が少ないという点でも優れている。Google Chromeの開発者ツールを用いてGoogle Maps Static APIとGoogle Maps JavaScript API双方の公式サンプルページにおけるデータ転送量を確認したところ、Google Maps Static APIはデータの読み込み量が63.8 kB、Google Maps JavaScript APIはデータの読み込み量が433 kBであり、約7倍の差があった[7, 8]。Google Maps Static APIは静的な画像を取得するのに対し、Google Maps JavaScript APIは動的に地図を表示するため、ほぼ単一な画像サイズと同じデータ量であるGoogle Maps Static APIの方が、地図表示プログラム一式を読み込むGoogle Maps JavaScript APIよりもデータの読み込み量が少なくなり、通信速度が高速である。本システムは高速なリアルタイム処理が求められるため、データの読み込み量が少ないGoogle Maps Static APIがより適している。

画像認識モデルは、機械学習により画像から危険な交差点を検出する。道路の形状から交差点を判定し、さらに形状・塀・街路樹などの障害物から危険度を分類する。危険度によって道路を分類することで、すべての交差点に近づくたびに作動することを防ぎ、必要な場合のみ警告を行う。

また、警告の作動タイミングについては、交差点の手前約16mで警告を行う。搭乗者が警告に気づいてからブレーキをかけるまでの距離(以下、空走距離)は、一般的な自転車の移動速度時速約15km(秒速約4.2m)を加味し、搭乗者が警告を受けてから行動に移すまでの時間を少し余裕を見て1.5秒と仮定する[9, 10]。これ

により、空走距離は (1) 式のように計算できる。

$$4.2m/s \times 1.5s = 6.3m \quad (1)$$

さらに、ブレーキをかけてから完全に止まるまでの距離 (以下、制動距離) は g を重力加速度、 μ を摩擦係数として、(2) 式のように計算できるため、平坦な乾いた道路での摩擦係数 μ を 0.7、重力加速度 g を $9.8m/s^2$ とすると、制動距離は (3) 式のように計算できる [11, 12].

$$\text{制動距離 } S = \frac{\text{初速度の二乗}}{2g\mu} \quad (2)$$

$$S = \frac{(4.2)^2}{2 \times 9.8 \times 0.7} \approx 1.3m \quad (3)$$

したがって、搭乗者が完全に停止するために最低限必要な距離は、空走距離と制動距離を合わせて、 $6.3m+1.3m=7.6m$ となる。しかし、これは急ブレーキをかけた場合に止まれる最低限の距離であり、本当に減速すべきかという状況判断や、落ち着いて減速・停止するという心理的余裕、さらに雨などで路面が濡れているといった悪条件を考慮すると、最低停止距離 7.6m と同等以上の余裕を確保する必要がある。そのため、安全のための余裕として、最低停止距離を約 2 倍して交差点の約 16m 手前で警告を行うこととした。

警告システムは危険性の高い交差点が検出された場合、音声とバイブレーションで警告を行う。光やアラームは、騒音問題になったり明るい時間帯では気が付かない可能性があるため、本システムでは搭乗者のみに伝わる手段を採用した。

開発言語としては、iOS 向けには Swift/Objective-C、Android 向けには Kotlin/Java を用い、共通の画像認識エンジン部分には Python で開発したモデルを TensorFlow Lite や PyTorch Mobile などのフレームワークで変換・最適化して組み込む。

アプリケーションとしても運用には、スマートフォンのバッテリーについても懸念がある。GPS の常時利用、航空画像のダウンロード、画像認識モデルのリアルタイム推論は電力を消費するためシミュレーションの結果、連続使用で 1 時間あたり約 15-20% のバッテリー消費が見込まれる。通勤や通学などで片道 30 分程度の利用を想定すると、往復で 1 時間程度の使用で約 30-40% のバッテリー消費となり、日常的な使用には十分対応できると考えられる。このバッテリー消費をさらに抑えるために、自転車の速度などに応じて不要な処理を中断することや、スマートフォン内の低消費電力モードを活用することによって、バッテリー消費を最小限に抑える工夫を行う。

2.3 AI の学習方法

システムの動作の流れを説明する前に、画像認識モデルの学習方法について説明する。学習データとしては、様々な地域での道路の航空画像を収集し、それらの画像に対して、交差点か否か・交差点の危険度をラベル付けする。この際、交差点の画像のみでなく、交差点ではない道路の画像も収集することで、AI モデルが交差点と非交差点を正確に識別できるようにする。学習のために用意する航空画像のデータセットの規模は、例えば 5 万枚程度の比較的小規模なものとして初期段階で用意していく。その後には、より複雑な状況にも対応できるように、年間約 1 万枚のデータを継続的に追加収集していく。

交差点の危険度については、道路の交差パターン、停止線、交通標識の有無、周囲の建物や植生による視界の遮蔽度合いといった複合的な視覚情報を考慮して、「非交差点」「安全な交差点」「危険な交差点」の 3 段階

に分類する．このようにして収集したデータを用いて，画像認識モデルを作成する．道路の形状においては，十字路や五差路といった複雑な形状も考慮する．

本システムでは，画像認識技術として畳み込みニューラルネットワーク（CNN:Convolutional Neural Network）を採用する．畳み込みニューラルネットワークは，画像の特徴を自動的に学習する深層学習手法であり，特に画像分類や物体検出において一般的に用いられる [13]．

本システムが目指すリアルタイム警告には高い認識精度が求められる．CNN と同じく画像認識に用いられる手法として，近年注目されている ViT(Vision Transformer) があるが，ViT は事前学習に大規模なデータセットが必要なのに対して，CNN は比較的小規模なデータセットでも高い精度を達成できることが報告されている．先行研究では小規模データセットにおいて，CNN の一種である DenseNet-BC(k=40)，ResNeXt-29(8 × 64d)，Res2NeXt-29(6c × 24w × 6s-SE) の精度がそれぞれ 82.82%，82.23%，83.44% であり，ViT の一種である DeiT-T，DeiT-S，PVT-T はそれぞれ 67.59%，66.55%，69.62% と，ViT よりも CNN の精度が高いことが示されている [14]．以上の理由から，本システムでは実績の豊富な CNN アーキテクチャを採用することにした．

交差点危険度分類においては，畳み込みニューラルネットワークが道路の形状パターン，障害物の配置，交通環境などの複雑な視覚的特徴を学習し，これらの特徴から交差点の危険度を自動的に判定する．従来の画像処理手法と比較して，畳み込みニューラルネットワークは大量の学習データから自動的に特徴を抽出できるため，より高精度で汎用性の高い交差点認識が可能となる．

2.4 システム動作フロー

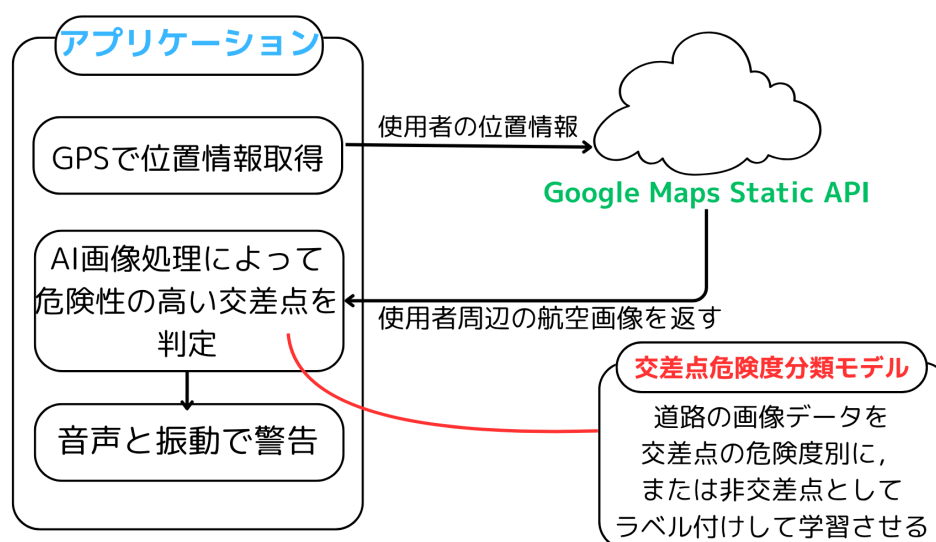


図2 危険交差点警告システムのシステム構成図

本システムの動作の流れを図2に示す．まず，スマートフォンのGPSから位置情報を取得する．次に，Google Maps Static APIを用いて，現在地周辺の航空画像を取得する．

取得した航空画像は，事前に学習させた畳み込みニューラルネットワークによって処理され，道路の形状や

障害物の配置などを解析し、交差点の有無と危険度を自動判定する。

危険性の高い交差点が検出された場合、搭乗者に対して音声とバイブレーションで警告される。具体的には、スマートフォンから「危険な交差点があります。注意してください」といった警告が行われるとともに、バイブレーション機能を用いて触覚的な警告も同時に行われる。

3 提案手法の実現可能性の評価と妥当性の検証

3.1 主張・手法のまとめ

本提案は、自転車搭乗者の注意力の限界を補い、出会い頭衝突の事故を防ぐための危険交差点警告システムである。GPS を用いて使用者の位置情報を取得し、Google Maps Static API を用いて現在地周辺の航空画像を取得する。その後、AI による画像認識技術を用いて交差点を検出し、搭乗者に音声とバイブレーションで警告を行う。このシステムにより、自転車搭乗者は危険な交差点を事前に認識し、注意を払うことで、出会い頭衝突の事故を減少させることが期待される。

3.2 実現可能性の評価

提案手法の実現可能性について評価する。提案手法は、主に GPS と Google Maps Static API を用いて現在地周辺の航空画像を取得し、AI による画像認識技術を用いて交差点を検出する。これらの技術は、現在の技術水準で十分に実現可能である。

まず、Google Maps Static API による航空画像の取得の範囲について評価する。本システムでは、zoom レベルを 19 に設定する。zoom レベルが 19 の場合、1 ピクセルあたりの地上距離は $0.2986m$ であり、画像の取得範囲は、(4) のようになる [15]。

$$\text{取得範囲(半径 } R) = \frac{S \times m / px}{2} = \frac{640 \times 0.2986}{2} = \frac{191.104}{2} \approx 95.55 \text{ m} \quad (4)$$

Google Maps Static API を用いて取得できる航空画像の範囲は、現在地を中心に半径約 $95.55m$ となる。この範囲は、通常の自転車の走行速度約 $15km/h$ であれば、約 14 秒間隔で取得できるため、十分な頻度で航空画像を取得できる。

次に、AI による画像認識技術の精度について評価する。この評価には、あらかじめ「非交差点」「安全な交差点」「危険な交差点」の 3 クラスで人手でラベル付けされた航空画像データセットを用い、AI による分類結果との一致度を確認する。

表 2 提案手法の評価指標

指標	説明
Precision (各クラス)	各クラスで正しく判定した割合
Recall (各クラス)	各クラスの実際のデータを正しく判定した割合
F1 スコア (各クラス)	Precision と Recall の調和平均
Macro 平均	各クラスの指標の平均値
Accuracy	全体の正解率

評価指標として、Precision, Recall, F1 スコアを各クラスごとに算出し、その平均 (Macro 平均) と Accuracy を用いる。各指標は (5)～(9) の数式で表される。

$$\text{Accuracy} = \frac{\sum_{i=1}^N TP_i}{\sum_{i=1}^N (TP_i + FP_i + FN_i)} \quad (5)$$

$$\text{Precision}_i = \frac{TP_i}{TP_i + FP_i} \quad (6)$$

$$\text{Recall}_i = \frac{TP_i}{TP_i + FN_i} \quad (7)$$

$$F1_i = 2 \cdot \frac{\text{Precision}_i \cdot \text{Recall}_i}{\text{Precision}_i + \text{Recall}_i} \quad (8)$$

$$\text{Macro-F1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N F1_i \quad (9)$$

今回は、実際のデータが存在しないため、各指標の目標値を設定し、それをもとに本提案の実現可能性を評価する。本システムでは各評価指標の目標値として、Precision, Recall, F1 スコア, Macro 平均をそれぞれ 0.8 以上, Accuracy を 0.85 以上に設定する。先行研究によれば、AI を用いた道路のセマンティックセグメンテーション技術は、走行可能領域の識別において約 80% から 90% の精度を達成している [16]。そのため、今回はこの先行研究を参考に、80% と 90% の中間値である 85% を Accuracy の目標値とした。また、この精度を実現するために約 100 エポックの学習が必要であると考えられる。本システムの精度が目標値のように高ければ、より正確に危険な交差点を検出できるため、搭乗者に対して適切な警告を行うことが可能となる。システムの精度が低いと、常に警告が作動したり逆に危険な交差点を見逃したりと、搭乗者からの信頼を失う可能性があり、危険な交差点を検出しても警告を無視される恐れがある。しかし、高精度なシステムを実現できれば、不要な警告が減り警告への信頼性が高まるため、搭乗者は警告を真剣に受け止めるようになり、安全行動を促すことができると考えられる。

ここまではシステムの精度について評価したが、ここでは警告によって搭乗者の行動がどのように変化するかについても考慮する。歩行者のスマートフォン使用が原因の事故を防ぐための研究では、bluetooth ビーコンを用いた警告システムによって、使用者の 71% がスマートフォンの使用を中止したと報告されている [17]。この先行研究を参考にここでは、システムが警告を発した際に、搭乗者が実際に減速や安全確認といった適切な行動をとる確率として、70% を想定する。

上記の指標をもとに、危険な状況に対して本システムが有効に機能する確率 (システムの有効率) は (10) のように計算できる。

$$85\% (\text{検知成功率}) \times 70\% (\text{搭乗者の行動変容率}) = 59.5\% \quad (10)$$

となる。出会い頭衝突による事故全体に対して本システムが適用されると仮定した場合、(10) より、出会い頭衝突の事故率を 59.5% 削減させることが期待できる。

以上のことから、本システムは、現在の技術水準で十分に実現可能であり、提案手法の実現可能性は高いと評価できる。

3.3 妥当性の検証

提案手法の妥当性について説明する。本システムの危険交差点の判別においては、危険の定義を「見通しの悪さ」とし、具体的には交差点の形状や周囲の障害物の有無などを考慮した。

本システムはアプリケーションとして導入するため、Google Maps Static API を用いて周辺の航空画像を取得するため、常に晴天時の昼間の画像を取得することができ、認識精度の変化を抑えることができる。

本システムはスマートフォンアプリケーションとして実装するため、専用のハードウェアを必要とせず、既存のスマートフォンを活用することができるという点でも妥当性がある。専用のハードウェアから開発すると、その分のコストと開発期間が大量にかかるが、本システムはスマートフォンアプリケーションとして実装する。それに加え、スマートフォンの持つ高性能な CPU/GPU、GPS モジュール、通信機能、そして豊富なセンサー群を最大限に活用できるため、効率的なシステム構築が可能である。そのため本システムには、専用ハードウェアから開発するのに比べて、低コストで迅速に導入できるという点で優位性がある。さらに、低コストであることから、インフラ整備といった大規模な投資が難しい地域でも導入が可能であり、より広範囲での適用が期待できる。

また、本提案では交差点の判定の際、過去の事故データではなく、航空画像を用いた。過去の事故データに基づく手法では、地域によっては事故データが少ない場合があり、十分な精度で危険な交差点を検出できない可能性がある。そのため、過去の事故データに依存せず、航空画像を用いて危険な交差点を検出することは、地域や環境に関係なく、より広範囲での適用が可能である。

本レポートでの問題点についても本システムを用いることで解決できると考えられる。第1節では、ADAS（先進運転支援システム）などの既存技術では事故データが不足している地域では効果が薄いと述べたが、本システムは、AI によるリアルタイムの危険度分析であるため、過去の事故データに依存せず、地域や環境に関係なく適用可能である。法規制や交通安全教育では、利用者の多様な判断・行動パターンや道路上での様々な危険的要因に十分に適応し、事故の発生を根本的に解決することは困難であったが、法規制や交通安全教育とは違い、本システムはリアルタイムでの直接的な警告を行うため、瞬間的な危険検知と警告を実現できる。

本システムはアルゴリズムではなく AI を用いているが、従来のアルゴリズムでは特定の条件に合致しない場合は検出できない事があり、道路の広さだけでなく形状や道の勾配など無数の要因が絡み複雑になると、すべての要因を人間が分析してルール化することは非常に困難である。しかし、AI は人間が言語化・ルール化しにくい複雑な特徴を、画像ピクセルのパターンから直接捉えることを得意としている。そのため、定量的な判断ではなく定性的な判断を行うことにより、より柔軟に危険な交差点を検出できると考えられる。また、今回は見通しの悪さを明確に定義したが、今回定義した要因以外にも、例えば交通量の多さや信号機の有無など、様々な要因が交差点の危険度に影響を与える可能性がある。したがって、導入後も見通しの悪さの他の要因を追加して学習させることで、さらに複雑な要因が絡む交差点での危険検出が可能になると考えられる。

本提案は自転車搭乗者の行動変容を促すことを目的としているため、法令違反や不注意を完全に無くすことは難しいが、自転車搭乗者に対して自動かつ適切な注意喚起を行うことで、事故のリスクを低減できると考える。

4 おわりに

4.1 まとめ

本提案では、自転車搭乗者の注意力の限界を補い、出会い頭衝突の事故を防ぐためのアプリケーションとして、Google Maps Static API や画像認識技術を用いた「危険交差点警告システム」を提案した。

このシステムは、GPS を用いて取得した使用者の位置情報をもとに Google Maps Static API を用いて現在地周辺の航空画像を取得し、取得した航空画像を畳み込みニューラルネットワーク (CNN) で画像処理することで、交差点のリアルタイムでの危険度分析・判定をする。危険であると判定された場合、搭乗者に音声とバイブレーションで警告を行うことで、搭乗者に安全運転を促し、事故防止につなげる。既存のスマートフォンを用いることで短期間かつ低コストで実装することができ、過去の事故データに依存しない危険分析が行えることで、統計データの少ないまたは存在しない地域でも、高い汎用性と柔軟性が期待できる。

本システムの目標とする精度と搭乗者の行動変容率を考慮した結果、出会い頭衝突の事故率を約 59.5% 削減させることが可能であると評価した。そのため提案手法によって、出会い頭衝突による事故の発生率を約 10% 削減させるという目標を達成することは可能であると考えられる。

4.2 考察

今回提案した「危険交差点警告システム」は、自転車搭乗者の安全運転を支援するための新しいアプローチである。本提案では、AI による危険の判定という方法を採用したが、固定のルールベースに基づいて判定を行う従来のアルゴリズムや、過去の統計に基づく手法と違い、視覚情報からリアルタイムで直接的に危険の判定を行うことができるうえに、複雑な状況にも対応できることから、汎用性と柔軟性に優れている。

本システムはスマートフォンアプリケーションとして実装するため、専用のハードウェアを必要とせず、ハードウェア開発にかかるコストや時間を大幅に削減できるという点でも優れている。また、リアルタイムの画像認識による危険度分析は、交差点における無数に存在する危険的要因を捉えることができ、従来の手法では見逃されがちな危険な交差点も検出できる。さらに、本システムでの警告手段として、光や画面表示などの視覚的警告ではなく、音声とバイブレーションを用いることで、搭乗者は運転中に画面を見る必要がなく、光によって視界が遮られることもないため、運転を妨げることなく注意喚起が可能である。

航空画像取得のために用いた Google Maps Static API は、同様に地図画像の取得が可能な Google Maps JavaScript API と比較して、ドキュメントが豊富であることと通信速度が高速であるのに加え、本提案では交差点の形状や障害物など静的な情報のみを取得すればよいという利点がある。また、動的な地図表示を行うことにより、画面注視を促し安全性を損なう可能性もあるため、Google Maps JavaScript API を使わない方が返って安全であると考えられる。

今後の課題としては、提案手法の実装と評価を行い、実際の使用環境においても高い精度で危険な交差点を検出できるようにすることが挙げられる。同様に、システムの精度や搭乗者の行動変容率についても、調査によって実際の使用環境でのデータを収集し評価する必要がある。実際の事故率の低下に寄与するかどうかを検証することが求められる。また、交差点危険度分類モデルには膨大な学習データが必要であり、特に多様な地域や環境におけるデータを収集することが重要である。消費電力についても注意が必要であり、実現可能な消費電力であるものの、実用性を高めるためには、さらなる低消費電力化が望まれる。

4.3 結論

本レポートで提案した「危険交差点警告システム」は、自転車での出会い頭衝突の交通事故という重要な安全課題に対して、AIによる画像認識技術と既存のモバイルデバイスを組み合わせることで、実用的かつ効果的な解決策を提供するものである。本提案での航空画像を用いたリアルタイムの画像認識に基づいて危険を予測し、音声とバイブレーションで警告を行うシステムを利用することで、従来の交通安全教育で補いきれなかった運転者の安全意識の形骸化の問題を補い、事故の事前防止に貢献できる。これにより、子どもから高齢者まで、幅広い年齢層の自転車搭乗者の安全運転を支援し、交通事故の削減に寄与することが期待される。

第1節で掲げた目標である「出会い頭衝突による事故の発生率を約10%削減させる」ことは、本システムの導入により、達成できることが期待される。これは、令和6年中の自転車関連事故件数67,531件から考えて、約3,570件の事故削減に相当し、自転車搭乗者の安全性向上に大きく寄与するものである。

今後達成していく課題としては、電波の届かない地域での航空画像取得方法の検討や、より複雑な状況への対応策の検討などが挙げられる。電波の届かない場所でも使用できるように、事前に広範囲の航空画像をダウンロードしておく方法や、オフラインでの画像認識処理の実装が考えられる。より複雑な状況への対応強化としては、時間帯や天候の変化に対応するためのデータ拡充を考慮した危険度分析モデルの開発が必要である。そのため、今後もさらにデータを収集し、汎用性を高めることが求められる。

これらの課題を克服することで本システムの実用性が高まり、より多くの自転車搭乗者の安全を確保することができると考えられる。

参考文献

- [1] 国土交通省, 「自転車活用推進計画」, https://www.mlit.go.jp/road/bicycleuse/good-cycle-japan/assets/pdf/jitensha_katsuyo.pdf.
- [2] 国土交通省, 「第1回自転車の活用推進に向けた有識者会議 自転車の活用に関する現状について」, <https://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/bicycle-up/06pdf/02.pdf>.
- [3] 一般社団法人 日本損害保険協会, 「自転車の事故 ～安全な乗り方と事故への備え～2024年8月版」, https://www.sonpo.or.jp/report/publish/koutsu/g3410i0000006z5o-att/book_bicycle.pdf.
- [4] 警察庁, 日本損害保険協会, 「自転車関連交通事故の状況」, <https://www.npa.go.jp/koutsuu/kikaku/bicycle/kentokai/01/siryou07.pdf>.
- [5] Irene Isaksson Hellman, Magdalena Lindman, 「Estimating the crash reducing effect of Advanced Driver Assistance Systems (ADAS) for vulnerable road users」 <https://tsr.international/TSR/article/view/25177/22639>
- [6] Vikram Maheshri, Clifford Winston, Yidi Wu, 「AI AT THE WHEEL: THE EFFECTIVENESS OF ADVANCED DRIVER-ASSISTANCE SYSTEMS AND ITS IMPLICATIONS FOR POLICY」, <https://vmaheshri.github.io/files/papers/ADAS%20paper.pdf>
- [7] Google, 「Google Maps Platform developer tools "Maps Static API"」, <https://developers.google.com/maps/documentation/maps-static/overview?hl=ja>.
- [8] Google, 「Google Maps Platform developer tools "Maps JavaScript API"」, <https://developers.goo>

- gle.com/maps/documentation/javascript/examples/map-simple.
- [9] 岸田真, 「日本の自転車交通の現状と改善への取り組み」, https://www.jice.or.jp/cms/kokudo/pdf/reports/act/20th/nikkan2009_05.pdf
 - [10] 内閣府, 「最高速度違反による交通事故対策検討会 中間報告書 第3章 最高速度違反による交通事故対策の効果等」, <https://www8.cao.go.jp/koutu/taisaku/max-speed/chukan/pdf/s4-1.pdf>
 - [11] 公益財団法人交通事故総合分析センター, 「速度による制動現象の差異と速度による事故発生傾向の差異について」, <https://www.moj.go.jp/content/001421877.pdf>
 - [12] Ali Abdi Kordani, Omid Rahmani, Amir Saman Abdollahzadeh Nasiri, Sid Mohammad Boroomandrad, 「Effect of Adverse Weather Conditions on Vehicle Braking Distance of Highways」, https://www.researchgate.net/publication/323000066_Effect_of_Adverse_Weather_Conditions_on_Vehicle_Braking_Distance_of_Highways/link/5a7bb6b20f7e9b55f65aba6d/download?_tp=eyJjb250ZXh0Ijp7ImZpcnNOUGFnZSI6Ii9kaXJlY3QiLCJwYXdlIjoicHVibGljYXRpb24iLCJwcmV2aW91c1BhZ2UiOiJfZGlyZWNOIn19.
 - [13] 内田祐介 山下隆義, 「物体認識のための畳み込みニューラルネットワークの研究動向」, https://search.ieice.org/bin/pdf_link.php?category=D&lang=J&year=2019&fname=j102-d_3_203&abst=
 - [14] Zhiying Lu, Hongtao Xie, Chuanbin Liu, Yongdong Zhang, 「Bridging the Gap Between Vision Transformers and Convolutional Neural Networks on Small Datasets」, https://proceedings.nips.cc/paper_files/paper/2022/file/5e0b46975d1bfe6030b1687b0ada1b85-Paper-Conference.pdf.
 - [15] Microsoft, 「Zoom levels and tile grid」, <https://learn.microsoft.com/en-us/azure/azure-maps/zoom-levels-and-tile-grid?tabs=csharp>
 - [16] Zhaoxiang Wang, Kaiqi Huang, 「Road Scene Semantic Segmentation Based on Deep Learning」, 2023.
 - [17] Raiful Hasan, Mohammad Aminul Hoque, Yasser Karim, Russell Griffin, David C. Schwebel, Ragib Hasan 「Someone to Watch Over You: Using Bluetooth Beacons for Alerting Distracted Pedestrians」 <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9696539/#S30>