

# 深層学習を用いた天体写真自動編集手法の提案

## 1 はじめに

近年、機械学習の急速な発展を背景にして、人工知能 (Artificial Intelligence: AI) を用いた認識技術が注目を集めている。特に画像認識の分野においては盛んに研究成果が報告されており、深層学習の登場によって広範なタスクにおいて高い精度での物体認識が可能となってきた。一方で、天体写真は対象の天体とそれ以外の領域の線引きが難しく、また撮影者や機材の違いによって写っている星の状態が大きく異なるため、天体写真に写っている星座を認識することは AI をもってしても困難な課題となっている。以上の点を背景として本研究では星座認識の中でも複数の星座が写っている場合の星座検出について検討する。星座検出に関する先行研究はいくつか存在するが、いずれも検出に長時間要したり [1] あらかじめ写っている星座がわかっている状況を前提としていたり [2] とあまり実用的ではない。そこで本研究では深層学習と独自に考案した点マッチング法を用いて、天体写真に写っている星座があらかじめわかっている場合でも効率的に星座を検出する手法を提案する。結果として、提案手法により高精度かつ効率的に星座を検出できることが確認されたため、提案手法をもとに天体写真に写っていない星の補完や星の色情報を付加するなどの天体写真の自動編集手法の実現も目指す。

## 2 要素技術

### 2.1 Single Shot MultiBox Detector

Single Shot MultiBox Detector (SSD) [3] は 2016 年に発表された物体検出モデルの一つで、画像中の物体を高速かつ高精度に検出する。フィードフォワード型の多層畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN) をベースとしており様々な層からの特徴マップを組み合わせることでマルチスケールな物体検出を実現している。学習時には特徴マップのデフォルトボックスごとに、各カテゴリーの物体が実際にボックス内に存在する可能性のスコアを生成し、そのスコアに基づいてボックスを調整する。また異なるスケールの特徴マップからの予測を明示的に分離することでシンプルなエ

ンドツーエンドの学習になり、低解像度の入力画像でも高い精度が得られる。

本研究では、天体写真における星座の位置を検出するために SSD を使用した。なお、ベースとなる CNN は論文 [3] と同じ VGG16 を使用した。

### 2.2 星座画像生成手法

これまでに提案してきた方法の一つに、欧州宇宙機関の位置天文衛星ヒッパルコスの観測結果をもとに編集、公開されているヒッパルコス星表を用いた星座画像の生成方法 [4] がある。星表に収録されている各星の赤経<sup>1</sup>、赤緯<sup>1</sup>、視等級<sup>2</sup>、スペクトル型<sup>3</sup>の情報をもとに地球から見た星の状態を三次元空間上に再現し、その空間の一部を切り取って二次元平面に落とし込むことで任意の星座画像を生成する。論文 [4] ではこの手法で生成したデータセットを用いた星座認識手法の有効性が数値実験により確認されている。

本研究では、SSD に各星座の特徴を学習させるためのデータセットの生成および点マッチング、撮影画角の特定と星情報の補完時に星座画像生成手法を使用した。

## 3 先行研究

星座検出に関する先行研究として、88 個の星座を構成する星のデータベースから、天体写真に写っているすべての星をマッチングする研究 [1] とあらかじめ写っている星座がわかっていることが前提で星座を構成する星の全ペアをマッチングする研究 [2] がある。実験条件が本研究とは異なるため単純な比較はできないが、前者はテスト検出率が 0.714 で平均検出時間は 85 秒、後者はマッチさせる星座を構成する星の数を  $m$ 、天体写真内の星の数を  $n$  としたとき計算量  $O(mn^2)$  で検出ができる。

## 4 提案手法

本研究では、SSD と独自に考案した点マッチング法を用いて、天体写真に写っている星座があらかじめ

<sup>1</sup>天体の位置を表す値

<sup>2</sup>肉眼または望遠鏡で見た天体の明るさから決めた等級

<sup>3</sup>恒星が放つスペクトルによって分類されるもので色情報を含む

めわかっていない場合でも効率的に星座を検出手法を提案する. またこれを用いた天体写真自動編集手法も提案する. なお本研究では星座検出および自動編集の対象はカメラやスマートフォンで撮影された未編集の天体写真とし, 検出対象の星座は比較的特徴的な形状をもつ冬の星座であるふたご座, おおいぬ座, オリオン座, おうし座とした.

## 4.1 星座検出手法

提案する星座検出手法は, 2 段階で構成されている. まず SSD を用いて天体写真における各星座の大まかな位置を検出し, 次に検出した位置情報をもとに点マッチング法を用いて各星座の正確な位置を特定する.

### 4.1.1 SSD を用いた位置検出

まずは SSD を用いて天体写真における各星座の大まかな位置を検出する. SSD の学習には 2.2 節で示した手法に基づき, 前述した 4 つの検出対象の星座に関して SSD が各星座の特徴を学習できるデータセットを生成した. なお本研究では未編集の天体写真を対象としているため, スペクトル型の情報は用いずに視等級が 4.0 以下の星および視等級が 5.0 以下の星の 2 種類の画像を生成した. またスマートフォンで撮影したような星が明瞭ではない天体写真でも検出できるように視等級が 4.0 以下の星でガウスフィルタを適用した画像も生成した. 図 1 に生成した画像の一例を示す. このように様々なパターンの星座を学習させることで, モデルの汎化性能を向上させることを目的としている.

このような 3 種類の画像に対して, 回転や切り抜きといった Data Augmentation を施し, 各 2400 枚, 合計 7200 枚の画像を生成した. なおこのとき生成した画像には 1 つの星座だけでなく複数の星座が存在している場合も含まれている. これらの画像のうち, Data Augmentation によりどの星座も存在していない画像を取り除き, 6936 枚の画像をデータセットした. このとき, 星座の一部が画像中に存在していたとしても, その部分だけでは星座を特定することが困難であると筆者が判断した場合はその星座は存在していないとした. このようにして作成した画像に各星座のアノート処理を施し, 画像とアノート情報を用いて SSD を学習させた.

表 1 に実験パラメータを示す. 後述する点マッチング法では信頼度が最も高い領域の情報のみを使用

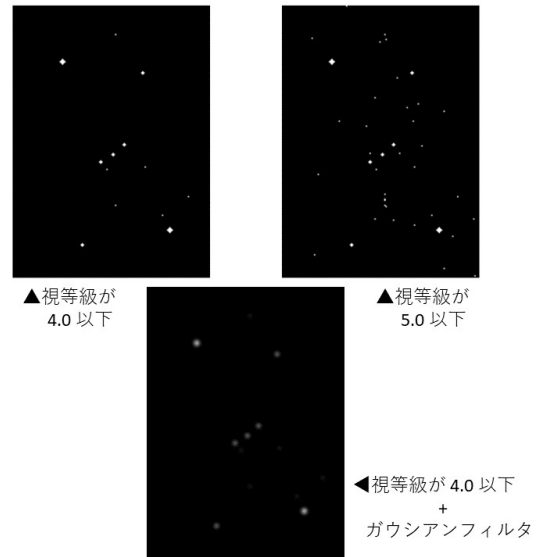


図 1: データセット例

表 1: 実験パラメータ (SSD)

クラス数	5 (背景含む)
最適化関数	SGD
モーメントム	0.9
重み減衰	$5.0 \times 10^{-4}$
学習率	$1.0 \times 10^{-4}$
転移学習元モデル	SSD300
損失関数	確信度誤差 + 位置特定誤差 ( $\alpha = 1$ )
エポック数	500
画像サイズ	$300 \times 300$
バッチサイズ	12

するため, 本実験では信頼度が最も高い領域が星座の一部であっても正しく検出されるかどうかを評価した.

### 4.1.2 点マッチング法を用いた位置検出

SSD で検出した領域の中で信頼度が最も高い領域内において明るさが上位 5 つの星を抽出する. この 5 つの星に関して上位 2 つの星を固定し, この 2 つが検出された星座のどの部分であるかを残りの 3 つの星を用いて照合していく. 残りの星の座標は (1) ~ (3) 式を用いて算出される. なお 2.2 節で示した手法に基づき生成した各星座の星の座標データを実データとした. このとき, 実データは視等級が 5.0 以

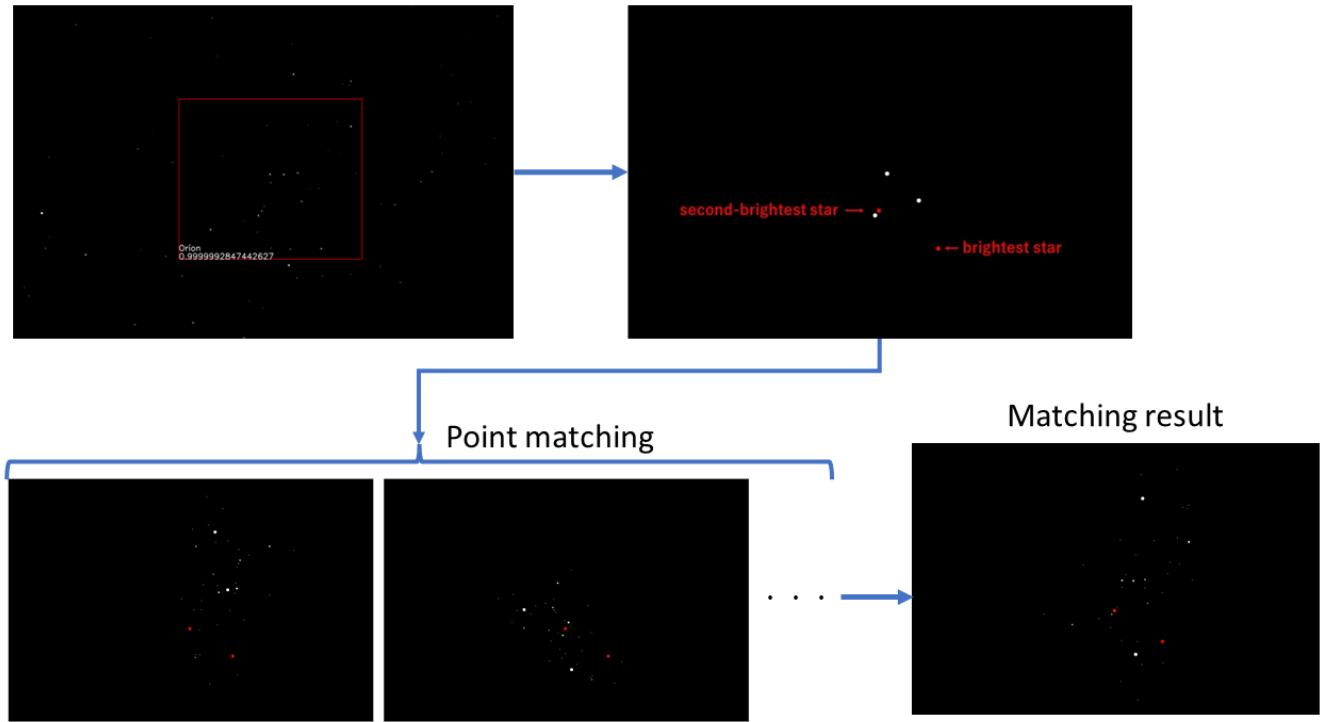


図 2: マッチング例

下の星のみで構成されている。

$$\begin{pmatrix} X_n & Y_n & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_n - x'_1 & y_n - y'_1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r \cos(\theta) & r \sin(\theta) & 0 \\ -r \sin(\theta) & r \cos(\theta) & 0 \\ px_1 & py_1 & 1 \end{pmatrix}, \quad (1)$$

$$r = \frac{\sqrt{(px_1 - px_2)^2 + (py_1 - py_2)^2}}{\sqrt{(x'_1 - x'_2)^2 + (y'_1 - y'_2)^2}}, \quad (2)$$

$$\theta = \text{atan2}(py_1 - py_2, px_1 - px_2) - \text{atan2}(y'_1 - y'_2, x'_1 - x'_2). \quad (3)$$

ここで,  $(X_n, Y_n)$  は実データにおける  $n$  番目に明るい星  $(x_n, y_n)$  のマッチング後の座標,  $(x'_n, y'_n)$  は天体写真における  $n$  番目に明るい星に固定した実データ内の星の座標,  $(px_n, py_n)$  は天体写真から抽出した星のうち  $n$  番目に明るい星の座標である。図 2 にマッチング例を示す。図中の赤部分は固定した明るさが上位 2 つの星に対応している。このようにして点マッチングを実行していき, 抽出した残りの 3 つの星との距離の和が最も小さくなる場所に星が存在

するパターンがマッチング結果となる。このとき, 実際の天体写真と同じ構図でマッチングができたかどうかを評価した。なおこの点マッチング法では視等級が 5.0 以下の星の数を  $N$  とするとマッチングにかかる計算量は  $\mathcal{O}(N^2)$  となり, 短時間でのマッチングが可能である。

#### 4.1.3 検出結果

テスト画像には, 未編集の天体写真 20 枚を使用した。なお, テスト画像は星座を検出しやすくするために, 一様に膨張処理と閾値処理を施した。

SSD による検出では, 20 枚中 19 枚の写真で星座の一部が正しく検出され, その精度は 0.95 であった。次に, 得られた領域情報を用いて点マッチングを実行し, 19 枚中 16 枚が実際の天体写真と同じ構図でマッチングされ, その精度は 0.84 であった。全体では, 20 枚中 16 枚の天体写真のマッチングに成功し, 精度は 0.80 となり, 高精度に星座を検出することができたといえる。一方, 19 枚中 3 枚はうまくマッチングできなかった。このうち 2 枚は画質の関係で検出領域から明るい星を抽出できなかったことが原因であり, 残りの 1 枚は検出領域が実際の星座領域よりも広く他の星座の一部も含まれてしまっていたこ

とが誤マッチングの原因だと考えられる。

また SSD による検出と点マッチング法による検出の全体の時間を CPU 時間で測定したところ、検出全体にかかった CPU 時間の平均は 1.03 秒であった。なお、使用した CPU のスペックは i7-10700 8Core@2.90GHz で、メモリサイズは 16GB であった。この結果から、提案手法は先行研究と比較してもより短時間で星座を検出できることが確認された。

## 4.2 天体写真自動編集手法

3.1 の手法を用いて星座の検出に成功すれば、2.2 節で示した手法を用いて画角を特定し、天体写真に写っていない星の補完や星の色情報の付加が可能である。原点を中心として  $y$  軸正方向を視線とした際の仰俯角  $\alpha$  と方位角  $\beta$  は (4), (5) 式を用いて算出される。

$$\alpha = \text{asin} \left( \frac{z_a}{\sqrt{y_b^2 + z_b^2}} \right) - \text{asin} \left( \frac{z_b}{\sqrt{y_b^2 + z_b^2}} \right), \quad (4)$$

$$\beta = \text{acos} \left( \frac{x'_a}{\sqrt{x_b'^2 + y_b'^2}} \right) - \text{acos} \left( \frac{x'_b}{\sqrt{x_b'^2 + y_b'^2}} \right). \quad (5)$$

ここで、 $(x_b, y_b, z_b)$  および  $(x'_b, y'_b, z'_b)$  は実データの星の位置座標、 $(x_a, y_a, z_a)$  および  $(x'_a, y'_a, z'_a)$  は検出した星の位置座標である。図 3 に編集例を示す。このようにある程度星の位置を合わせることはできるが、重ね合わせると星の位置が少しずれてしまうという問題がある。これは 2.2 節で再現している状態が実際の宇宙空間とは少し異なることや、カメラレンズを通したことで写真に写る星座が実際の星座よりも歪んでしまったことが原因であると考えられる。今後はこのずれをどのように補正していくかを検討していく必要があると考える。

また背景を別の画像に変更することでより実際の天体写真らしく編集することが可能であると考えている。この際、天体写真の特徴を学習させた生成ネットワークの潜在変数空間内をユーザの好みに合うように対話型遺伝的アルゴリズムを用いることで探索することを検討している。

## 5 まとめと今後の課題

本研究では、天体写真に写っている星座が事前にわからない場合でも、SSD と独自に考案した点マッ



図 3: 天体写真の編集例

チング法を組み合わせることで効率的に星座を検出する方法を提案し、CPU 時間で平均 1.03 秒でテスト画像を 80% の精度で検出することに成功し、先行研究と比較しても提案手法の有効性を確認した。また、星座検出手法に基づく天体写真の自動編集手法も提案し、手法の可能性を感じることができた。今後は位置合わせの際のずれを補正する方法や、適切な背景を探索する方法を考案し、天体写真の自動編集を実現したいと考えている。最終的にはこれらの手法を組み合わせることで天体写真の自動編集アプリケーションを作成したいと考えている。

## 参考文献

- [1] Xiaoge Liu, Suyao Ji, and Jinzhi Wang. Constellation detection. 2015.
- [2] 小川 秀夫. 2 次元パターン平面を利用した点パターンのマッチング法とその星座検出への適用について. 愛知教育大学研究報告. 自然科学編, 59:13–17, mar 2010.
- [3] Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, and Alexander C. Berg. Ssd: Single shot multi-box detector. In Bastian Leibe, Jiri Matas, Nicu Sebe, and Max Welling, editors, *Computer Vision – ECCV 2016*, pages 21–37, Cham, 2016. Springer International Publishing.
- [4] 灘本 紗也佳, 森 直樹, and 岡田 真. 星図データに基づく星座画像の生成と星座識別手法の提案. 人工知能学会全国大会論文集, JSAI2021:3D1OS12a03–3D1OS12a03, 2021.