

進捗報告

1 今週やったこと

- Deep Learning Book 読み (P.152~P.164)
- 天体写真の分散表現化と類似度比較

2 今週の収穫

2.1 天体写真の分散表現の取得および比較方法

まず, そもそも同じ天体を写した写真同士は分散表現が同じようなものになるのかを検証するべく, 下の図 1 のような形で同じ写真セットに対して 2 回にわたり同じ CAE で分散表現を取得し, それらを比較をした. なお, 比較の際にはコサイン類似度を使用した.

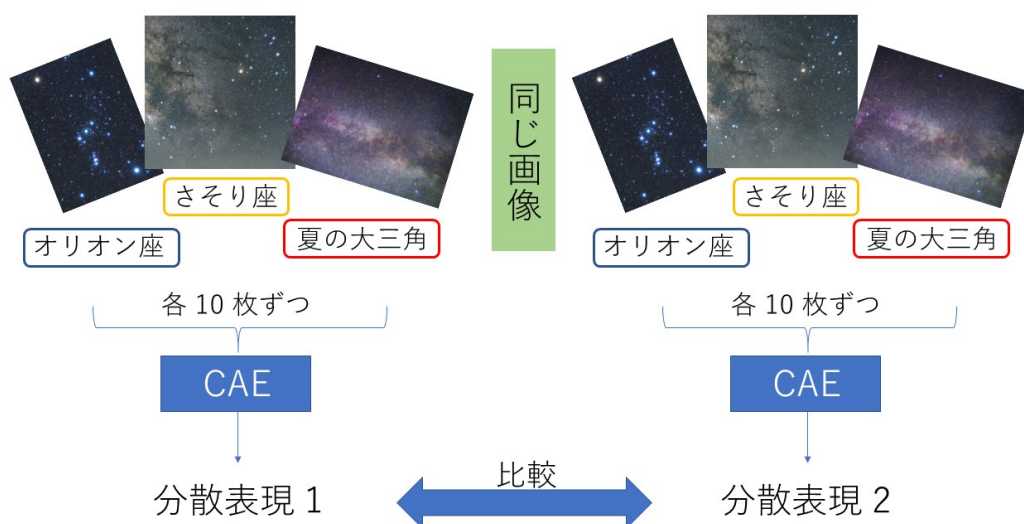


図 1: 天体写真の分散表現の取得および比較方法

表 1: CAE のパラメータ

学習アルゴリズム	Adam
学習率	1.0×10^{-5}
損失関数	categorical crossentropy
エポック数	100
バッチサイズ	16

表 1 に CAE のパラメータを示す. なお, 入力画像はすべて RGB 画像として扱った. なお, 出力層のサイズは 8,192 とした.

2.2 結果

図 2 に CAE の loss の推移を示す。なお 2 回の試行ともほぼ同じような loss 関数が得られたので、ここでは片方のみを示すことにする。学習は進んでいるようだった。

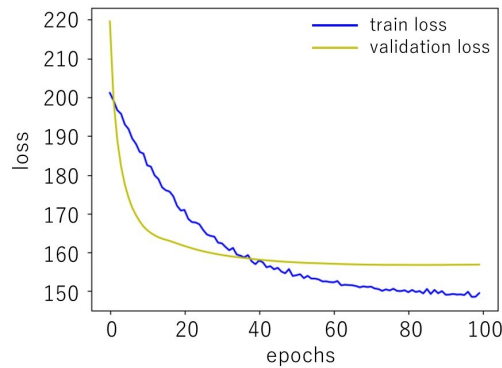


図 2: CAE の loss の推移

この時、分散表現 2 の各分散表現と類似度が最も高い分散表現を分散表現 1 から探索した場合、それらの分散表現を持つ画像同士が同種のものである割合を検証した。ややこしい言い方であるが、要するに分散表現が最も類似している画像は同種の画像であるのかの検証である。表 2 に結果を示す。

表 2: 分散表現の類似度計算結果 1 (計 30 枚)

		出力		
		オリオン座	さそり座	夏の三角
入力	オリオン座	10	0	0
	さそり座	3	6	1
	夏の三角	0	1	9

正答率的には 8 割を超えるくらい... 全く同じ画像を使用しているのにこの正答率はいいのか悪いのか... また全体的に類似度は高くても 0.6 前後に収まっていた。ちなみに最も類似度が高い画像が同じ画像であったのは 7 割弱であった。

2.3 追加実験

上の分散表現を使って新しい画像 9 枚 (各 3 枚ずつ) を同じようにして分類すると、下の表 3 のようになった。

表 3: 分散表現の類似度計算結果 2 (計 9 枚)

		出力		
		オリオン座	さそり座	夏の三角
入力	オリオン座	2	1	0
	さそり座	1	2	0
	夏の三角	2	0	1

今回は時間の都合上サンプル数が少なくこの結果からは何とも言えないが、あまり精度が高くないように思われる。

ちなみに CAE は低次元特徴量を獲得できることで有名なので出力層の次元を 2,048 に削減してやってもみたが、やはり精度は 5 割くらいと高くはなかった。

3 今後の方針

星図から天体写真のような画像を生成するなら、画像をグレースケール画像で扱うべきだろうが、画像をグレースケールにした途端なぜか損失関数が categorical crossentropy であることを怒られる... 損失関数に sparse categorical crossentropy を勧められるがそれに変えてもエラーは消えない... 助けて... 何を確認したらいいのだろうか... 諦めてこのまま RGB 画像で研究を続けてもいいものか... しかしグレースケールの方が精度は上がる気がする。

あと画像の分散表現を獲得してそれに近い天体写真を見つけられたとして、そこから天体写真の特徴を画像に移す方法などあるのだろうか... いろいろ調べてみたが方法が見つからなかった。