

エッジデバイスデータのAI解析によるドライバーサービスの高度化機能

Functions Using AI to Provide Sophisticated Services for Drivers through Analysis of Data from Edge Devices Installed in Vehicles

田中 優 TANAKA Yu 古澤 幸子 FURUSAWA Yukiko 嶋田 高広 SHIMADA Takahiro

近年、自動車に搭載されたセンサーやドライブレコーダーなど、エッジデバイスのデータ収集が容易になり、収集したデータを自動車業界だけでなく、損害保険・警備・レッカー業者など自動車関連企業とも共有することで、連携サービスの展開が積極的に推進されている。

東芝グループは、AI技術を活用してエッジデバイスデータを解析することで、ドライバーへの様々なサービス提供に利用可能な、センサーデータによる衝撃発生原因の分類機能や、映像データ解析による事故発生状況の再現機能を開発した。

The collection of data from edge devices including sensors and drive recorders installed in vehicles has become easier in recent years. This has led to the active development of services utilizing edge device data in various business fields, not only the automobile industry but also other related industries such as insurance, security, and towing services.

The Toshiba Group has developed the following functions that can be used to offer various customer support services through the analysis of such data using artificial intelligence (AI) techniques: (1) an analysis function that makes it possible to classify the causes of impacts based on data from edge devices and (2) a reproduction function that makes it possible to reproduce the situation in the event of a traffic accident based on video data from drive recorders.

1. まえがき

今日、我が国では、年間30万件ほどの交通事故が発生しているが、CASE (Connected, Automated, Shared & Service, Electric) やMaaS (Mobility as a Service) 技術の発展により、交通事故発生率は減少傾向にある。従来、事故発生時に様々なサービスを提供してきた事業者は、これまでにない新たな付加価値を提供して、ドライバーへのサービス向上を図ることが求められている。

東芝デジタルソリューションズ(株)は、東芝研究開発センターと共同で、自動車に搭載されたエッジデバイスのデータをAI技術で解析し、事故の発生原因や発生状況をより正確に把握する技術を開発した。この情報を基に事故対応することで、ドライバーの負担軽減や安心につながるサービスを提供できる。

ここでは、センサーデータによる衝撃発生原因の分類機能と、映像データ解析による事故発生状況の再現機能について述べる。

2. 衝撃発生原因の分類機能

2.1 従来の衝撃発生時の対応

通信機能を持つドライブレコーダーやコネクテッドカーには、搭載された加速度センサーが衝撃を検知したとき、セ

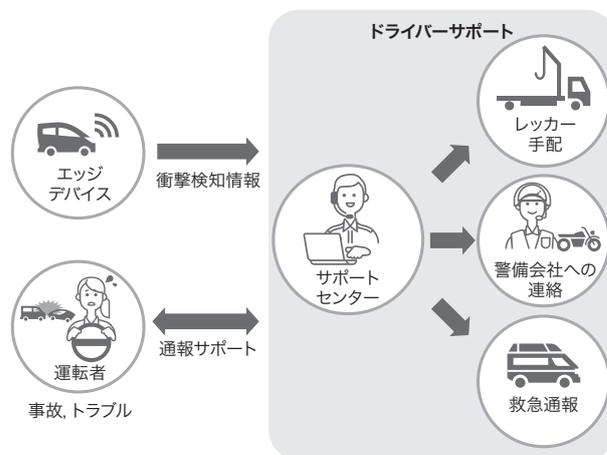


図1. トラブル発生時の顧客サポートサービスの概要

衝撃検知情報を利用して、事故発生時に様々な顧客サポートを行っている。
Outline of customer support service at time of occurrence of trouble

ンサーデータを自動的に送信する仕組みがある。現在、これらの情報がサポートセンター（緊急受付センター、事故受付センター、警備会社など）へ連携され、事故や車両トラブル時のドライバーのサポートに活用されている（図1）。

しかし、加速度センサーが検知する衝撃には、車体が縁石に乗り上げた際の衝撃や、道路の段差を通過した際の車体の揺れ、ドライブレコーダーの取り付け不良による衝撃な

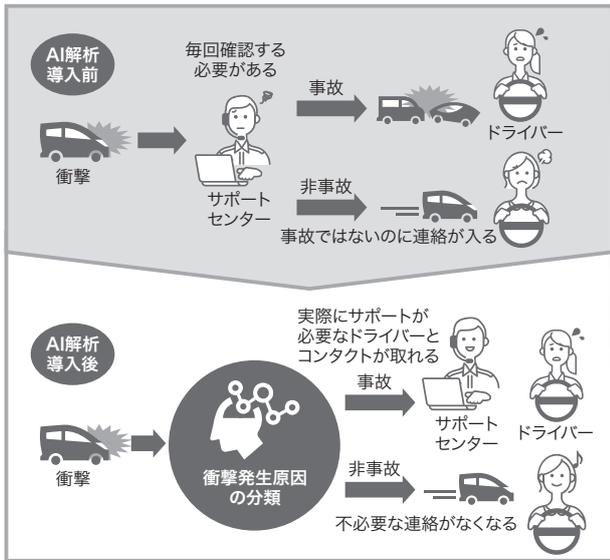


図2. 衝撃発生原因のAI解析による効果

衝撃の発生原因を推定して、サポートが必要なドライバーに、迅速に適切なサービスを提供する。また、事故ではなかった場合には不要な連絡をしないようにして、サポートセンターの業務効率を向上させる。

Improvement of efficiency of customer support service through classification of impact causes by AI analysis

どの非事故のものも含まれる。これらと事故による衝撃との区別が難しいため、サポートセンターとドライバーの間で、事故発生の有無や事故状況などの確認が、毎回必要である(図2上段)。

非事故のときもサポートセンターがドライバーに確認を取るとは、サポートセンターだけでなくドライバーにとっても負担になる。一方、事故のときにドライバーが適切なサービスを受けられないのであれば、サービスの価値はない。

衝撃を検知したときに、センサーデータから事故/非事故を自動で判断できれば、サポートセンターは、対応件数を削減できる(図2下段)。また、サポートが必要なドライバーに手厚いサービスを提供し、安心感を与えることができる。

そこで、AIを活用して、衝撃検知前後の数秒間のセンサーデータから、衝撃発生原因を分類する機能を開発した。

2.2 衝撃発生原因の分類方法

衝撃発生原因の解析には、センサーデータの特徴量を機械学習させた、独自設計のAIモデルを用いた。

過去のセンサーデータに事故/非事故の属性を付けて学習させ、衝撃発生原因を分類するAIモデルを構築した。また、事故の見逃しはサービス価値の低下につながることから、確信度が低いときは事故と分類するなど、事故を見逃しにくいチューニングを導入することで、高精度に事故/非

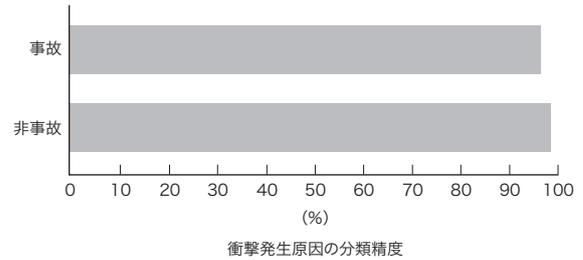


図3. 衝撃発生原因の分類精度

高い精度で、事故/非事故が分類できた。

Results of evaluation of accuracy of impact cause classification based on data from edge devices

事故を判定できるようにした。

2.3 衝撃発生原因の分類精度の評価

評価用のデータを使って事故/非事故を分類し、その結果を手動で分類した結果と比較して、衝撃発生原因の分類精度を評価した。衝撃発生原因をAIが正しく分類した数の、手動で分類した事故(又は非事故)の数に対する百分率を、分類精度とした(図3)。評価の結果、事故の場合の分類精度は約96%、非事故の場合の分類精度は約98%となり、高い水準で衝撃発生原因を自動判定できることを確認した。

非事故の特定を高精度で実現することで、非事故時の対応を大幅に削減し、業務効率向上を図ることができる。しかし、事故の場合の不正解率は約4%であり、これだけの事故を見逃したことを示す。今回のAI学習に使用したセンサーデータは限定的な期間のものであったが、今後は、雪道などの学習データを含めてチューニングを行うことで、季節変動に対する頑健性を強化し、年間を通じての分類精度の改善を図る。

3. 事故発生状況の再現機能

事故発生時には、ドライバーが気を失ったり、冷静な判断ができなかったりして、サポートセンターへの連絡が不可能な場合もある。そのようなときでも、サポートセンターで事故発生状況を把握できれば、ドライバーの救助を支援できる。また、事故の原因を明らかにすることで、事故発生後の過失割合の判定などのほか、今後事故を起こさないための運転時の注意喚起や運転操作の改善など、事故を減らすために活用できる。

そこで、エッジデバイスのデータをAIで解析し、事故発生時の状況を迅速に再現することで、現場から離れた場所にいるサポートセンターや事故調査の担当者が正確に状況把握できるようにサポートする。

3.1 エッジデバイスごとの事故発生状況の再現に使える情報

事故発生状況の再現に使えるデータは、エッジデバイスによって異なる。ドライバーの詳細な運転操作データが取得可能なコネクテッドカーの場合と、車両の動作を計測するセンサーデータや自車両の周辺の状態を映した映像データが取得可能なドライブレコーダーの場合について、述べる。

(1) コネクテッドカーの場合 コネクテッドカーは、時間単位ごとに、速度、加速度、GNSS (Global Navigation Satellite System) によって得られる位置情報(緯度、経度)、及びハンドル・アクセル・ブレーキなどの運転操作データが取得できる。

時系列にこれらの情報を組み合わせて、自車両の速度変化や、向き、右左折/直進などの動きを推定できる。また、外部データの地図情報と組み合わせることで、地図上に走行軌跡を描写し、事故発生時の自車両の状況を詳細に再現できる。

このように、自車両の動きは詳細に解析できる反面、映像データがないため、事故発生時に何と衝突したのかや、相手方とどのように衝突したのか、天候や道の状況、車両用信号機の状態、横断歩道の有無などの周辺環境は把握できない。この場合、サポートセンターや事故調査の担当者は、ドライバーから当時の周辺環境を聞き取る必要があり、正確な状況把握が難しい場合がある。

(2) ドライブレコーダーの場合 ドライブレコーダーは、時間単位ごとに、速度、加速度、GNSSのデータのほか、周辺環境を映した映像データが取得できるため、どのように衝突したのかや、周辺環境など、自車両以外の情報を入手できる。

そこで、センサーデータと映像データを活用し、映像解析AI技術を駆使して、自車両と事故の相手の動作・状況を推定する。また、車両用信号の点灯状況や横断歩道の有無といった事故発生時の状況を推定し、再現できる。

このように、コネクテッドカーの場合は映像データがなく、ドライブレコーダーでは運転操作データがない。両方のデータを同時に取得可能な状態であれば、事故状況はより詳細に再現できる。3.2節に、その場合の再現方法を述べる。

3.2 映像データの解析方法

映像データの解析処理フローは以下のとおりである。

ステップ1：状況の解析 映像内の解析対象となる物体の抽出と、自車両から物体までの距離、周辺の信号機の状況などの環境情報の把握を、距離推定技術、

物体検出・追跡技術を用いて行う。

(1) 距離推定技術 通常距離計測には、両眼視のステレオカメラや距離計測センサーのLiDARを使うことが多いが、専用の機器が必要になる。そこで、単眼でも時系列の見え方の変化や形状の事前知識により映像から距離を推定する単眼カメラ距離解析手法⁽¹⁾を適用することで、自車両が動いている状態でもドライブレコーダーの映像から相手方との距離を推定できる。

(2) 物体検出・追跡技術⁽²⁾ 短い処理時間で高精度に物体認識し、距離推定技術と合わせて移動物体を追跡することを可能とする。また、対象物体とその周辺に映っている物体の関係、及び過去から現在の映像の間の関係の両方を考慮することで、相手車両などが遠方に存在する時点から認識できる。

ステップ2：自車両の動き解析 映像データやセンサーデータから、自車両の相対姿勢や奥行きを推定する技術や運動推定技術⁽³⁾を組み合わせて、自車両の動きを推定する。

ステップ3：衝突状況の解析 ステップ1の環境状況とステップ2の自車両の動きから事故の相手を特定し、相手方の位置や動き、及びその他周辺環境の情報を取得する。

解析結果として、事故の相手の種類(対自動車、対自動二輪車及び原動機付き自転車、対自転車、対歩行者、対象なし)や車両用信号の状態(赤、青、黄)、自車両の動き(直進、右折、左折、停止、後退)の属性が出力される。また、映像データに相手方が映っている場合には、相手車両の動き(直進、右折、左折、停止、後退)、相手方の向き(正面、右方、左方、後方)、相手方の位置(左方、正面、右方)のパラメーターごとに属性が出力される。

3.3 解析精度の評価

評価データを使って算出した解析精度を、図4に示す。事故ごとに、あらかじめパラメーターの属性を手動で決めて、これに対する解析結果属性の正解数の百分率を、解析精度とした。

実際の事故発生件数が多い対自動車の事故については解析精度が高く、対歩行者や対自転車などは低い。これは映像データの学習量に依存していると考えられる。また、自車両の動きも解析精度が高かった。

事故の相手に関連するパラメーターの正解率は、特定の属性に偏った結果となった。例えば、相手方の動きでは、直進の認識を優先したチューニングをしたために、特に低速時の認識結果について右折・停止の精度が低下した。こ

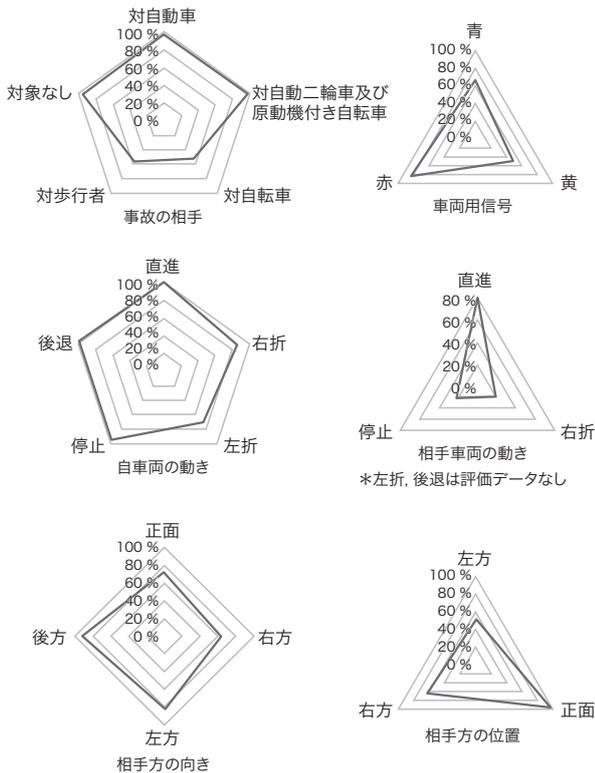


図4. 解析対象別の映像データの解析精度

事故の相手や自車両の動きは、解析精度が高い。車両用信号や相手車両の動きは、学習データが少ないため、解析精度は低い(又は、解析不可)。

Results of evaluation of accuracy of image analysis of individual objects based on video data from drive recorders

これは、頑健性を考慮したチューニングに変えることで、改善できると考える。また、属性ごとに学習量の差もあるため、学習データ数を増やすことで改善を図る。

現状の映像データの解析は、特定のドライブレコーダーを対象としている。将来は、カメラ仕様(画角、解像度)の異なるドライブレコーダーでも解析できるように汎用性を改善することで、活用の幅を広げていく。

3.4 事故の発生状況の再現

センサーデータや映像データの解析結果を基に、事故発生時の状況を画面上に再現する。画面上には、地図やグラフを配置する。地図上には自車両の動きと相手方の動きをマッピングした軌跡を、グラフには各種センサーデータの時系列の遷移を表示する。これにより、事故状況を視覚的に捉えることができ、サポートセンターでのドライバーの状況把握を効率的に行える。また、事故後の過失割合判定や、ドライバーの運転技術の見直しに役立つことも可能となる。

AIによる判定結果を補正するため、確認者が画面上で映像データを参照しながらAIの解析結果を修正し、保存する機能がある。運用しながら正解を蓄積し、それらをAIが追

加学習するルーチンを確立することで、より効率的にAIによる解析精度を向上させることができる。

4. あとがき

自動車のエッジデバイスから取得するデータを基に、AI技術を活用して、事故対応などのサービスに活用できる情報を提供する機能について述べた。リアルタイムに取得できるデータを解析し、いち早く事故発生やその状況を把握することが、ドライバーの不安を軽減し、サービスレベルを高めていくことにつながる。また、サービス提供者は付加価値を付けることにより、ユーザーニーズにあった、新たな商品を生み出し、販売力強化を図ることができる。

今後、高度な通信システムで大容量のデータを送信できる次世代のコネクテッドカーや自動運転車の普及に伴い、映像データやより多くのセンサーデータを取得できれば、解析精度の向上に役立てていく。

ここで述べた機能により、事故対応という切り口から、CASE時代におけるドライバーサービスの高度化に貢献できるように努めていく。

文献

- (1) 関 晃仁, オリバーウッドフォード, 単眼カメラの動画像を用いたリアルタイムで緻密な3次元再構成技術, 東芝レビュー, 2013, 68, 5, p.40-43.
- (2) 小林大祐, 柴田智行, “空間・時系列のAttentionを用いた物体検出と複数物体追跡の同時推定”, 第23回画像の認識・理解シンポジウム(MIRU2020), オンライン, 2020-08, 電子情報通信学会, 2020, OS2-2A-2.
- (3) Kawasaki, A.; Seki, A. "Multimodal Trajectory Predictions for Urban Environments Using Geometric Relationships between a Vehicle and Lanes." 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2020), 2020-05, p.9203-9209.



田中 優 TANAKA Yu
東芝デジタルソリューションズ(株)
ICTソリューション事業部 保険ソリューション部
Toshiba Digital Solutions Corp.



古澤 幸子 FURUSAWA Yukiko
東芝デジタルソリューションズ(株)
ICTソリューション事業部 保険ソリューション部
Toshiba Digital Solutions Corp.



嶋田 高広 SHIMADA Takahiro
東芝デジタルソリューションズ(株)
ICTソリューション事業部 保険ソリューション部
Toshiba Digital Solutions Corp.