



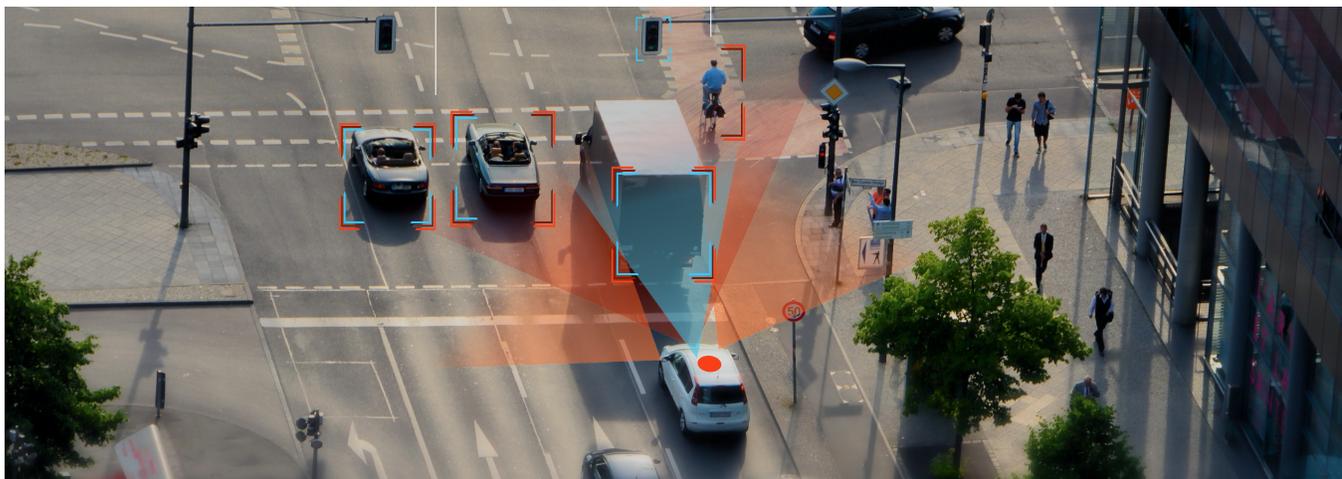
## 機械学習の活用による自動車レーダーの発展

自動運転車両の最大の課題は、車両がどの位置を走行し、どのように走行するのかを車両に指示するためのアルゴリズム、つまりプランニングとポリシーを開発することだと考える方がいるかもしれませんが。実はそうではありません。最大の課題はセンシングと知覚です。つまり、プランニング機能やポリシー機能のよりどころとなる、正確かつ実用的な環境モデルを高い信頼性で構築できる知覚システムの構築です。この意味で、知覚システムはより高次の自動化を可能にするための基本となります。

OEM は、人命を救うアクティブ セーフティ機能を利用できるようにするために車両に搭載する最適な知覚システムを探していますが、その中でレーダーは、低いシステム コストや、さまざまな天候や照明条件に対応できる弾力性など、多くのメリットを備えています。

このような特性から、レーダーは車両の環境モデルを構築するために理想的な基盤であり、特に基本的な警告機能にとどまらない支援機能や自動機能を実現するうえで欠かせないデバイスとなっています。インテリジェンスを一元化して機械学習を正しく適用することで、パフォーマンスを加速でき、他のセンシング モダリティとデータを融合しながらレーダーの強みを活かせるようになります。こうすることで OEM は、最先端の機能を備え、通常では発生しない難しいシナリオにも対応できるプランニング機能とポリシー機能の設計と実装に最適な土台を用意することができます。

## 機械学習とレーダー



アクティブ セーフティ機能は、人命を守り、事故を未然に防ぐものです。たとえば、米国道路安全保険協会によると、自動緊急ブレーキと前方衝突警告機能により、追突事故を 50% 減少できることが報告されています。2019 年の Consumer Reports 社の調査では、車両所有者の 57% が、車両に搭載された先進的な運転支援機能によって事故が防止されたと回答しています。これらのソリューションには通常、前方のレーダーまたはカメラ (理想的には両方) が使用されます。

今後数年間における OEM の課題は、より先進的なアクティブ セーフティ機能をコスト効率のよい方法で市場に投入して、OEM がそれらの機能をより多くのモデルに搭載し、より多くの消費者が利用できるようにすることです。また、それと同時に、最も難しいセンシングの課題に対応するために、より高度なレベルでの自動化への基礎を築く必要もあります。

成功の鍵は、2つの主要な機能、すなわち、センサーから提供される情報の質と、そのデータを解釈するコンピューティング能力にあります。センサー側では、レーダーを中心としたソリューションが、この機能を実現する基盤となります。コンピューティング側では、機械学習システムがレーダー センサーから送られてくるデータを使用し、他のソースからのデータと組み合わせることで、車両環境のロバスト性の高い画像処理が行われます。

### レーダーのメリット

現在、車両に搭載されているセンサーは、主にレーダーとカメラであり、低速での近距離検出には超音波が、自動運転では LiDAR (ライダー) が使用されています。

レーダーが広く使われている理由の1つに、物体との距離を確実に示せることがあります。一般的な車載用長距離レーダーは、300~500 m 離れた物体の距離を測定することができます。一方、カメラの場合は、カメラに写る物体の大きさなどの要素に基づいて、物体との距離を推定しなければなりません。立体視の手法を活用したとしても、これは困難な作業です。さらに、解像度も問題となります。カメラ画像の単一ピクセル、つまり1画素は遠距離では非常に広範囲になるため、遠距離に存在する物体をカメラで識別することは困難です。集束光学系が役立つ場合もありますが、視野が制限されるため、カメラベースの知覚システムでよく見られる難しい妥協を迫られることとなります。

また、レーダーには相対的な速度を測定する能力もあるため、距離の測定と同時に、何かが車に向かっていく速さ、あるいは車から遠ざかっていく速さを知ることができます。カメラやライダーで相対的な速度を推定するためには、時間をかけて複数の画像を撮影する必要があります。

レーダーは光ではなく電波を使って物体を検出するため、雨や霧、雪、煙といった状況でも機能します。これは、一般的に人間の目と同じ課題がある、カメラや将来的にはライダーといった光学技術とは対照的です。運転中に直射日光で目がくらんだときのことや、土や汚れが付着したフロントガラスからの視界を確保しようとしたときのことを思い浮かべてみてください。光学センサーにも同じような課題がありますが、レーダーはそのような場合でもはっきりと認識することができます。また、レーダーはカメラとは異なり、夜間でも高いコントラストや照明を必要としないため検知性能が低下することはありません。

物体が他の車両なのか、歩行者なのか、自転車なのか、あるいは犬なのかを見分けるのも、カメラが最も得意とするところですが、物体によって動きが異なるため、何が見えているのかを正確に把握できれば、車両システムは動きを予測しやすくなります。

ライダーが注目されているのは、独自の強みがあるためです。高解像度で直接距離測定が可能であり、各グリッドセルに特定の距離が関連付けられたグリッドを形成することができます。ライダーは非常に高い周波数で動作します。そのため、従来のレーダーよりも波長が短く、レーダーよりも高い角度分解能が得られるため、物体の境界をより正確に認識することができます。

ライダーの弱点として、ライダーの前方の面が透明で汚れがない状態でないとその効果を発揮できないことがあり、これは当然ながら特に走行中の車両で問題になります。たとえば、虫が1匹とまったら、車両の視界は遮られてしまいます。

また、ライダーはレーダーほど成熟しているテクノロジーではないため、価格が高いことも大きな問題になります。そのため、今日の大量生産による自動車市場でライダーを広く使用するには、コスト面で限界があります。

信頼性と安全性に優れたソリューションを実現するためには、車両でさまざまなセンシングテクノロジーを組み合わせて利用する必要があり、さらにセンサーフュージョン(サイドバーを参照→)を使用して複数のソースからの入力をまとめることで、環境を最大限に理解する必要があります。たとえカメラが曇っていたり、ライダーに虫が飛んできたりしてそれが不可能な場合でも、車載レーダーは優れた情報を提供することができます。特に適切な機械学習アルゴリズムと組み合わせることでその効果が高まります。



図1. レーダーはさまざまな気象条件や照明条件下で環境を把握できます。

レーダーは不透明な面の裏側に設置した場合でも機能するため、OEMにとってはパッケージング面で大幅な柔軟性が得られるというメリットもあります。光学技術では、道路を「見る」ことができなければなりません。そのため、車両の外側から見えるようにする必要があり、見通しがよくなるように、可能であれば高い位置に設置し、道路から巻き上がる土ぼこりや汚れが付着しないようにする必要があります。一方、レーダーはグリルの裏やバンパーの内側などの目立たない場所に設置できるため、設計の自由度が大幅に高まり、デザイナーは車の美観に集中することができます。

### 光学センサーの活用場面

カメラは、物体の分類に適しています。道路標識を読み取ることができるのはカメラだけであり、



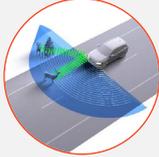
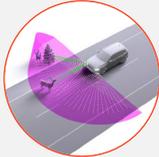
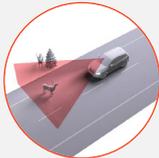
図2. レーダーは外装ボディの裏側に設置できます。

## センサー フュージョン

センサー フュージョンは、複数のレーダー、ライダー、カメラからの入力を融合させ、車両周辺の環境に関する単一のモデルや画像を形成する機能です。その結果、さまざまな種類のセンサーの長所をバランスよく活用することで、より精度の高いモデルが完成します。そして、車両システムは、センサー フュージョンによって提供される情報を利用することで、よりインテリジェントな動作に対応できるようになります。

もちろん、車両に搭載するセンサーの数が増えれば増えるほど、融合は難しくなりますが、その分、性能を向上させる機会も増えます。

以前は、センサー データを分析して物体の判別と追跡を行うための処理能力は、カメラまたはレーダーとパッケージ化された形で提供されていました。Aptiv のサテライトアーキテクチャーのアプローチでは、処理能力をより強力なアクティブ セーフティドメイン コントローラーに一元化し、各センサーからデータを収集してドメイン コントローラーで融合させることが可能になっています。

レーダー		<ul style="list-style-type: none"> <li>• 長距離センシング</li> <li>• 物体の移動</li> <li>• 全天候性能</li> </ul>
ライダー		<ul style="list-style-type: none"> <li>• 精密な 3D 物体の検出</li> <li>• 距離の正確性</li> <li>• フリースペース検出</li> </ul>
カメラ		<ul style="list-style-type: none"> <li>• 物体の分類</li> <li>• 物体の角度位置</li> <li>• シーン状況</li> </ul>

	レーダー	ライダー	カメラ	フュージョン
物体の検出	+	+	○	+
歩行者検出	-	○	+	+
気候条件	+	○	-	+
照明条件	+	+	-	+
土	+	○	-	+
速度	+	○	○	+
距離 - 正確性	+	+	○	+
距離 - 範囲	+	○	○	+
データ密度	-	○	+	+
分類	-	○	+	+
パッケージング	+	-	○	+

+ = 強み ○ = 対応 - = 弱み

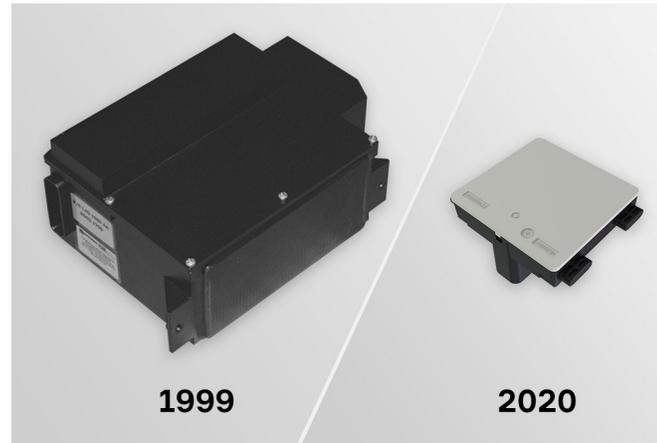
## 機械学習

機械学習は人工知能のサブセットであり、さまざまなシナリオでの経験を通じてトレーニングされるシステムの能力を指します。車両の自動運転化が進めば、開発者は機械学習を使ってシステムをトレーニングし、より少ないデータで物体を識別して、環境をより適切に把握することができるようになります。

レーダーに関する課題のうち、境界の検出については機械学習が役立ちます。レーダーは波長が長いと解像度が低くなり、そのために対象物の境界がわかりづらくなる場合があります。その場合、データを解釈して状況を判断するのが難しくなります。レーダーの分解能を向上させるために、現在車載用として一般的に使用されている 77 GHz から 120 GHz 以上に周波数を上げ、それに伴って波長を短くするなどの取り組みが技術者によって進められています。これにより、同じサイズのセンサーで、より高い解像度の実現が可能になります。しかし、現在のレーダーを使用する場合でも、標準的なアルゴリズムでデータを記述することが難しい場合に、機械学習によってさまざまなシナリオの特徴を把握することは可能です。

開発者が機械学習システムに対して特定のカテゴリに分類される物体の例を数多く示すことで、反射点の多い複雑な物体によって信号がどのように散乱するかを学習させることができます。ここでは、状況的な情報を活用することができます。さらに、カメラやライダー、あるいは HD マップから同時に提供されるデータから学習し、レーダー信号に基づいて物体を分類することも可能です。

機械学習を上手に使えると、さらなるメリットが期待できます。レーダーから提供される生データのすべて、隅から隅までに機械学習を適用するのではなく、以前からある前処理を行ったうえで、意味のある部分だけに機械学習を適用するという手法を用いることができます。



## 自動車業界初の取り組み

Aptiv は 1999 年に Jaguar XKR のアダプティブクルーズコントロールシステムを手がけ、先進運転支援システム (ADAS) テクノロジーのパイオニアとなりました。このアダプティブクルーズコントロール (ACC) システムは、車両前方のマイクロ波レーダーで先行車との距離と相対速度を測定し、スロットルとブレーキによって車両が 1~2 秒後方にとどまるように制御するシステムです。

このテクノロジーは PACE Award を受賞しましたが、レーダーが高価だったため、搭載は高級車向けに限定されていました。技術者が、「レーダーを買えば、車が無料でついてくる」という冗談を言っていたほどです。その後、ハードウェアの世代が新しくなるにつれて小型化と軽量化が行われ、コストも 10 分の 1 以下になっています。レーダーは、数十年にわたる過酷な使用にも耐えることが証明されています。現在では、あらゆるレベルの車両でこのテクノロジーが採用され、アクティブセーフティを実現しています。

車載レーダーの多くは、角度を測定するために一連のアンテナを利用しています。従来型のレーダー信号処理では、各アンテナからのデジタル化された信号が距離と速度に変換されます。この信号を一連のアンテナの全体で比較することで、角度を測定します。前処理の例としては、従来型の信号処理を使用して注目する領域の切り分けを行い、特定の距離や速度の物体に焦点を当てることが挙げられます。そうすることで、共通の距離と速度を持つ各アンテナからの信号を使用して、システムをトレーニングできるようになります。

一般的なレーダーには最大 12 本までのアンテナを使用でき、1 台の車両には 5 台以上のレーダーを搭載することができます。これらのアンテナにより、個々のアンテナからの信号をデジタル化し、デジタル的に組み合わせるデジタル ビームフォーミングが可能になります。その結果、レーダーは信号を 1 回だけサンプリングし、その後は必要な数だけさまざまな方向にビームを形成することになります。一連のアンテナ全体にわたり、レーダーが重なる場所を解析することで、システムがさまざまな物体の角度を推測できるようになっています。

このような分析により、システムは豊富な情報の基盤をニューラル ネットワークに供給し、ニューラル ネットワークは機械学習を適用して、さらに明瞭な状況画像を作り出すことを可能にしています。この中間処理のステップを経ない場合、AI システムは生のデジタル信号そのものからリアルタイムに状況を判断しなければなりません。つまり、非常にパワフルである必要があるため、システムはより高価でリソースを多用するものになり、データをどう判断するかを理解するための長い学習期間も必要になります。さらに、そのようなシステムはトラブルシューティングが難しく、たとえば、そこにない物体が検出された場合に、どこで処理がおかしくなったのかを把握しにくいという問題もあります。従来型の処理と機械学習を組み合わせることで、データ処理にある程度の直交性を持たせることができ、それによってシステムの堅牢性を高めることができます。

レーダーから得られるデータは視覚システムから得られるデータよりも複雑で、物体の位置に加えて距離や距離レートも提供されるため、非常に価値の高いデータとなります。インテリジェントな方法でデータをふるいにかけて、そこから意味を抽出する作業には、その手間に見合う価値があります。Aptiv は、1999 年に Jaguar 車に初めてレーダーを搭載することでアダプティブ クルーズ コントロールを実現するなど、20 年にわたり自動車用レーダーを扱ってきたことで、最も効率的な方法で関連データを引き出すために必要な専門知識を得ることができました。

### コストと電力面でのメリット

新たに登場したアーキテクチャーでは、サテライトレーダーが車両全体に分散配置され、機械学習アクセラレータを備えた中央のシステムオンチップにイーサネット経由で接続されています。Aptiv はこのようなサテライトアーキテクチャーを活用し、5 台以上のレーダーから受け取るデータを処理することで、コストを抑えています。このアプローチはデータ効率が高く、さらに機械学習モデルは他の方法よりもコストと消費電力の低いプロセッサで実行することができます。

たとえば、6 台の短距離レーダーのデータを処理する実装では約 1 W が消費されますが、6 台のカメラのデータを処理する実装では 10 W から 15 W、ハイエンドの GPU の場合は約 100 W が消費されます。

また、機械学習により、レーダーによって生成されたデータから距離やフリーペースの検出情報を収集し、ライダーに近い結果を低コストなレーダーで提供することも可能です。

さらに、処理、RAM 配置、通信の並列実装をすべてのセンサーで行う必要がないことや、ソフトウェアをドメインコントローラーに一元化することで得られる効率性によってコストを削減することもできます。コストを低くできることは、標準的なレベルの車両やエントリーレベルの車両にも救命技術を搭載できることを意味します。

## 難易度の高いシナリオ

人が車両を運転するときに日々遭遇するさまざまなシナリオは、先進的な運転支援システムを導入しても簡単に解決できるものではありません。道路に物体が存在する場合、その上を走行しても安全でしょうか。隣に並んだトラックによって死角ができた場合、車両はどのように運転を調整すべきでしょうか。機械学習とレーダーを組み合わせることで、こういった問題やその他の多くの懸念に対処することができます。いくつか、その例をご紹介します。



### 道路上の落下物

道路上に小さな物体や破片が存在すると、特に高速走行時に、難しいシナリオになることがあります。機械学習機能付きのレーダーを使用すると、距離を50%以上向上させ、200 m先の小さな物体を追跡できるため、車線変更や安全な停車を行うために十分な時間の確保が可能になることが示されています。

### その上を走行しても安全な物体

人が運転しているとき、道路上に存在する物体の上を走行してもよいかどうかを、当たり前のように判断することがよくあります。このような場面では、高さが5 cmなのか10 cmなのかという推定などをするのではなく、過去の経験から得られる直感で行動することが多くなります。機械学習システムにも、その上を走行しても安全なものとして学習させることができます。プログラマーは、全体の処理チェーンの一部として物体分類の特別なサブセットを作成し、その物体の上を走行可能かどうかを判定する処理を行って、その結果をソフトウェアに渡して必要な行動を起こすようにできます。

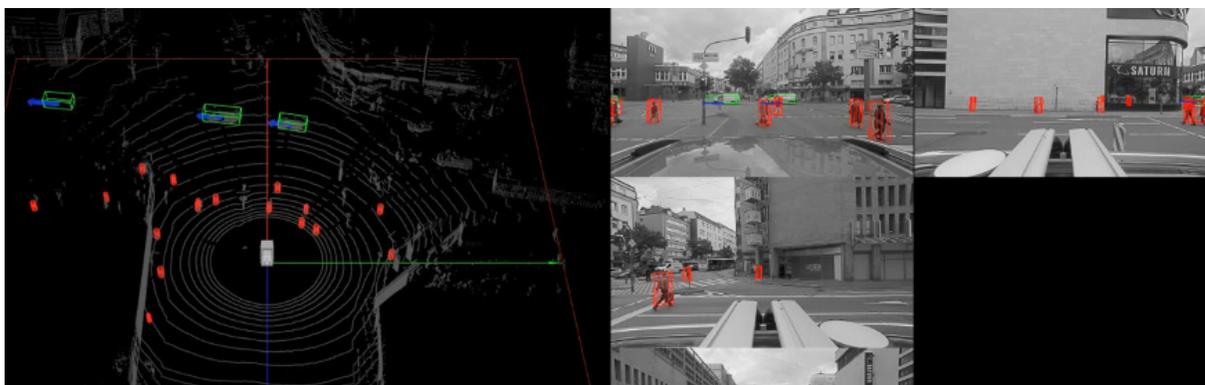
## 脆弱な道路利用者

脆弱な道路利用者には、自転車やオートバイが含まれます。これらの道路利用者は他の車両よりも識別が難しく、衝突時の乗員保護性能が著しく劣るため、規制当局や評価機関から安全性が強く問われています。機械学習を利用することで、従来型のレーダー信号処理と比較して誤検出を70%減少することができ、センサーフュージョンと他のセンシングモダリティによってさらに検出精度を向上することが可能になります。

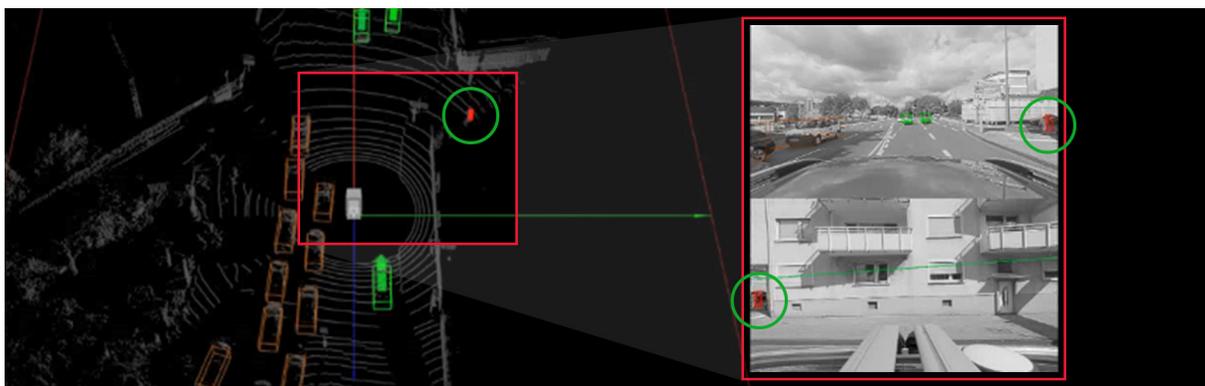


### 歩行者

特に、多くの歩行者が道路を横断し、さまざまな方向に歩いているような雑然とした都市環境では、歩行者の検出はあらゆる種類のセンサーに固有の課題をもたらします。しかし、前述したようなレーダーのデータが持つあらゆる側面を利用することで、高度な機械学習手法を用いて、雑然とした環境でも歩行者を見分けることができます。駐車している車の後ろなど、視界から隠れるような場所でも歩行者を発見することが可能になります。



### 重なっている歩行者



### 経路と駐車車両付近にいる歩行者

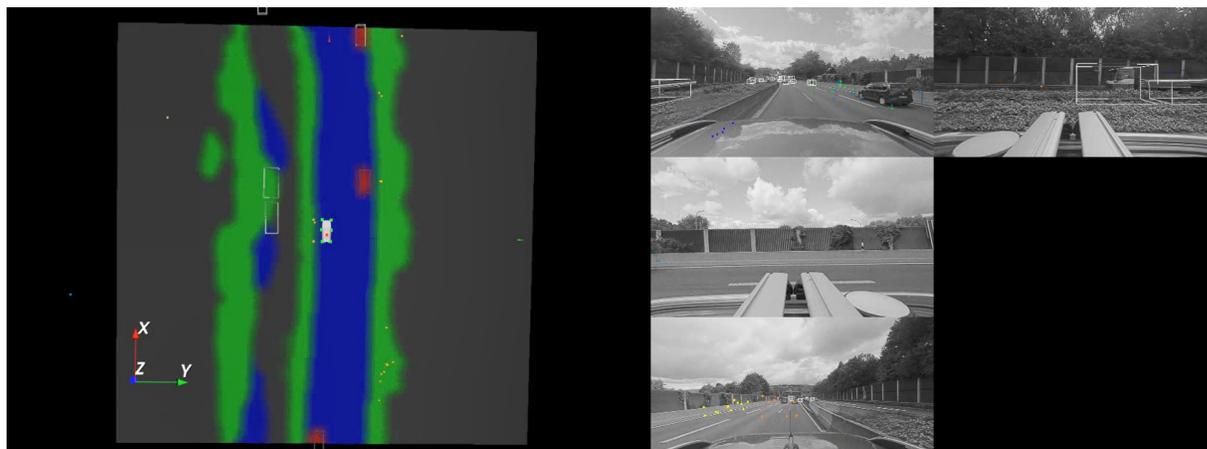


### 後ろ向き駐車操作時の歩行者警告



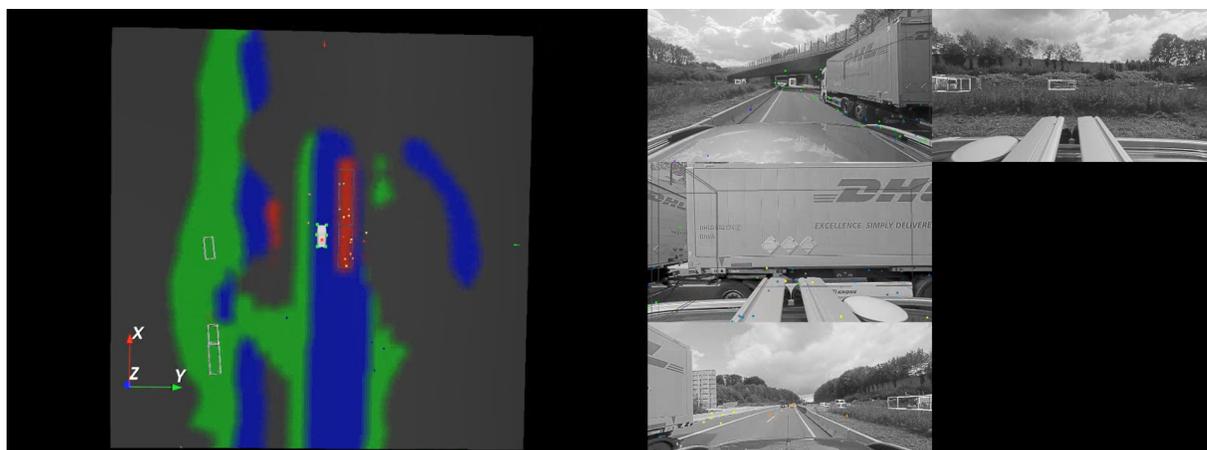
### 反射率が低い道路の境界

鋭角方向から平らなコンクリート壁を見るとときなど、道路の境界がレーダーを強く反射しない場合があります。機械学習では、堅牢なセグメント化と、時間経過に伴う距離、ドップラー、アンテナ応答全域にわたる信号処理を使用することで、境界の位置を把握することができます。



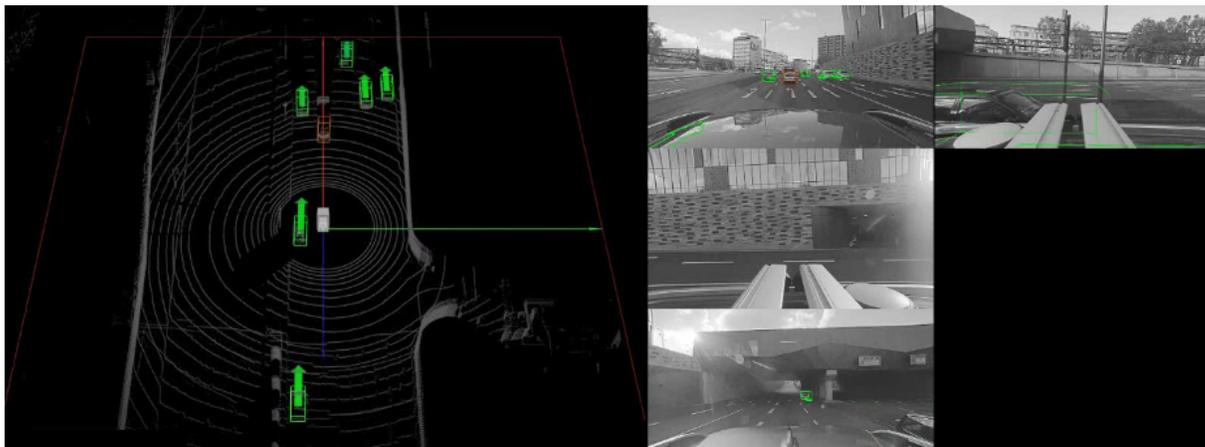
### 死角

自動運転では、大型トラックなど他の物体によって死角ができる「センサー オクルージョン」が大きな課題の1つとなっています。ここで問題なのは、重なっている物体を検出できないことよりも、現在のシステムがその死角を十分に認識していないことです。人が運転する場合であれば、目に見えていないところに存在するかもしれない物体を考慮し、隠れているかもしれない脅威から身を守ることを学習しています。Aptivの知覚アプローチはこの認知を生み出し、人が運転する場合のように、上流機能が防衛的な行動をとれるようにします。



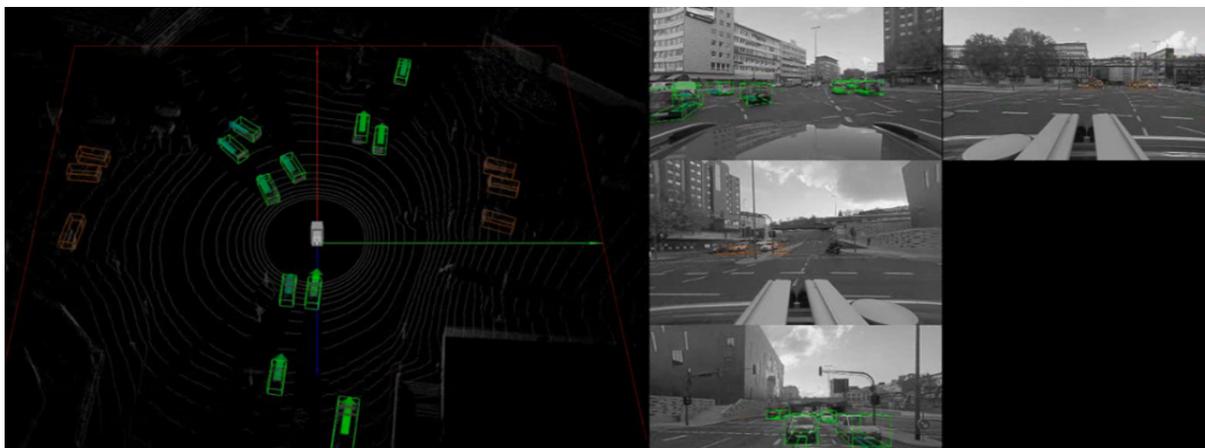
### 車線内で停止している車

機械学習は、物体の境界や確実な間隔など、物体を正確に検出し、追跡するのに役立ちます。先進的な処理方法を用いることで、Aptiv は位置誤差と方位誤差を 50% 以上低減し、他の車両が車線内に停止していることをよりの確に判断することができるようになりました。



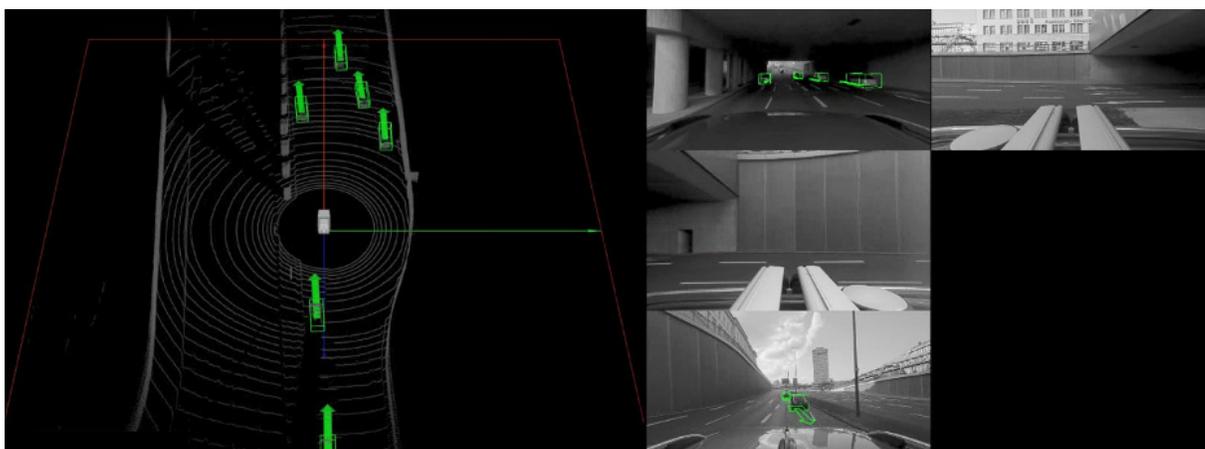
### 360 度センシング

Aptiv のセンサー フュージョンへのアプローチでは、車両周辺のさまざまなセンサーからの入力をまとめています。十分なセンサーを搭載していれば、車両環境を 360 度全方位で見渡すことができ、その全体を映し出す画像によって、より優れた判断を下すことが可能になります。機械学習を使用して、その範囲内の物体を自動車、トラック、オートバイ、自転車、歩行者などに分類して識別することができます。それにより、方位を決定できます。そして、静止している物体や動きの遅い物体を切り分けて識別するのにも役立ちます。



## トンネル内での追跡

機械学習は、車両がトンネル内にいることを把握するうえでも役立ちます。これまで、レーダーにとってトンネルは難しい環境でした。トンネルの壁が反射面となり、非常に多くの検出が行われてレーダーの処理能力を超える場合があります。また、このような反射は高い仰角から発生するため、静止している対象物の識別が困難になる場合があります。さらに、トンネルには空気の淀みを解消するためのファンが設置されていることが多く、回転するファンの羽根をとらえたレーダーが、動いている物体を発見したと錯覚する可能性もあります。このような問題のいずれも、トンネル内でのレーダー処理を調整することで緩和できます。レーダーデータの処理に機械学習を適用することで、システムは従来の方法よりもはるかに高い精度で検出結果からノイズを除去することができます。トンネル内などの閉ざされた環境で、レーダー反射をより適切に解釈し、ファンなどの対象物を分類することが可能になり、トンネルに関してレーダーが抱えていた課題を効果的に解決することができるようになりました。



## ここからの道のり

OEM はアクティブ セーフティ機能をあらゆる車両に搭載するためには、費用対効果が高く、厳しい条件下でもデータを提供できるセンサーと、データから最も有用な情報を取得するためのインテリジェンスが必要です。これを実現するのが、機械学習と、レーダーを軸としたセンサーの組み合わせです。Aptiv の RACam のようなイノベーションは、このようなセンサー（この場合はレーダーとカメラ）を 1 つのコンパクトなユニットにパッケージすることができます。

Aptiv のサテライトアーキテクチャーは、このようなセンサーからデータを受け取るインテリジェンスを一元化し、遅延を低く抑えてパフォーマンスを向上させ、センサーの質を最大 30% 低減します。OEM は、この堅牢なセンシングと知覚のテクノロジーを基盤として、レベル 1 の自動運転からレベル 2、レベル 2+ へと、さまざまなレベルの自動運転に対応する差別化機能を開発することができます。

長期的には、Aptiv のスマートビークルアーキテクチャーが、車両の電気/電子アーキテクチャーをセンシングと知覚のニーズに対して最も合理的な方法で構成し、レベル 3 およびレベル 4 の自動化への道筋を整えることによって、全体的なビジョンを実現可能にします。それまでの期間、OEM はアクティブ セーフティの大衆化に貢献し、すべての人がこの救命技術を利用できるようにするための重要なステップを、今すぐ踏み出すことができます。

## 著者について



**Rick Searcy**  
先進レーダー システム マネージャー

Rick Searcy は、2013 年から Aptiv の先進的なレーダー システムの開発を管理する職務を担当しており、1994 年以降に弊社で生産されるすべてのレーダーの開発に携わっています。

インディアナ州ココモ在住であり、ミシガン大学で応用電磁気学とデジタル信号処理を専攻し、修士号を取得しました。

[APTIV.COM/ADVANCED-SAFETY](https://www.aptiv.com/advanced-safety) で、より詳細な情報をご覧ください →