

カスケード分類器におけるデータセット変更が精度に与える影響の分析

Analysis of the impact of dataset changes on accuracy in cascade classifiers

20216137 芳賀 橋平 [関澤研究室]

1 はじめに

近年、人工知能や画像認識技術の進展により、交通管理や自動運転システムへの応用が広がっている。特に、パトカーや消防車、救急車などの特殊車両の識別は、これらが円滑に走行できるよう支援し、交通渋滞や事故のリスクを軽減するための重要な技術であろう。しかし、一般道路においては、特殊車両の識別システムの実用化が十分に進んでおらず、一部の地域や特定の用途に限られているのが現状である。そのため、多くのシステムは未だ研究途上の段階にあり、さらなる技術開発が求められる。

これらのシステムには、リアルタイム性と高い識別精度が求められる。本研究の最終目標は、特殊車両をリアルタイムで識別できるカスケード分類器の開発である。しかし、システム全体の構築には、膨大な学習データの収集やラベリング作業、計算コストの確保、リアルタイム処理の最適化といった課題があり、短期間での開発は難しい。そのため、本研究では基礎段階として「車両か否か」を識別する分類器の精度向上を目指す。

カスケード分類器の精度は、学習に用いるデータセットの質や構成に強く依存する。特に、画像の解像度やノイズの有無といったデータセットの特性は、分類器の性能に大きく影響を与えるため、実用システムの構築において慎重に検討すべき要素である。本研究では、データセットを様々な条件で変更し、分類器の精度にどのような影響を及ぼすかを系統的に評価する。

2 カスケード分類器

カスケード分類器は、特定の対象物を画像中から検出するための機械学習モデルであり、特に OpenCV ライブラリではその実装が容易に行える。この分類器はリアルタイム処理に適しており、小型システムやエッジデバイスでも動作可能である。

カスケード分類器は、画像内の特定の対象物を検出するために、複数のシンプルな分類モデルを段階的に適用する手法である。初期段階では広範囲を大まかに判定し、後続の段階でより詳細に分析することで、処理速度を維持しながら精度を高める^[1]。分類器の学習には、対象物を含む正例画像と、対象物を含まない負例画像のセットが必要である。正例画像を用いることで分類器は対象物の特徴を学習し、負例画像を用いることで対象物でない領域を正しく区別できるようになる。この両方を適切に学習することで、誤検出を抑えつつ精度の高い検出が可能となる。本研究では、データセットを変更することによる分類器性能への影響を分析し、最適なデータセット構成を模索する。

3 OpenCV

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) は、コンピュータビジョンや画像処理に特化したオープンソースライブラリであり^[2]、リアルタイムアプリケーションに適した主要なツールの一つである。画像処理、物体検出、特徴量抽出、機械学習など、多様な機能を提供しており、高いパフォーマンスを実現する。

将来的に特殊車両をリアルタイムで識別するシステムを目指す本研究では、高速処理が求められるため、最適化されたアルゴリズムを提供する OpenCV が適していると考えられる。OpenCV は軽量で計算効率が高く、組み込みシステムや低スペックなハードウェアでも動作可能であることから、システム開発に適用しやすい。

4 実験手法

実験環境はコマンドプロンプト上で構築する。正例画像は 7,000 枚を使用する。事前の試行により、学習に用いる画像枚数を 7,000 枚以上に増やしても精度の向上が限定的であることを確認したため、この枚数を採用する。画像サイズは全て $[200 \times 150]$ とする。負例画像は、正例画像 7,000 枚に対し、およそ 7:3 の比率となる 3,000 枚を用意する^[3]。画像サイズは非統一である。

正例画像と負例画像をそれぞれリスト形式の TXT ファイルとして準備し、OpenCV の `opencv_createsamples` コマンドを使用して正例画像を `.vec` 形式に変換する。次に、`opencv_traincascade` コマンドを用いて、カスケード分類器のトレーニングを実施する。この分類器を用いて画像内の車両をリアルタイムで検出・識別する。(図 1 参照)。



図 1. 検出・識別プログラム

5 評価手法

精度に影響を与える要因を検証するため、画像の解像度やノイズ、前処理の影響を考慮し、以下の 6 種類のデータセットを用いて分類器を作成する。

- ①リサイズ済み画像
- ②リサイズ済み画像にランダムな黒点を付与
- ③リサイズ済み画像に黒い縦線を重ねる
- ④リサイズ済み画像にぼかし加工を施す
- ⑤リサイズ済み画像の明度を低く調整
- ⑥リサイズ前のオリジナル画像

①を基準とし、ノイズの影響を調査するために②、特徴の強調・劣化の影響を確認するために③、④、光条件の変化を模擬するために⑤を作成する。また、リサイズの有無が分類器の精度に与える影響を評価するため、⑥を比較対象とする。

6 実験結果

実験では、各分類器を用いて、独立した検証用画像 100 枚(車両合計 162 台を含む)を処理し、分類器の検出性能を評価する。具体的には、画像内の対象物を読み込むプログラムを実行し、検出数、未検出数、誤検出数の 3 つの指標を計測する。さらに、分類器の性能をより適切に評価するために、検出率(検出数 ÷ [検出数 + 未検出

数])と誤検出率(誤検出数÷[誤検出数+検出数])を最終的な指標として用いる。

各分類器の実験結果を表 1 に示す。また、これを視覚的に比較し、各データセットの違いを分かりやすく示したものを図 2 に示す。

表 1. 各データセットの検出率・誤検出率

データセット	検出率(%)	誤検出率(%)
リサイズ済み画像	71.6	50.0
黒点をランダム付与した画像	80.9	67.2
黒い縦線を重ねた画像	30.9	77.9
ぼかし加工を施した画像	20.4	90.8
明度を低くした画像	71.0	69.3
リサイズ前のオリジナル画像	74.1	67.6

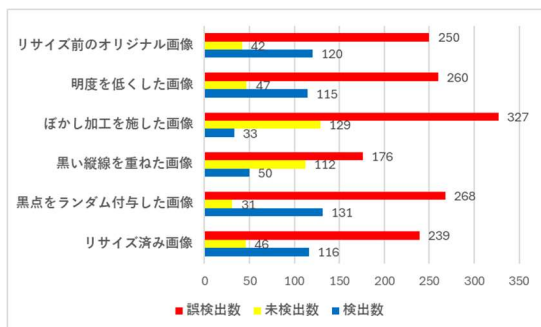


図 2. 各データセットにおける分類器の検出結果

7 考察

実験の結果から、それぞれのデータセットが分類器の性能に与えた影響について詳細に検討する。

①リサイズ済み画像にランダムな黒点を付与

検出率が向上した一方で、誤検出率も増加している。これは、ランダムなノイズにより背景の一部を無視するように分類器が学習し、車両にフォーカスする能力が向上した一方で、ノイズ自体が誤検出を引き起こした可能性が考えられる。

②リサイズ済み画像に黒い縦線を重ねる

他のノイズ要素と比較して検出率が著しく減少していることが確認される。誤検出数自体は最も少ないものの、誤検出率は他の条件と比較して特別に低いわけではない。これは、誤検出数の減少が、検出そのものの低下による影響を受けている可能性を示唆している。つまり、分類器が本来の車両も十分に認識できなくなったことで、全体的な誤検出の発生率が相対的に高まったと考えられる。

③リサイズ済み画像にぼかし加工を施す

分類器の性能に大きな悪影響を与え、検出率が大幅に低下している。これは、車両のエッジや形状特徴がぼかしにより失われたため、分類器の能力が大きく低下したと考えられる。この加工は、車両識別に適していないことが明示されている。

④リサイズ済み画像の明度を低く調整

検出率がリサイズ済みとほぼ同等でありながらも、誤検出率が増加している。これは、明度下降により背景要素が認識されにくくなり、車両の認識率は保つ一方で、分類器が明るい部分を車両の特徴として認識してしまうことが誤検出の増加に繋がったと考えられる。

⑤リサイズ前のオリジナル画像

検出率がリサイズ済み画像に比べてわずかに増加しているが、誤検出率も増加している。この結果は、リサイ

ズを行わないことで車両の細部や特徴が保持され、分類器の車両検出能力が向上した可能性を示している。しかし、画像全体の背景情報も同時に増えたため、背景に存在する不要な要素が誤検出の要因になったと考えられる。このことから、画像のリサイズ処理は、分類器の安定性を確保するために一定の効果を発揮しているが、細部の情報を損失させるトレードオフがあることが分かる。

リサイズ済み画像のデータセットは、検出率が高いため、分類器の安定した性能を示している。誤検出数は他のデータセットと比較すると中程度であるが、誤検出率は最も低く、最も誤認識の少ないデータセットである。

オリジナル画像のデータセットは、検出率が比較的高いものの、誤検出率も高く、背景ノイズの影響を受けやすい。ノイズ付与データセットは特定の条件下で性能を向上させる可能性があるが、誤検出率が高く、汎用性に欠ける。

なお、本研究では画像サイズを[250×150]にリサイズしたデータセットを用いたが、異なるサイズでは分類器の性能が変化する可能性がある。そのため、最適なリサイズサイズの決定には更なる検討が必要である。しかし、本研究においては[250×150]のリサイズ済み画像が分類器の安定性と汎用性のバランスが最も保たれることが確認され、最適な学習データセットであると結論付けられる。

8 まとめ

本研究では、カスケード分類器の精度に与えるデータセットの特性や加工の影響を分析することを目的とし、異なる加工を施した 6 種類のデータセットを用い、結果として、ノイズや画像加工の種類が分類器の性能に大きく影響を与えることが確認されている。

しかし、本研究では車両の類似物体(車両に似た形の物体)を正例画像に含めた場合の影響や、画像の明度を高く調整した場合の影響については検討が不十分であり、これらの要素が分類精度に及ぼす影響を今後検討する必要がある。また、データセットの加工による分類器の頑強性の向上や、より多様な環境下での性能評価も課題として挙げられる。

今後は、本研究で得られた知見を基に、実際の運用環境に適した分類器の構築を進め、最終的には特殊車両の識別が可能なシステムの実現を目指す。そのために、データセットの精度向上や識別精度の改善に取り組むことが重要となる。

参考文献

- [1] カスケード分類器の概要とアルゴリズム及び実装例について | Deus Ex Machina
<https://deus-ex-machina-ism.com/?p=56005>
(参照年:2025/01/29)
- [2] 小枝正直・上田悦子・中村恭之: “OpenCV による画像処理入門 改訂第 3 版” 講談社, p. 7 (2022)
- [3] OpenCV のカスケード分類器を自作して画像認識 | パソコン工房 NEXMAG
<https://www.pc-koubou.jp/magazine/21280?srsltid=AfmB0ooEdoHYThgXQ6qU1WYSH17BUPXGpNidhXOGrc5xxkNqecSzGrZ>
(参照年:2025/01/29)