

# 将来の自動車技術—人間特性に観点を置いた技術と AI を用いた自動運転・ADAS 技術—

New Technologies in the Field of Human and AI Research for the Future Vehicles.

奥野 英一  
Eiichi OKUNO

伊藤 直紀  
Naoki ITO

伊藤 隆文  
Takafumi ITO

廣瀬 正明  
Masaaki HIROSE

It is said that automotive industry is facing a once-in-a-century transformation. One of the examples is that autonomous driving vehicles change customer value. We think that human (driver and passengers) sensing and actuation are very important technologies to realize the future cockpit concept. The other key technology is AI (Artificial Intelligence), especially Deep Neural Network.

In this paper, we introduce some of new technologies in the field of human and AI research for the future vehicles.

Key words :

*Autonomous Vehicles, Human sensing, Human actuation, Cockpit Concept, AI, DNN, Perception, Decision, Operation, AI Quality Assurance*

## 1. はじめに

従来、自動車技術の課題のひとつに交通死亡者数の低減が挙げられてきた。1万6千人以上（昭和45年）あった重大死亡事故は、安全・安心製品が普及することで大幅に減少し、平成30年には3000人台まで下がってきた。この死亡事故減少には、シートベルトの着用率の向上、飲酒運転根絶活動に加えて、ドライバ・乗員・歩行者を保護する安全システムが寄与している<sup>1)</sup>。

一方、ここ数年、歩行者や他車を巻き込んだ悲惨な事故が多発している。この一つの要因として高齢ドライバの増加があげられるが、高齢ドライバだけでなく、アクセル・ブレーキの踏み間違いなどの操作ミス、発病や眠気などによる運転不能状態、などが起因になった事故が多く報告されており、ドライバの状態検知、ドライバへのアクチュエーション技術が重要である。

また、自動車業界では100年に一度の大変革、と

言われている。その理由のひとつが自動運転車やオーナーからシェアリングへの価値観の変化、である。自動運転を実用化するためには、人が運転時に行っている「認知・判断・操作」を自動車に任せる技術の実現が切望されている。これらの動作を人工知能（AI：Artificial Intelligence）を使って実現（性能と安全性を高める）する取り組みも行われている。加えて、自動運転では、ドライバも乗客に置き換わり、安全・安心から快適・感動へと自動車の役割が拡大していくと予測される。

以上の状況を踏まえ、我々は、将来の自動車を人間特性とAIの側面で研究を進めており、本論文では数例の紹介をしたい。

## 2. 人間特性研究：自動車内での人の特性を明らかにする

交通事故は、ドライバの「認知・判断・操作」のミ

ス（ヒューマンエラー）が原因で発生する場合が多い。我々は、このヒューマンエラーをなくすために、「人を知る」、「人を見る」、「人を変える」の3つの観点で研究開発を進めている。「人を知る」は、ドライバの運転に適正な状態を脳活動のセンシングも行いながら明らかにする。ここで得た知見に基づき「人を見る」では、カメラ、生体センサを用いて適正状態からの逸脱を検知する技術を開発する。更に「人を変える」は逸脱しそうな場合や逸脱してしまった際に、五感へ刺激を与える等の手法により適正状態へ遷移させ維持する技術を開発する。これら3つの技術を組み合わせることで安全・安心な運転を実現できる。加えて、運転に重要な要素である快適、感動を創出するコックピットの開発も進めている。

## 2.1 運転適正状態を定義する

運転で人が行っている行動には、認知・判断・操作がある。事故を起こさないようにするためには、前述のように認知・判断・操作においてヒューマンエラーを生じさせないことがポイントとなる。

ヒューマンエラーが生じる原因として、脇見、眠気や漫然に基づいた前方への不注意状態だけでなく、イライラや怒りなどの感情起因も挙げられる。したがって、前方をしっかり注視し、冷静、沈着に状況を判断できる状態（運転適正状態）であれば、ヒューマンエラーは最小限に抑えられると考えられる。

我々は、このような運転適正の状態を、1980年に心理学者ラッセルが提唱した感情の円環図（Fig. 1）をベースに考えている<sup>2)</sup>。円環図の縦軸が眠気・覚醒軸、横軸が快・不快軸である。縦軸の下側は漫然や眠気の状態を、上側は覚醒や興奮（パニックや怒り）の状態を示し、その中間が運転適正の状態と考えている。また、横軸は中心より右側の快適側が、運転適正の状態と考えている。運転適正状態は、自動運転のレベルによっても異なり、最終的には手動から完全自動まで、そのレベルに合わせて必要な運転適正状態を維持できる技術を開発することが狙いとなる。現在、ドライビングシミュレータおよび実車にて脳活動、視線、生体信号、運転行動を多角的に解析することで、運転適正状態を定義する活動を進めている。

## 2.2 支える技術：眠気を知り起こす・・・覚醒技術

重大事故の原因の一つに眠気による運転不能状態がある。眠気は、感情の円環図の縦軸にあたる眠気・覚醒軸に相当し、眠気の確度高い検知が必要である。

眠気を定量的に捉えるため、労働科学研究所の研究にヒントを得て、顔表情の変化から眠気の程度を6段階に識別する基準を構築した。現在製品化されているドライバステータスマニタ<sup>3)</sup>（Fig. 2）は顔をカメラで撮影し、顔表情の変化からドライバの眠気を推定している。2019年4月には岐阜乗合自動車株式会社で観光バス・高速バスの全車両に導入され、安心・安全な運航への貢献が期待されている。

また、検知した眠気を解消する覚醒技術の開発にも着手している。眠気を解消するには外部から刺激を与え、脳内の覚醒水準を高める神経伝達物質（ノルアドレナリン）の分泌を促進させる必要がある。その際の一歩の課題は、外部から与える刺激に体が慣れ、5～10分程度で覚醒の効果を失うことが挙げられる。そこで、エアコン冷風、香り等の複数刺激を使って、慣れることなく覚醒を長時間継続させる方法を開発した。本技術は名鉄バス株式会社との実証実験により効果も確認されており、今後の活用が期待される。また、会話を用いて、さらに長時間、覚醒を維持する手法についても開発を進めている<sup>4)</sup>。



Fig. 1 Circumplex model of affect<sup>2)</sup>  
(Partially modified for explanation)



Fig. 2 Driver Status Monitor



Fig. 3 Wearable NIRS system (Sun visor-type)

### 2.3 支える技術：感情を知る・・・脳血流測定（ウェアラブル）

ドライバーが運転適正状態かを検知するため、感情の円環図の横軸にあたる快・不快軸を検知する必要がある。快・不快のような感情は脳深部で生み出されるため、正確に脳活動を測定するには医療用の大型装置であるMRI（核磁気共鳴画像法：Magnetic Resonance Imaging）を使う必要がある。もちろん運転中にMRI計測は不可能であるため、実車環境下での感情測定は極めて困難である。そこで、脳表層近傍の血流の変化も感情に相関があると想定し<sup>5)</sup>、脳表層近傍の脳血流を測定することができるNIRS（近赤外分光法：Near-Infrared Spectroscopy）に着目した。従来のNIRSは持ち運びが可能な装置であるが、さらに使い勝手を良くするために、株式会社アステムとの協業で、環境ノイズ耐性、生体ノイズ耐性、装着の容易性を対策し、ウェアラブル化を実現させた<sup>6)</sup>。このウェアラブルNIRSはFig. 3のようにサンバイザー型、無線でのデータ収集を可能にしたことで、車載化が可能となったため、従来の実験レベルでの測定装置としてだけでなく、様々なユーザ（職業ドライバーや工場作業員など）にも活用できると期待される。



Fig. 4 Cockpit Concept

### 2.4 安全・安心～快適・感動の実現：コックピットコンセプト

前述した運転適正状態の測定技術、アクチュエーション技術等を用いて快適に移動することを狙いとした、将来コックピットコンセプトを企画している。Fig. 4にコンセプトの一例を示す。動作イメージとしては、乗車から降車まで、安全・安心はもとより快適・感動を得るために、視覚・聴覚・触覚・嗅覚・温覚へのアクチュエーションが動作する。ユーザに常にうれしさを実感してもらい、かつ危険な状態へ陥ることを確実に予防することで、提供価値を最大化することを狙いとしている。



Fig. 5 Demonstration of Cockpit concept

現在、コックピットコンセプトを実現するために、ドライバーの眠気の兆し、漫然等の事故に繋がる状態を検知し、五感へのアクチュエーションにより解消する技術、及びそれらアクチュエーションを用いて乗員を快適にする技術を開発し、安全・安心・快適・感動コックピットとして実車への搭載を進めている (Fig. 5)。更に UX (ユーザーエクスペリエンス) を想定し、実車で UX の体験評価及び、完成自動車メーカーへ UX をベースとしたコックピット提案活動を進めている。

### 3. 人工知能で自動車技術のイノベーション

DNN (Deep Neural Network) が 2012 年のコンペティションでの成果<sup>7)</sup> を機に、さまざまな領域で応用され技術革命が進んでいる。例えば、画像認識では、特定の画像セット (画像を集めたもの) ではあるものの、人間の認識能力を超える報告<sup>8)</sup> がある。また、将棋やチェス、碁では、世界一のプレイヤーに勝利したことは有名 (Deepmind 社の AlphaGo<sup>9)</sup> など) である。

我々は、DNN を代表とする機械学習で、自動車技術にイノベーションを起こすべく、研究を開始しており、以下に数例を紹介する。

#### 3.1 Deep Neural Network の特徴 & 自動運転への適用

DNN の礎となる概念は 1979 年に福島により提唱されていた<sup>10)</sup> が、莫大な計算コストが必要なこともありその研究が世の中の注目を浴びることはなかった。しかし近年の計算機の性能向上と一部の研究者による絶え間ない研究努力に支えられ、前述のように 2012 年に画像認識のコンペティションで従来手法を圧倒的に上回る認識性能を出したことから注目を浴びることとなった。今では画像認識にとどまらず、音声認識、キャプション生成、コンピュータゲーム/ボードゲーム、ロボット制御等の様々な用途を対象として研究が活発に行われている。

従来の手法と DNN の大きな違いは、DNN は学習データから特徴量を自動で抽出できることである。例えば従来から使われている HOG (Histograms of

Oriented Gradients) 特徴量を用いた画像認識<sup>11)</sup> では、ある局所領域内の輝度勾配をヒストグラム化して対象物体か否かの判定を行うが、何をどのように特徴として扱って画像認識するかは人手で決定する必要がある。一方で DNN では大量のデータから自動で特徴量が抽出できるため、人手では設計できないような良い特徴を効率的に抽出できる可能性がある。これが認識性能の大幅な向上につながっていると考えられ、産業界においても幅広い分野への適用が始まってきた。

ここで自動運転のシステムを考えてみる。人の運転と同じように車両周辺の環境を認識し、他車両や歩行者の動きを予測し、それらの情報に基づいて適切な判断を下して車両を制御する必要がある。我々は DNN をはじめとする AI 技術を自動運転システムに実適用するための研究開発を推進しており、以降の章で、「認識」、「予測」、「判断」に関する技術開発について述べる。また、学習データから特徴量を自動抽出する DNN は高性能ではある一方で、その結果が得られた理由がわからない、という所謂「ブラックボックス問題」がある。自動車に適用するためには品質保証の仕組みをつくるのが大きな課題である。そのため我々の AI 安全品質に関する取り組みについても後述することにする。

#### 3.2 オブジェクト認識・・・三次元軌道追跡<sup>12)</sup>

まず初めに、カメラや LIDAR、ミリ波レーダといった様々な車載センサを用いて車両の周辺状況を把握する「認識」について述べる。ここでは人間がクルマを運転するときと同様に、周辺の車両や歩行者といった交通参加者、標識や信号機を認識し、また道路の形状や幅、曲率といった道路構造も高精度に認識する必要がある。このような車両周辺環境を認識した後に重要となるのは、物体の軌道追跡である。車両や歩行者が動いているのか、静止しているか、動いている場合はどのような経路を経て現在の位置に至ったのかを把握することは、後述する「予測」、「判断」のための重要な入力情報となる。そのため、追跡技術の一例として、我々が取り組んでいる三次元情報を活用した軌道追跡技術について紹介する。

軌道追跡は自フレームで検出した物体の位置と、前

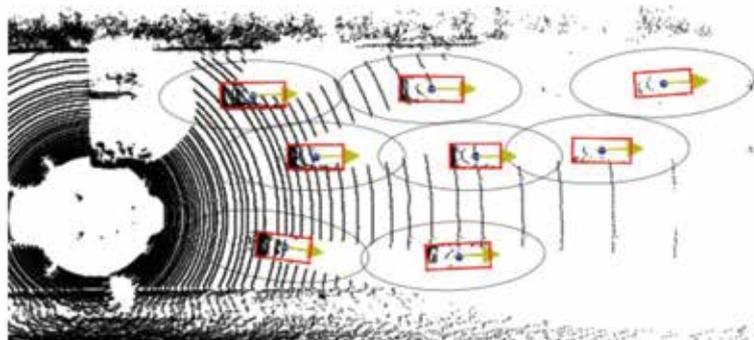


Fig. 6 Boundary boxes in bird's-eye view

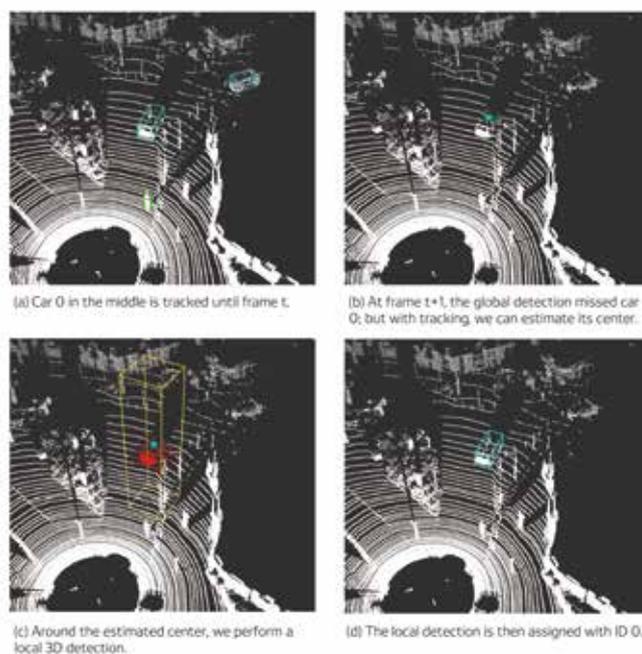


Fig. 7 An example of the detection-by-tracking process

フレームでのその物体の位置とを繋いでいくことで実現されるが、複数の物体が重なった場合に追跡対象を取り違えてしまうことや、物体検出をミスした場合に追跡対象を見失うことが課題となる。そこで我々は LIDAR から得られる三次元情報（位置、向き）を活用し、ガウス分布に従い次フレームの三次元特徴（位置、向き）を推定して類似性を評価する処理を追加（Fig. 6）し、また物体検出器が検出ミスした場合には過去の追跡軌跡から物体位置を推定して局所的に検出処理をする（Fig. 7）ことで精度よく軌跡追跡できるアルゴリズムを開発した。

### 3.3 オブジェクトの行動推定・・・自転車の行動予測<sup>13)</sup>

前節で述べた「認識」により車両の周辺環境が把握でき、物体の軌道追跡ができるようになると、自動運転の安全性を高めるために次に必要となるのはその物体の未来の動きを推定する「予測」技術である。予測の対象は他車両、歩行者、自転車等の移動物体であり、過去の軌道追跡結果から未来の軌道を推定することになる。単純な手法としては、過去の軌道から未来の軌道を線形フィッティングする方法があるが、例えば歩行者や自転車のように極めて短時間で軌道が変化することがある場合は過去の軌跡に基づく線形予測では精度を向上させることが難しいという課題がある。そこで我々は収集した歩行者や自転車の軌道データを学習

してそれらの行動予測モデルを構築するアプローチの研究開発を行っている。

多様な行動を正確に予測するため、我々は確率論的手法の一種である敵対的模倣学習（Generative Adversarial Imitation Learning, 以降 GAIL）を採用している。GAIL は同じく確率論的手法である逆強化学習アプローチに対して計算コストが低く、且つ、連続的な状態行動空間を扱えるという特長がある。一方で多様な行動を予測したいのに対して出力の多様性がなくなり単一化してしまうモード崩壊（学習モデルに対して、どのような入力に対してもほぼ同一の結果を出力する状態）という課題があることが知られている。

そこで我々はモード崩壊を回避するため、1) 自転車の目的地予測と、その目的地までの軌道予測、の2つの問題へ分離、2) カリキュラム学習の導入、の二つの対策を実施した。1) は人の行動は目的地に紐づけられるという知見に基づくものであり、これにより多様な行動を予測できるようにする。また2) は多様な行動を学習させようとする場合、初期から難しいタスクを学習させようとする、ある偏った行動のみに学習が進んでしまうため、簡単なタスクから徐々に難しくすることで学習される行動の偏りをなくし、多様な行動を学習させることを狙っている。

この手法を実装して Stanford Drone Dataset<sup>14)</sup> を用いて評価を行った。このデータはスタンフォード大学構内をドローンから撮影したものであり、鳥瞰画像に歩行者、自転車、車両の位置情報が与えられているので、本評価ではラウンドアバウトを走行する自転車を

予測対象として選定した。Fig. 8 は定性的評価の一部であり、左図では本手法の効果として、モード崩壊を回避して多様な行動を生成できていることが確認できるが、一方で本手法を適用していない場合は右図のように一様な軌道しか生成できていないことが分かる。

しかしながら本手法では予測対象の属性や姿勢を考慮した予測はできていない。また予測対象の行動が自転車との行動と干渉（インタラクション）する場合への対応も今後の研究課題として捉えている。

### 3.4 自動運転車と従来運転車との協調<sup>15)</sup>

自動運転車と従来の自動車との混在環境では自転車の行動が他車の行動に影響を与えることを前節で述べた。適切に状況を把握して最適な「判断」を行うことが必要であると考えられるが、これは非常に大きな研究課題である。そこで本項では、そのような難しい判断が求められる交通シーンの1つとして高速道度における合流を取り上げ、その要件と解決方法について解説する。具体的には、片側1車線の渋滞した高速道路の本線に、左側から自動運転車が合流を行う場合を考える。この場合、他車の動作を観察しながら「どこに」「いつ」入るかを判断しなければならない。

こうした難しい交通シーンにおいても他車と協調しながら適切な判断を行うため、我々は2017年に RObust Intelligent Planner（以下、ROIP）というアルゴリズムを提案した。自転車と他車を取りうる行動の組み合わせを時系列のステップも考慮して考えるとその数は莫大となり、すべての組み合わせを評価している

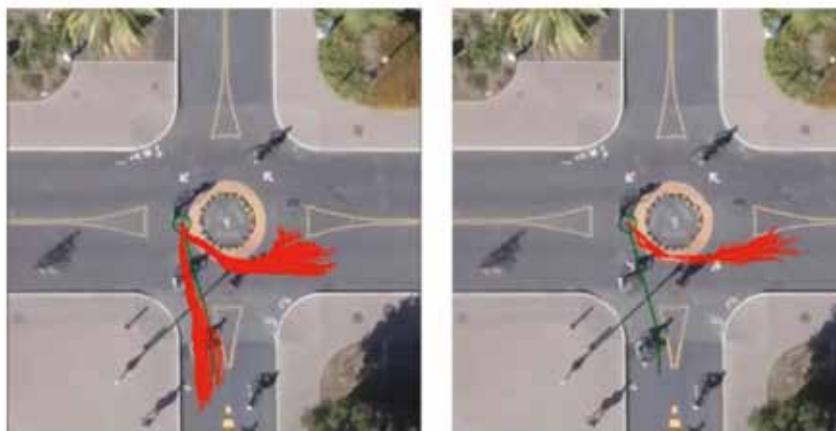


Fig. 8 Trajectory prediction of bicycle

と処理時間が膨大となる。そのため、ROIPでは他車の行動予測結果を基に各行動分岐の実現可能性を確率で測り、「起こり得ない」もしくは「起こる可能性が低い」パターンを削除していく「枝刈り」と呼ばれる手法を採用した。また、人間のドライバーがこのような難しい交通シーン（例えば合流シーン）において、方向指示器を出したり、隣の車線に少し近づいて合流の意図を示したりして本線車両の反応を探り、隙間に入れてくれそうな車両を探すように、自ら行動を起こして他車の反応をみる行動（Probe Action）をROIPに実装した（Fig. 9）。

このROIPを実装した自動運転シミュレータを用意し、ROIPの動作を体験できるデモを様々な展示会で行った（Fig. 10）。デモでは、来場者に右車線を走る通常のクルマを操作してもらった（Fig. 9の右車線最後方の車両）ところ、自動運転車が行うProbe actionに対して譲ったり譲らなかったり、場合によってはずっと並走したり、加速・減速を頻繁に繰り返したりするなど、実際の路上ではあまり見られないような運転行動をとる人もいたが、ROIPはそのような動作もすべて予測して合流できた。これはROIPのロバスト性を示せたと考えている。

このデモで用いた高速道路で合流を行う例では、自車や他車の位置・速度、合流車線終端までの距離といった情報を判断の材料としている。高速道路は道路形状が比較的シンプルで、交通参加者（車両や二輪車など）の動きもある程度限定されることから、判断の材料となる情報の設定が比較的行きやすい。ところが、自動運転のシーンを一般道へ広げると、考慮すべき周囲の状況は非常に複雑になる。歩行者や自転車、信号、交差点のように状況を表す要素の数が増えると、状況変化の分岐数が非常に多くなる。「枝刈り」などの手法を駆使しても、計算時間が非現実的に長くなってしまふ。そのため、複雑なシーンに対応するには、さらなるアプローチが必要であると考えている。その一つのアプローチとして、DNNの特徴量抽出能力と、強化学習の汎用的な最適化能力を融合させた手法について研究着手しており、さらに複雑なシーンへの適用を狙っている。

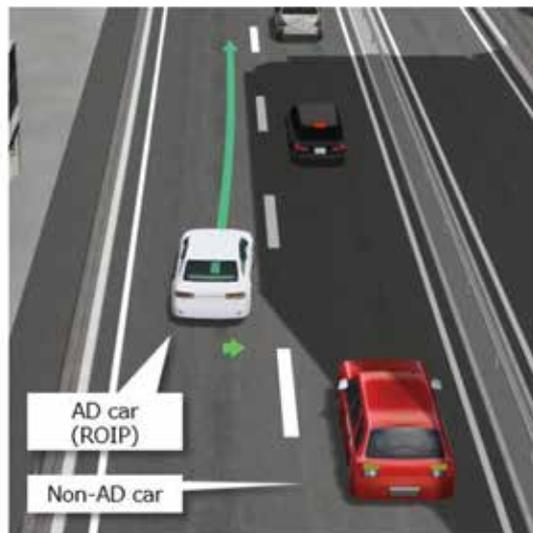


Fig.9 Autonomous Driving car simulation by ROIP (ROIP:Robust Intelligent Planner)



Fig. 10 Demonstration at exhibition

### 3.5 AI 安全品質・・・可視化技術<sup>16)</sup>

人手による特徴量設計（例えば、「人」を識別する判断基準の設計）を必要とせず、DNNに代表されるように学習データから自動的に特徴量抽出するようなAI技術は高性能が期待できることを前述した。しかしながら、その出力の判断根拠が分かり難く（ブラックボックス問題）、車載システムのような高い安全性が求められるシステムでは実適用に向けた大きな課題となる。我々はAI技術を車載システムに適用する場合に、その安全性や品質性能を担保するための考え方や技術開発を行う「AI品質」という研究プロジェクトを2016年に立ち上げた。

この研究プロジェクトではAIを安全に使いこなすための「方針」を立て、それを受けて社内の設計プロ

セスやルールといった仕組みを構築する「品質保証」、また保証方法や基準等の協調領域について社外と連携して標準化や合意形成を推進する「社会受容」、最後にそれらを実現するために必要となる新たなAIの「要素技術」という4つの考え方に分けてそれぞれについて活動を開始している。(Fig. 11)

以下、要素技術の一例として、DNN 出力結果の可視化について取り組んでいる例を紹介する。前述のとおり DNN はその判断根拠が分かりにくいという課題があり、その解釈性を向上させるための研究が盛んにおこなわれるようになってきている。画像認識の分野では、その出力結果に寄与したDNNのレイヤ構造に沿って出力結果への貢献度を出力層から入力層に向けて逆伝搬させていくLRP法(Layer-wise Relevance Propagation)<sup>17)</sup>に我々は注目し、その伝搬方法にルー

ルを追加することによって出力結果の違いによる入力画像に対する注目点の可視化を行った(Fig. 12)。この例では、DNNが認識結果として“Dog”を出力した場合と“Cat”を出力した場合とで注目点が異なっていることが確認できる。例えば車載システムで画像から歩行者を認識する場合に“どこを見て歩行者と認識したのか”、または“どこをみて歩行者と誤認識したのか”ということ知ることはシステムの設計、評価を進めるうえで重要な情報になる。

このように、我々は前節までで述べた「認識」や「予測」「判断」に関するアルゴリズム開発にとどまらず、それらを安全に車載システムに搭載するための「AI品質」に関する取り組みも行っており、これらに対する総合的な取り組みが車載AIには必須であると考えている。

基調論文



Fig. 11 Idea of AI quality assurance

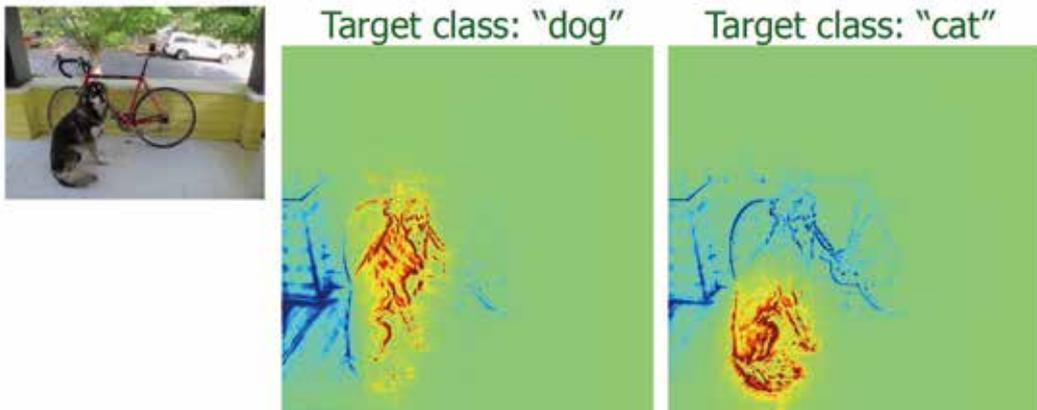


Fig. 12 DNN process visualization by Layer-wise Relevance Propagation

## 4. おわりに

100年に一度の大変革期を迎える自動車産業において、今までとは違ったアプローチでの技術開発、価値創造が必須となってくる。我々は、自動車を“愛車”とすべく、車の価値を創造する取り組みをドライバ視線、乗員視線で進めている。また、オーナーカー、シェアカーに多大な影響を与える、自動運転やADAS技術において、DNNを基軸にして新たな技術価値を創造している。

2020年のオリンピック・パラリンピックを機に、自動車技術の潮流が大きく変化しようとしている。ここ数年が将来の自動車技術を支える技術になると思われるため、さらなる技術開発を進めていく。

### 参考文献

- 1) 交通事故死者半減を目指して-内閣府(平成20年報告書)  
[https://www8.cao.go.jp/koutu/taisaku/h21kou\\_haku/zenbun/genkyo/h1/h1b1s1\\_3.html](https://www8.cao.go.jp/koutu/taisaku/h21kou_haku/zenbun/genkyo/h1/h1b1s1_3.html)
- 2) James A Russell, "A circumplex model of affect", *Journal of Personality and Social Psychology*, 39(6), 1161-1178, 1980
- 3) デンソー HP : <https://www.denso.com/jp/ja/products-and-services/safety-and-cockpit/pick-up/dsm>
- 4) 蜂須賀 知里, 松岡 孝, 柿崎 勝 「ドライバの覚醒維持を目的とした会話の基本構造検討」, 自動車技術会論文集 48 巻 2 号, p419-424, 2017
- 5) Yoko Hoshi et al., "Recognition of Human Emotions from Cerebral Blood Flow Changes in the Frontal Region", *Journal of Neuroimaging Vol 21 No2 April p94-101 2011*
- 6) 株式会社アステムより, 2017年に販売開始 <http://www.astem-jp.com/product/nirs/nirs131.html>
- 7) Krizhevsk et al., *ImageNet Classification with Deep Convolution Neural Networks*, NIPS 2012
- 8) Microsoft AI Blog : <https://blogs.microsoft.com/ai/microsoft-researchers-win-imagenet-computer-vision-challenge/>  
または, <https://blogs.technet.microsoft.com/jpai/2015/12/11/microsoft-researchers-win-imagenet-computer-vision-challenge/>
- 9) <https://deepmind.com/blog/alphazero-shedding-new-light-grand-games-chess-shogi-and-go/>
- 10) Fukushima, Neocognitron (1980). "A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position". *Biological Cybernetics* 36 (4): 93-202
- 11) N Dalal, B Triggs, *Histograms of oriented gradients for human detection*, CVPR 2005
- 12) Quei-An Chen et al., *Detection-by-Tracking Boosted Online*

3D Multi-Object Tracking, 2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)

- 13) TeerapatRojanaarpa et al., "逆強化学習による道路ユーザの移動先および軌道の予測", 自動車技術会 (2019年春季)
- 14) [http://cvgl.stanford.edu/projects/uav\\_data/](http://cvgl.stanford.edu/projects/uav_data/)
- 15) 日経 XTECH : <https://tech.nikkeibp.co.jp/atcl/nxt/column/18/00001/02625/>
- 16) Kameya et al., *Contrastive Relevance Propagation for Interpreting Predictions by a Single-Shot Object Detector*, IJCNN 2019
- 17) S. Bach, A. Binder, G. Montavon, F. Klauschen, K.-R. Müller, and W. Samek, "On pixel-wise explanations for non-linear classifier decisions by layer-wise relevance propagation," *PLOS ONE*, vol. 10, no. 7, 2015.

著者



奥野 英一

おくの えいいち

AI 研究部博士 (工学)  
人間特性, AI 技術の自動車応用の研究開発に従事



伊藤 直紀

いとう なおき

AI 研究部  
AI 技術の自動車応用の研究開発に従事



伊藤 隆文

いとう たかふみ

AI 研究部  
人間特性技術の自動車応用の研究開発に従事



廣瀬 正明

ひろせ まさあき

AI 研究部  
人間特性技術の自動車応用の研究開発に従事