

# サーマルイメージングはどのように自動運転センサシステムを改善できるか

ベン・ミーシグ、エリオット・イクシン・ファンフ

自動運転において、畳み込みニューラルネットワークと組み合わせたサーマルイメージングセンサは、利用可能なデータが制限されるときでさえ物体をうまく検出し、分類できる。

自動運転の分野は、費用対効果の高いセンサと改善したコンピューティング能力の出現により、過去10年間でかなりの進歩を遂げた。これらのシステムが一般大衆に採用されるためには、すべての運転条件で人間のドライバーよりも一貫して優れた性能を発揮する必要がある。既存の車両センサは車両の周囲に関する重要な情報を提供するが、これらのセンサが環境を適切に分析せず、衝突につながるケースがいくつか記録されている。

確率論に基づくと、センサシステムが利用できる情報が多ければ多いほど、より正確に測定値を得ることができる。自動運転の場合、これは、より多くの情報が運転環境を適切に認識できるようにし、より洗練された運転の決断につながることを意味する。赤外線 (Infrared :

IR) カメラ、または熱画像カメラは、現在、商用の自動運転センサシステムでは使用されていない。これらのセンサは、既存の自動運転センサシステムに追加情報を提供し、車両周辺の物体の識別におけるパフォーマンスの向上と運転反応の向上へとつながる。

自動車技術者協会 (Society of Automotive Engineers : SAE) は、レベル0からレベル5までの6つのレベルの自動運転を定義している (図1)<sup>(1)</sup>。現在、ほとんどの主流メーカーはレベル2の自律性に重点を置いている。これには、車線維持支援を備えたアダプティブクルーズコントロールなど、2つの運転プロセスの制御が含まれる。より高いレベルにうまく進むためには、より信頼性の高い環境認識システムが、あらゆる気象条件または時間帯に対応する

必要がある。

## より高度なセンサシステムの構築

車両の周囲にある物体を特定するには、2つのことが行われる必要がある。物体を検出することと、分類することである。検出は物体が存在することを認識するアクションであり、分類はその物体が正確に何であるかを識別するプロセスである。運転中に物体に気付かないと致命的な結果につながる可能性があるため、自動運転においては、検出は分類よりもはるかに重要であるといえる。また物体が何であるかを正しく分類しないと、交通モデリングにおいて問題が発生する可能性があり、それは適切な車両の反応に影響を及ぼす。

検出と分類を実行するために、車両にはさまざまなセンサが装備されており、各種情報を車両に提供する。自律機能を備えた商用車で使用されている現在のセンサの一式には、超音波、レーダー、ビジョンカメラ、ライダセン

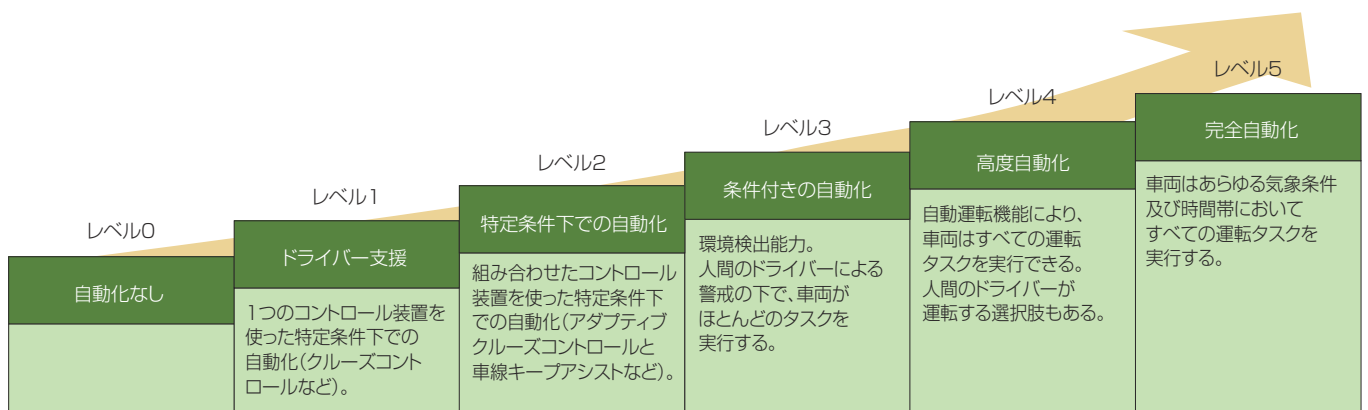


図1 SAEによって定義される自動運転の6つのレベル。



図2 IRがどのようにビジョンカメラに情報を追加するかを示す例。(上の画像):ビジョンカメラで撮影した冬のシーン。(下の画像):IRスペクトルで示されているのと同じシーン。歩行者、車輪、排気管に注目。

サが含まれる。これらのセンサはすべて、車両の周囲に関する独自の情報を提供する。ライダーは車両周辺の3D座標点群データを生成し、レーダはその視野内であれば物体の相対的な位置と速度を検出し、カメラは高解像度の2D画像を提供し、超音波センサは近くの物体までの距離を検出できる。それらは一般的に最大10m近くまでだ。ビジョンカメラは車両の近くにある物体の詳細を提供し、物体上の複数のデータポイントしか返さない低解像度センサよりも、物体の分類に優れている。

米テスラ社(Tesla)の「オートパイロット」(物議を醸している自動運転機能<sup>(2)</sup>)は、ビジョンカメラ、レーダ、超音波センサのみを組み合わせ使用

する<sup>(3)</sup>。多くのテスラ車両は、後で物体の識別の精度を上げ改善するために使用できるデータも収集する<sup>(4)</sup>。これらのセンサとトレーニングされたアルゴリズムは多くの状況でうまく機能するが、膨大な量のセンサデータは、他のセンサによって提供される代替情報を置き換えることはできない。

では、IRセンサは自動運転センサの一式のどこに適合するだろうか? 高解像度で低コストのビジョンカメラは、自動運転アプリケーションで検出と分類を実行するための理想的な候補になるが、これらのセンサを使用できない場合はどうなるだろうか? ビジョンカメラは本来、夜間や霧の中など暗い場所や視界の悪い場所では多くのセンサ情報

を提供することはできない。夜間は交通量が大幅に減少するにもかかわらず、歩行者の事故の半分はこの時間帯に発生する<sup>(5)</sup>。つまり危険な歩行者の衝突を防ぐには、夜間の検出が重要であることを示している。熱画像は可視光に依存しないため、夜間であっても昼間と同様に、場合によってはより適切に機能する。熱画像は、対象物が周囲の環境からかなりの温度偏差を持っている場合にもうまく機能するため、生物や車両のリムや排気管などの高温の対象物の検出に最適である(図2)。

### IRセンサを使用した物体の検出と分類

赤外線カメラの自律走行の可能性をテストするために、カラービジョンカメラ画像で従来から使用されている画像検出アルゴリズムを実装することにより、白黒熱画像による物体検出と分類を実行した。これには熱画像データセットの収集とラベル付け、及びこのデータに関する畳み込みニューラルネットワーク(Convolutional Neural Network: CNN)のトレーニングが含まれる。図3は、画像分類のためのCNNアーキテクチャの概要を示している。合計7875枚の画像に、合計2万1600個の物体がラベル付けされた。ディープCNNトレーニングという観点から見れば

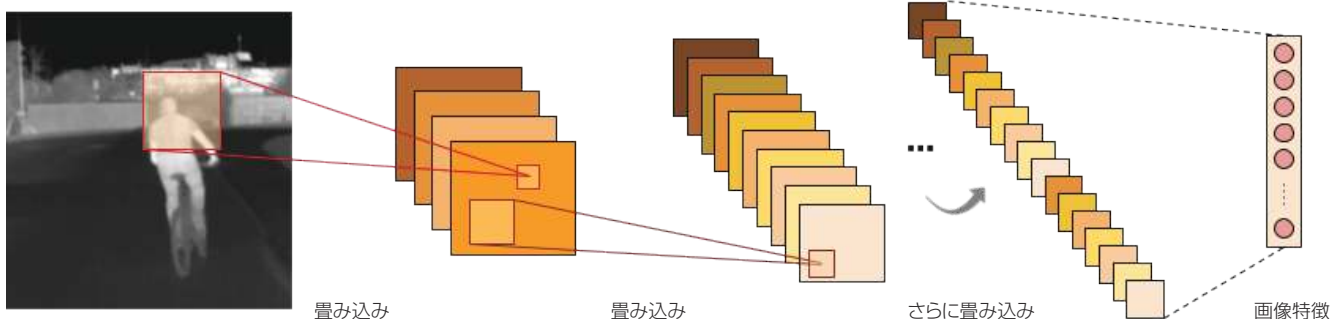


図3 CNNを使用して画像の特徴を抽出し、分類を実行する。

適合率		再現率
83.2%	歩行者、 均一温度	90.8%
80.9%	歩行者、 不均一温度	85.2%
91.9%	バイクに乗る人	86.2%
87.2%	犬、 ショートヘア	82.1%
90.3%	犬、 ロングヘア	91.3%

図4 車両から20m以内の物体の検出と分類のパフォーマンスが示されている。

ば、これは少量のデータである。データは、さまざまな夜間及び曇り／雨の環境から収集された<sup>(6)</sup>、<sup>(7)</sup>。トレーニングされたネットワークは、YOLOv2 (23の畳み込み層)と小さなYOLOv2(9つの畳み込み層)ネットワークであった。

これらのトレーニングされたネットワークからの検出と分類の結果は、再現率と適合率(物体の検出と分類のパフォーマンスを決定するための一般的なメトリック)が、同様の運転シナリオで物体の再現率と適合率が最大60%であることを示した。これは車両から20m以内の物体で最大95%増加した(単眼カメラの距離推定に基づく。図4)。これらの結果は、利用可能なデータが限られている場合でも、熱画像が自動運転アプリケーションで有望な検出及び分類パフォーマンスを提供できることを示している。

### 改善への努力

検出と分類のパフォーマンスに影響を与える要因には、ネットワークの深さ(より深いネットワークにはより多くのパラメータがある)、及びネットワークが事前トレーニングされているか、初めからトレーニングされているかが

含まれる。予想どおり、CNNが深くなるとトレーニングに時間がかかったが、再現率と適合率の指標のパフォーマンスが向上する。既存のCNNアーキテクチャやアルゴリズムを変更することなく、白黒の熱画像を効率的にトレーニングするために、画像はRGB画像に変換された。これにより、事前にトレーニングされたネットワークをトレーニングし、これらの結果を最初からトレーニングされたネットワークと直接比較することができた。この場合、すべてのネットワークの重みは以前の入力なしで初期化された。

やや意外なことに、以前にビジョンカメラ画像でトレーニングされてから

熱画像用に微調整されたネットワークは、ラベル付けされたデータセットからの熱画像のみでトレーニングされたネットワークよりも優れていた。これは2つのことを示している。1)限られた熱データでトレーニングされたCNNのパフォーマンスは、最初にすぐに利用できる視覚画像でトレーニングを強化することで改善できる。2)視覚カメラ画像と熱画像は互いに補完できる可能性がある。

### 展望

自動運転の最近の開発は有望だが、レベル5の自律性を備えた商用車が現実になるには、さらに多くの仕事を行う必要がある。データ量が増え続ける中、自動運転車の既存のセンサー一式は、理想的な日中のパフォーマンスにふさわしいコースに乗っているように見える。しかし運転条件は必ずしも理想的ではなく、日中の運転だけが長期的に解決策として受け入れられることはない。熱画像は、限られた利用可能なデータに基づいて、運転シナリオで温かい物体を検出するための有望な結果を示している。相対的なセンサコストは高いが、熱画像は自動運転で使用される既存のセンサシステムを改善するための貴重な情報を提供できる。

#### 参考文献

- (1) "J3016 - (R) Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles," SAE International (2018).
- (2) <https://cnb.cx/2Rxx7je>.
- (3) <http://bit.ly/TeslaRef>.
- (4) <http://bit.ly/ElectrekRef>.
- (5) J. Baek et al., Sensors, 17, 1850, 1-20 (2017).
- (6) B. Miethig, A. Liu, S. Habibi, and M. v. Mohrenschildt, Proc. ITEC, 1-5 (2019); doi:10.1109/itec.2019.8790493.
- (7) <http://bit.ly/McMasterRef>.

#### 著者紹介

ベン・ミーシグ(Ben Miethig)とエリオット・イクシン・ファンフ(Elliot Yixin Huangfu)は、加マクマスター大(McMaster University)メカトロニクス・ハイブリッド技術センター(Center for Mechatronics and Hybrid Technologies:CMHT)と提携している。  
e-mail: ben.miethig@gmail.com URL: eng.mcmaster.ca