

毛色と柄による猫の画像分類

概要

本レポートでは、迷子猫の画像の検索に役立てるような、猫の毛色や柄による画像分類のモデルを生成することを目的とした。画像はTwitterAPIを用いて収集し、それを学習に利用できる形に加工した。ランダムフォレスト・SVM・ナイーブベイズの3種類のモデル用いて精度の良い画像分類モデルを探索した。生成したモデルの分類精度は実用レベルに達することはできなかったが、多くの改善点を洗い出すことができた。

1 はじめに

日本では、犬は約710万頭、猫は約894万頭が家族の一員として人間と一緒に暮らしている[1]。その中で、人間の不注意で家の外に逃げてしまい、迷子になってしまう場合も少なくない。例として、犬猫SNSアプリ「ドコノコ」[2]では、毎月200件以上の迷子掲示板が作成され、その比率は犬が14.5%、猫が85.5%となっており、猫が迷子になる割合が高くなっている。このような迷子掲示板での情報のやりとりによって見つかる迷子の犬や猫はもちろん多いが、情報量を考慮するとTwitterやInstagramなどの利用者が多いSNSも利用するとより効果的だろう。

前述の「ドコノコ」のように、もし迷子の犬猫を保護した場合、迷子掲示板への投稿であれば、入力フォーマットがあるため、犬猫の品種や毛色、柄などの情報をどこまで入力すれば良いのかわかりやすいだろう。一方、Twitterなどに投稿する場合はフォーマットがないため、特に犬猫を飼ったことがない人にとっては何を入力すれば良いのかわからないことが多いのではないだろうか。実際にTwitterの検索機能で「迷子 猫」と検索すると、迷子を探している側のTweetは詳細がよくわかる写真とともに、品種や毛色、柄などの特徴を複数のハッシュタグを用いて検索されやすいような投稿となっているが、迷子を保護した側のTweetは大まかな住所と写真が何枚か添付されているのみの投稿が多かった。

そこで、本レポートは、迷子の比率が高い猫について、毛色や柄の情報から、画像を検索できるようなモデルの生成に挑戦することを目的とした。アメリカンショートヘアやスコティッシュフォールドのような猫の品種による画像分類は、すでに実験している例が存在する上[3]、迷子猫の画像を検索するという観点から、猫の品種ではなく、雑種猫も含めることのできる猫の毛色や柄をラベルとして画像分類モデルを生

成する方が適していると判断した。

学びの観点では、画像データの収集し、それらを学習できるような前処理を行えるようになることを目的とした。また、生成したモデルの画像分類精度に対して詳細に評価し、何をどのように変えれば精度が向上するか予測する力を身につけることも目的の一つとした。

2 方法

2.1 データの収集

使用する画像データは、Twitterに投稿されている画像をTwitterAPIを用いて収集した[4]。「#白猫」、「#黒猫」、「#キジトラ」、「#ハチワレ猫」、「#茶トラ」、「#サビ猫」を検索ワードとした。これらのワードに対応するよう、ディレクトリ”images”下に、

”shironeko”, ”kuroneko”, ”kijitora”, ”hachiware”, ”chatora”, ”sabineko” のフォルダを予め作成し、各フォルダに検索ワードごとの画像データが保存されるようにした。

2.2 データセットの作成（前処理）

2.1で収集したデータを加工して、モデルの学習に利用できるようにデータセットを作成した。データセット作成の際のポイントは以下の通りである。

- 収集した画像データはそのまま学習に使うことができないため、画像を配列に変換し、次元数は2次元になるよう変換した。
- 画像データのサイズが様々であるため、モデルで学習させるためには大きさを揃える必要がある。今回は128×128ピクセルに画像データをリサイズして大きさを揃えた。

- 学習、検証時には各画像データにラベル情報が必要である。2.1で述べた検索ワードで、「#白猫」→0、「#黒猫」→1、「#キジトラ」→2、「#ハチワレ猫」→3、「#茶トラ」→4、「#サビ猫」→5となるようにラベル情報を紐付けた。
- 収集したデータを教師データとテストデータに分割した(分割の比率は教師データ:テストデータ=7:3)。また、教師データとテストデータに含まれるラベルの比率に偏りが出ないように、"train_test_split"の引数"stratify"にラベル情報を指定した。

2.3 学習に使用したモデル

授業で学んだランダムフォレスト、サポートベクターマシン(以降SVM)、ナイーブベイズの3つのモデルを用いて学習を行った。

2.4 データの分析・精度の検証

データの分析・精度の検証の手順は以下の通りである。

- 2.3で述べた3つのモデルを用いて、ハイパーパラメータは指定せずに(デフォルトの値で)、教師データで学習を行った。
- 学習済みのモデルを用いて、教師データとテストデータそれぞれに対して画像分類を行い、その分類精度と可視化するために混合行列を出力した。
- グリッドサーチを用いて、より精度が高くなるようなハイパーパラメータの探索を行った。しかし、ランダムフォレスト、SVMでは、3時間以上経過しても学習が終わらなかったため、途中で打ち切り、グリッドサーチするハイパーパラメータのパターン数を減らして再度学習させた。ランダムフォレストではパターン数を減らすことで数十分後には学習が終了したが、SVMではパターン数を減らしても数時間では学習が終了しなかったため、途中で打ち切った。

3 結果

3.1 収集した画像データ

収集した画像データは合計2959枚であった。各検索ワードのデータ数および画像の一例は表1の通りである。

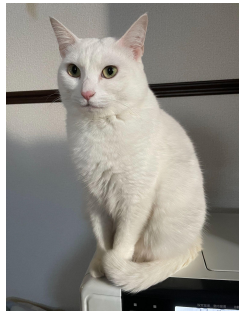
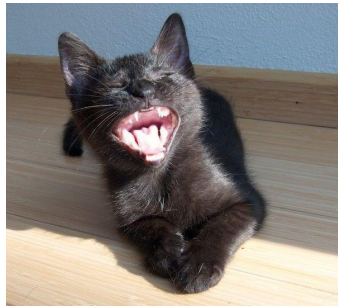

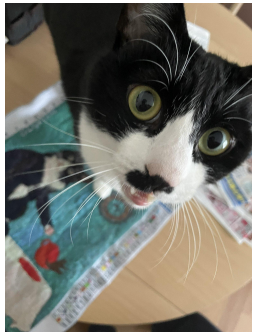

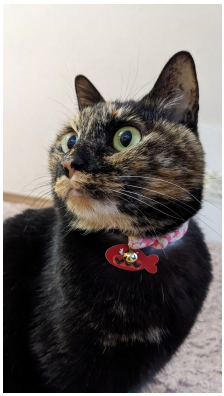
検索ワード	データ数	画像例
#白猫	377	
#黒猫	681	
#キジトラ	548	
#ハチワレ猫	274	
#茶トラ	334	

表1:検索ワードとデータ数および画像例

#サビ猫	745	
------	-----	---

3.2 分類精度

3つのモデルでの画像データの正確度(Accuracy)を表2、適合度(Precision)を表3、再現率(Recall)を表4に示す。各値は小数点以下4桁目を四捨五入している。

表2:Accuracy

	教師データ	テストデータ	
ハイパーパラメータ	デフォルト		グリッドサーチ後
ランダムフォレスト	0.972	0.372	0.387
SVM	0.769	0.361	NaN
ナイーブベイズ	0.352	0.286	0.287

表3:Precision

	教師データ	テストデータ	
ハイパーパラメータ	デフォルト		グリッドサーチ後
ランダムフォレスト	0.972	0.415	0.439
SVM	0.803	0.472	NaN
ナイーブベイズ	0.335	0.250	0.250

表4:Recall

	教師データ	テストデータ	
ハイパーパラメータ	デフォルト		グリッドサーチ後
ランダムフォレスト	0.970	0.344	0.357
SVM	0.730	0.330	NaN
ナイーブベイズ	0.364	0.286	0.285

3.3 混合行列

各モデルのハイパーパラメータを調整しなかった場合のテストデータにおける混合行列を図1-3に示す。また、図の横軸、縦軸のラベルと検索ワードの対応表を表5に示す。

表5:ラベルと検索ワードの対応表

	白猫	黒猫	キジトラ	ハチワレ猫	茶トラ	サビ猫
ラベル	0	1	2	3	4	5

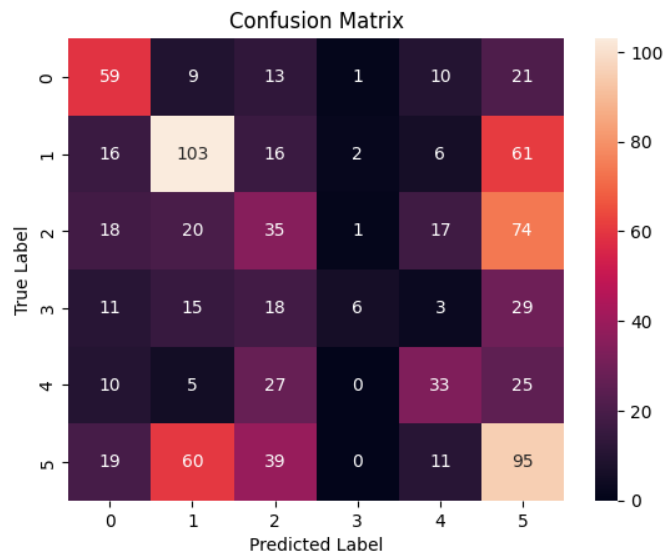


図1:ランダムフォレスト

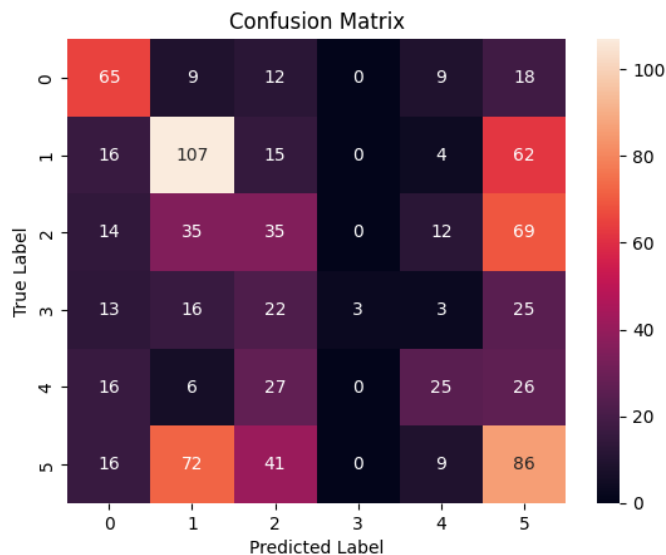


図2:SVM

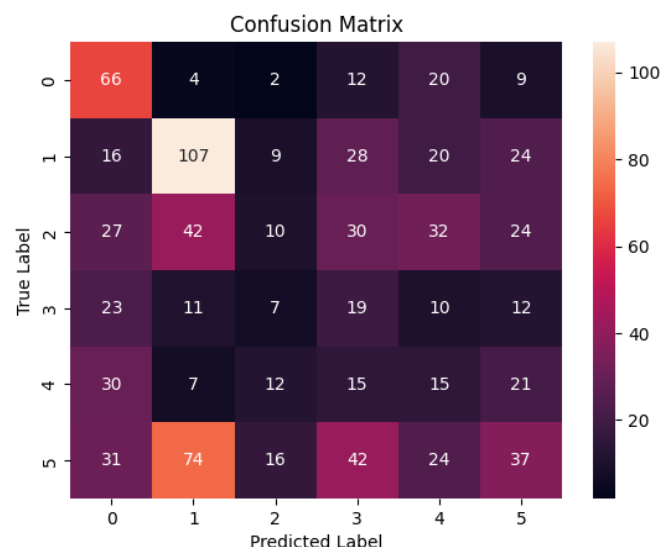


図3:ナイーブベイズ

4 考察

4.1 分類精度

- Accuracy

ランダムフォレストでは教師データのAccuracyは0.972と高かったが、テストデータでは0.372と大きく低下した。これは、モデルが教師データに対して過学習をしているためと考えられる。グリッドサーチを行うと、テストデータに対するAccuracyはやや改善した。実行時間が長すぎたため、当初予定していたよりも、グリッドサーチに用いるハイパーパラメータをパターン数を減らしてしまったが、時間がかかってもパターン数を減らさなければもう少し精度が伸びた可能性がある。

SVMもランダムフォレストと同様に、教師データでのAccuracyは高かったものの、テストデータでは大きく低下した。SVMではグリッドサーチ自体が実行

できなかったため、ハイパーパラメータチューニングによるAccuracyの変化は不明である。

ナイーブベイズでは他2つのモデルと比較して全体的にAccuracyが低かった。

- Precision

ランダムフォレスト及びSVMではAccuracyよりも、Precisionの値が大きかった。Accuracyは分類全体の精度、Precisionは陽性と予測したもののうち、真の値が陽性である割合である。これは、迷子の猫の画像をキーワードから検索できるようにしたいという目的から考えると、AccuracyよりもPrecisionで評価する方が良い。例えば、白猫を検索した際に、モデルが白猫と判断した画像に白猫が含まれていることが望ましいため、AccuracyよりもPrecisionで評価する方が目的に一致している。

一方、ナイーブベイズではAccuracyよりも、Precisionの値が小さかった。ナイーブベイズは前述のように全体を通して分類精度が低く、今回のモデルには適していないと思われる。

- Recall

学習したモデルを用いて迷子猫を検索した際に、見逃してしまう割合をより小さくすることが重要であるため、真の陽性をどれだけ見逃さずに検出できるかの割合であるRecallは、AccuracyやPrecisionと比較して今回の目的に最も適した指標であるといえる。

しかし、ランダムフォレスト及びSVMでは、AccuracyやPrecisionよりもRecallの値は小さくなった。一方、ナイーブベイズではAccuracyやPrecisionよりもRecallの値は大きくなった。

4.2 混合行列

- ランダムフォレスト、SVM

この2つのモデルは混合行列において類似の傾向を示した。

まず、ラベル1(黒猫)とラベル5(サビ猫)とを誤って予測した数が多かった。これは、サビ猫は毛色が黒の割合がほとんどで、黒猫との差を見分けられなかったのだと考えられる。

また、ラベル2(キジトラ)をラベル5(サビ猫)と誤って予測した数が多かった。キジトラも黒猫やサビ猫ほどではないが、黒の割合が多く、判別しづらかったのだと思われる。

- ナイーブベイズ
ランダムフォレストやSVMと異なり、ラベル2(キジトラ)と予測した数が極端に少なかった。代わりに、キジトラはラベル1(黒猫)と誤って予測された数が多かった。
- ラベル3(ハチワレ猫)
ラベル3のハチワレ猫は、収集した時点で画像データ数が他のラベルと比較して少なかったが、それを考慮しても、ランダムフォレスト、SVMではテストデータの画像をハチワレ猫と予測した数が非常に少なかった。これは、ハチワレ猫の学習データが少なかったことが原因と考えられる。一方、ナイーブベイズでは、正解ラベルに関わらず、画像をハチワレ猫と予測した数がランダムフォレスト、SVMと比較して多かった。

5 課題

本レポートでは、グリッドサーチでハイパーパラメータをチューニングしても、テストデータにおいて分類精度は50%に届かなかった。改善の余地があると考えた内容は以下の通りである。

- データの質
今回用いた画像データは、Twitter上で検索ワードが含まれるTweetに添付された画像を選別することなく、すべて使用した。中には、猫がぼやけている画像や猫自体が写っていない画像も含まれていた。収集したデータにある程度選別することでも分類精度は改善されると思われる。
- 前処理
本レポートでは、ランダムフォレスト等のモデルに入力するために、画像データを2次元に圧縮したものを教師データ、テストデータとして扱った。本来は4次元であった情報を2次元にしたことで、本来データが保持していた情報がかなり欠落してしまったのではないかと推測される。
- 学習モデル
画像データを学習するには、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を用いる場合が多い[5]。CNNを用いて学習すれば、画像データの情報を大きく欠落させることなく、特徴量を抽出できると考えられる。

- 実行時間
方法や結果で記述したように、グリッドサーチにおいて実行時間がかかりすぎたために途中で断念してしまった場合があった。学習をCPUではなくGPU上で行えば、様々なパラメータでグリッドサーチを終えられただろう。

6 おわりに

本レポートで生成したモデルの分類精度は、実用レベルにはまだまだ達していないが、レポートを通じて多くの改善点やデータの味方を知ることができた。正直、レポートのために取り組んだこの課題であるが、データや学習結果を見て色々と考えるのは楽しかった。ここで終わらせるのはもったいない気がするので、前述の課題をクリアしたモデルを作って、もっと分類精度を上げていきたい。

参考文献

- [1] 一般社団法人 ペットフード協会, 2021年(令和3年)全国犬猫飼育実態調査 結果, <https://petfood.or.jp/topics/img/211223.pdf>, 2021. (visited on 2023)(ウェブ参照)
- [2] ドコノコ, 数字でみる犬猫迷子のこと. <https://www.dokonoko.jp/archives/7567>, 2021. (visited on 2023)(ウェブ参照)
- [3] @wellflat, Deep Learningで猫の品種識別, <https://qiita.com/wellflat/items/0b6b859bb275fd4526ed>, 2014. (visited on 2023)(ウェブ参照)
- [4] kamiork, TwitterImgDownload, https://github.com/kamiork/TwitterImgDownload/blob/master/image_get.py, 2019. (visited on 2023)(ウェブ参照)
- [5] 猪狩 宇司, 今井 翔太ら, pp.202-215, “深層学習教科書 ディープラーニング G検定(ジェネラリスト)公式テキスト 第2版”, 翔泳社, 2021. (日本語著書)