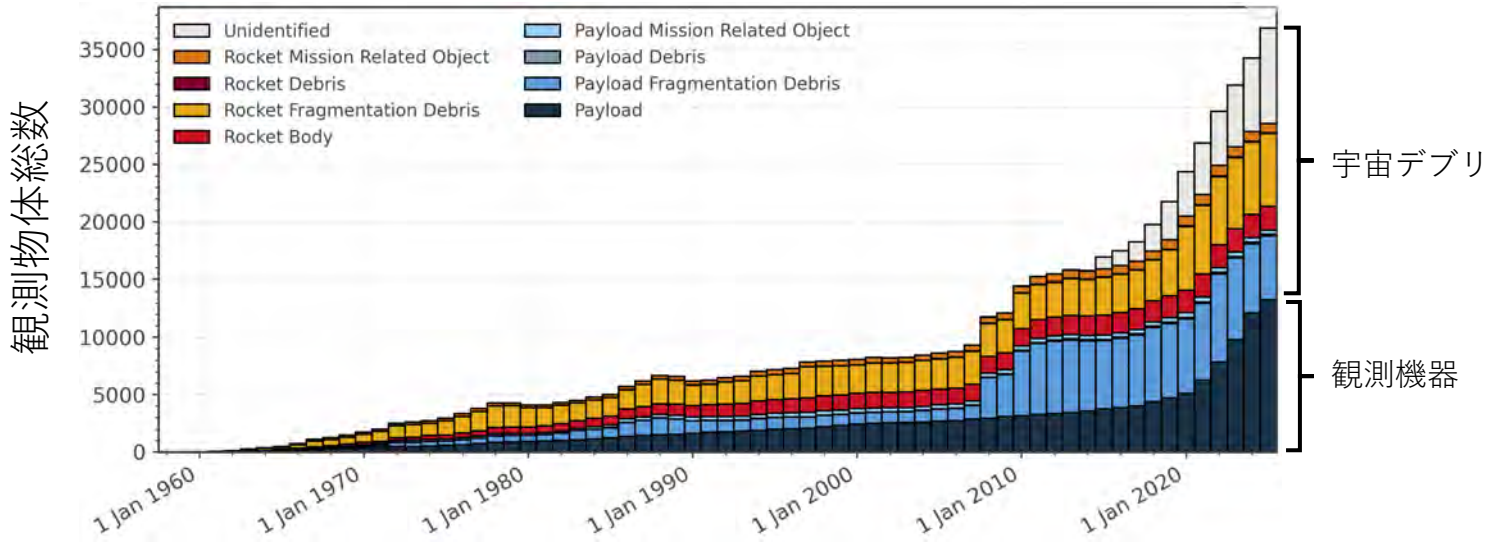
Tomo-e Gozen広域サーベイで検出された人工天体のライトカーブのクラスター分析

大木亮吾、酒向重行、瀧田怜（東京大学）

シュミットシンポジウム2025 2025/5/27

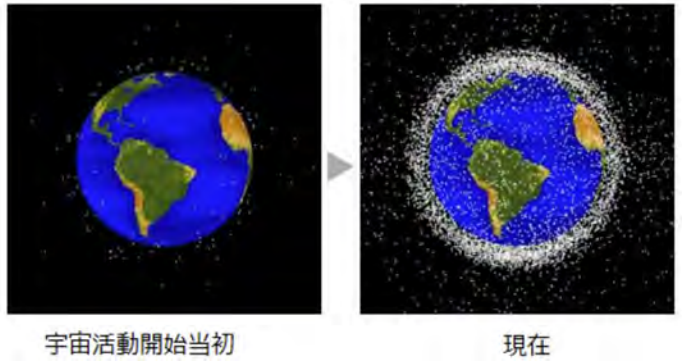
宇宙デブリ問題の現状

- 現在、宇宙デブリ総数は増加傾向にある



観測物体総数の推移(ESAのレポート)

- 減らすのも一つの手であるが、それだけでは間に合わない
  → いかにして“避けるか”が重要になっている
- 未知の人工天体や宇宙デブリに関する情報を増やすことが重要



宇宙デブリイメージ図
(JAXA)

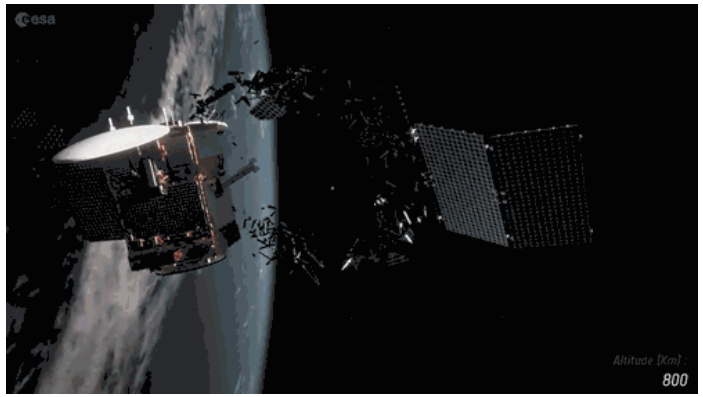
人工天体観測の意義

- 天文学における問題

  ⇒　地球接近小惑星（NEO）探査において、未知の人工天体データが邪魔になっている

- 宇宙開発における問題

  ⇒　未知の人工天体との衝突の可能性がある

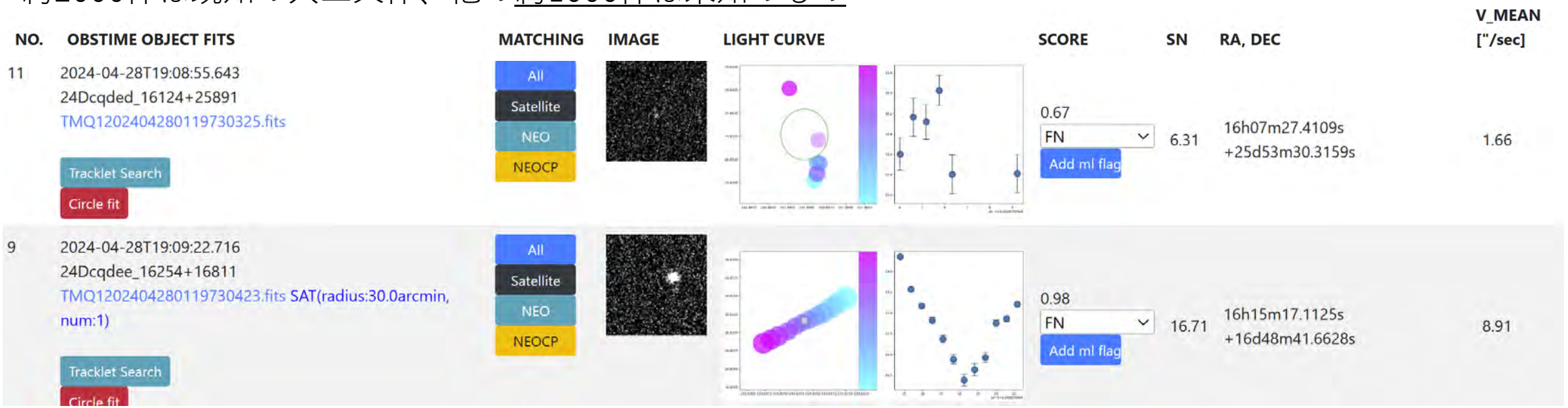


衝突のイメージ動画(ESA)

- 人工天体観測データを用いて未知のものに対して軌道決定を行い、**カタログ化**すれば両者の問題を解決できる

Tomo-e Gozen全天サーベイと人工天体

- 東京大学木曽観測所においてTomo-e Gozen カメラは毎日広域動画サーベイデータを取得しており、
  1日あたり約3000件の高速移動天体を検出
  そのうち NEOなどの天文学的天体は数例のみ
  ほとんどは宇宙デブリなどの**人工天体**（大部分は地上高度30,000km以上の高軌道衛星）
  約2000件は既知の人工天体、他の約1000件は未知のもの



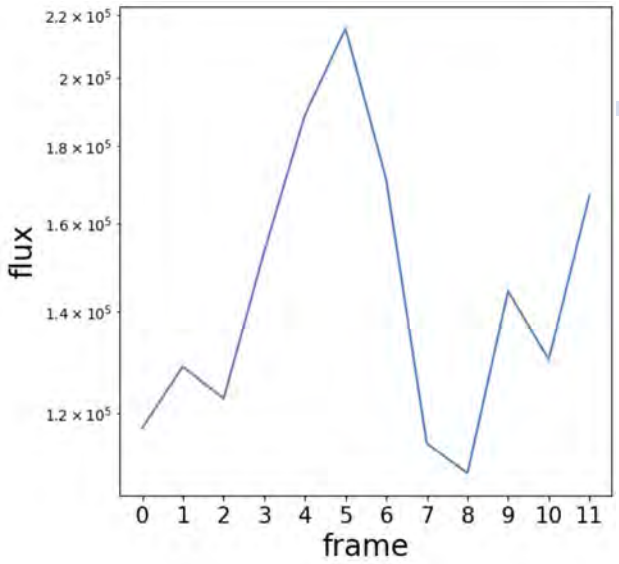
高速移動天体検出の結果

課題と本研究の目的

課題

1. 軌道決定には、離れた時刻での複数の位置データを用いる
   そのためには、<u>複数のデータが同一天体だと決定しなければならない</u>
   現状、位置と速度のみで同定を行っているが、それだけでは難しいケースもある

2. 長期の軌道予測や、宇宙デブリ除去のためには、<u>人工天体のより詳しい情報（形状や自転運動など）</u>が必要である



観測される
ライトカーブデータの例。
多様な形状のライトカーブ
が観測される。

本研究の目的

多様なライトカーブに対して**時系列データクラスタリング**の手法を用いることで
2つの課題の解決を目指す

クラスタリング手法

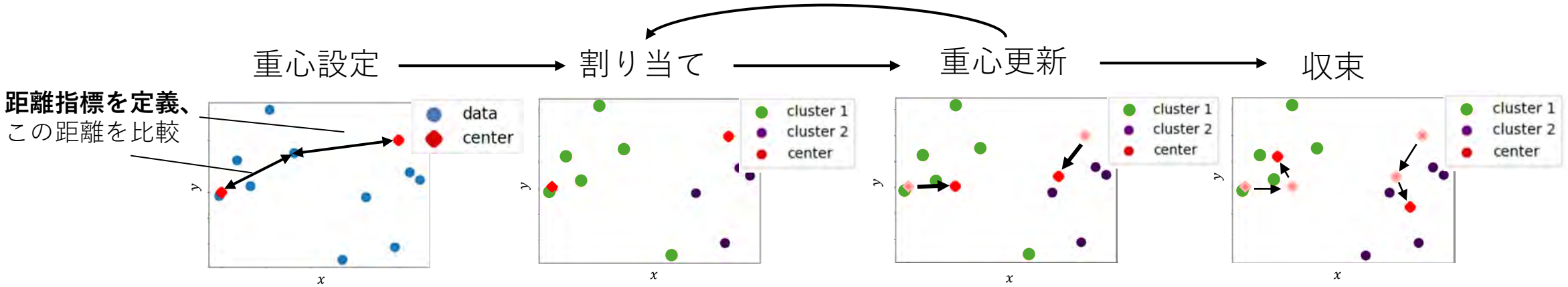
- KMeans法

  一般的なクラスタリング手法で、**教師なし学習**の一種

  以下の流れでデータを分類する

  はじめに人間の目でクラスタ数を指定する

  下の図は二次元データに対して、**クラスタ数を2**としてクラスタリングを行った様子を示している



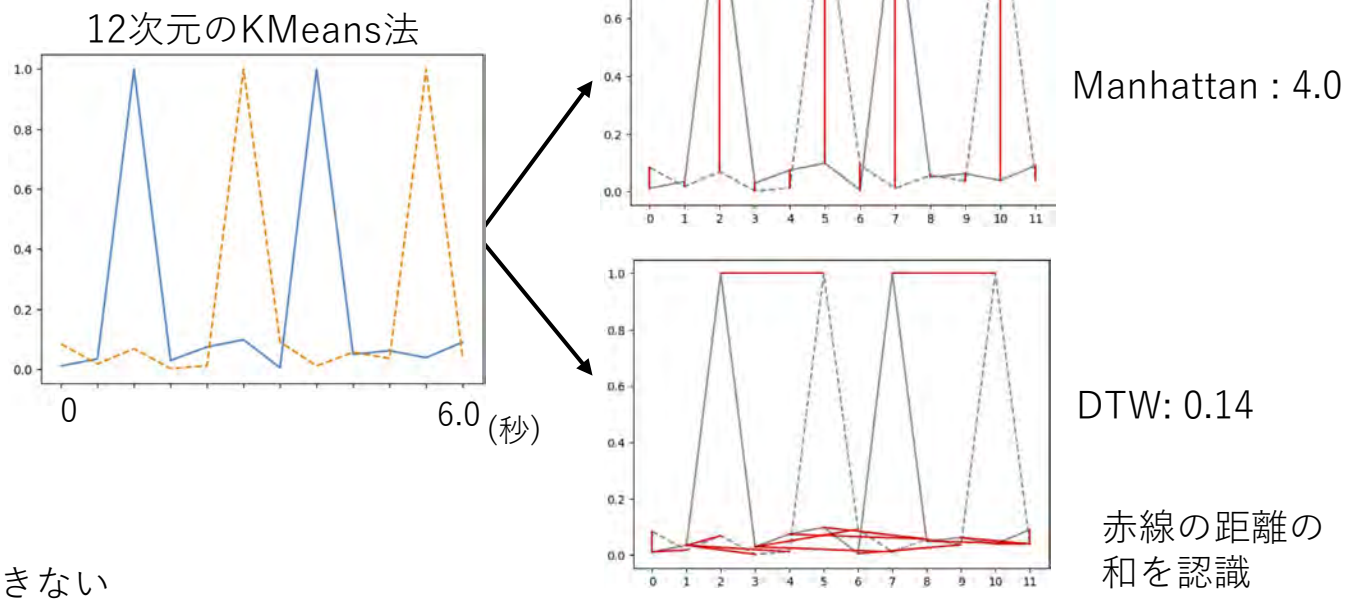
時系列データのクラスタリング手法

- 時系列データを用いたKMeans法

時系列データを用いる場合でも、基本は一般のKmeans法と同じアルゴリズム

ただ、時系列データ間の**距離指標**をどう定義するかが重要

主に使われるのは以下の二手法



Manhattan

各時刻の差の絶対値の和
長所：単純、計算が早い
短所：同じ形状でも位相がずれると遠いと認識

DTW (Dynamic Time Warping)

斜めのデータ点間の距離も用いて拡張した距離指標
長所：**位相がずれたデータ**も近いと認識できる
短所：計算コストが大きい、位相のずれが大きいと認識できない

DTWの方が
位相のずれも考慮できる点で有用

学習データ

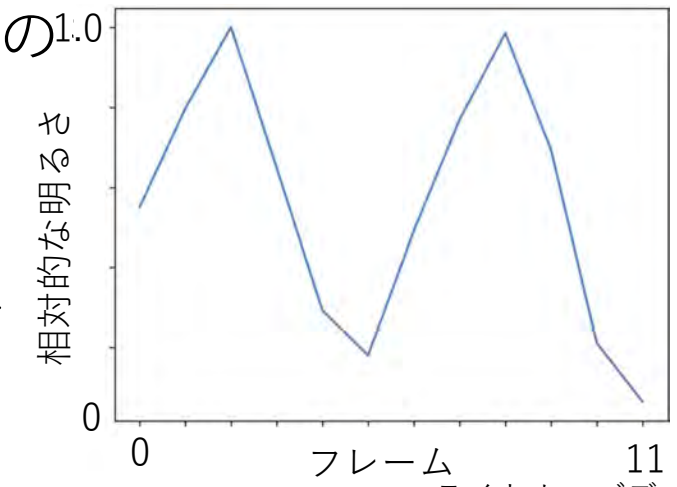
- 2023年4月中の合計8日分のTomo-e Gozen高速移動天体検出パイプラインの結果

　その中のライトカーブデータ12フレーム(6秒のデータ)のうち欠損が5つ以下のもの

　欠損は一次線形補完により埋める　全サンプル数は12182個

- 今回は試験的に**フラックスの最大値/最小値**が2以下の**SN比**が5以下のものをフィルタリングして除去

- 最終的な学習データは**4640個**のライトカーブデータ

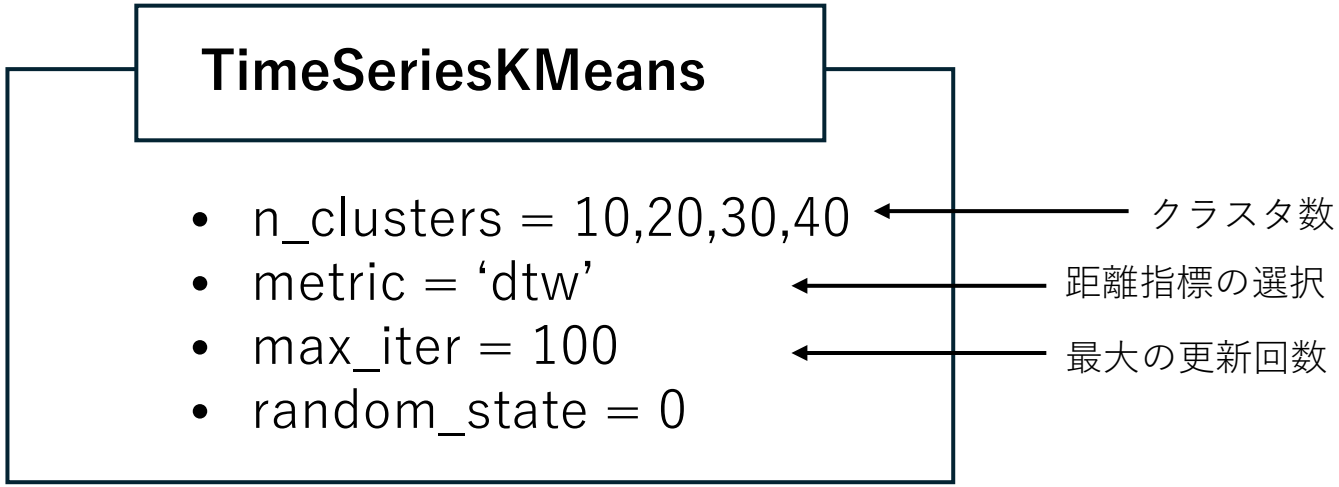


ライトカーブデータの一例

使用した解析モジュール

- Pythonライブラリの**tslearn**を利用

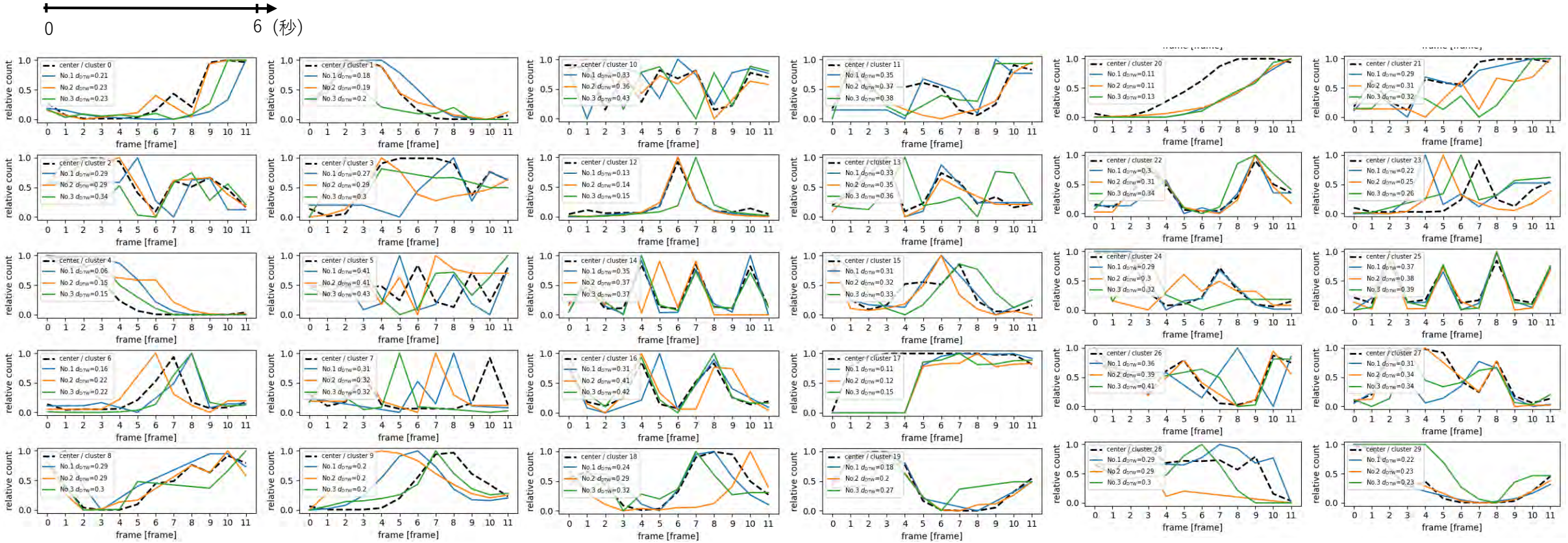
tslearn's documentation — tslearn 0.6.3 documentation



実行時間　4min

- 前処理として、最大値を1、最小値を0とする正規化を実施
（**TimeSeriesScalerMinMax** を使用）

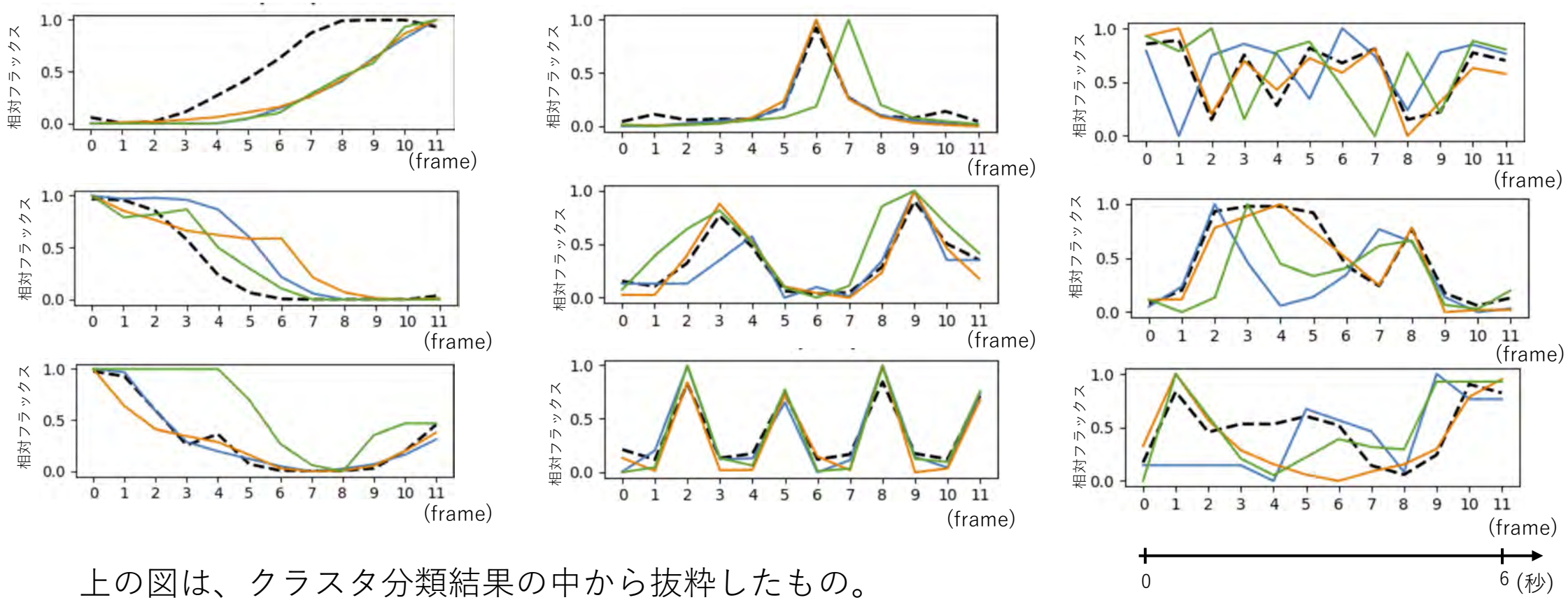
30個のクラスタリングの結果



黒点線：クラスタ重心　　青線、橙線、緑線：各クラスタでクラスタ重心に近い3つのライトカーブを表示
横軸はフレーム数（12フレーム、6秒）、縦軸は相対的なフラックス

30個のクラスタリングの結果

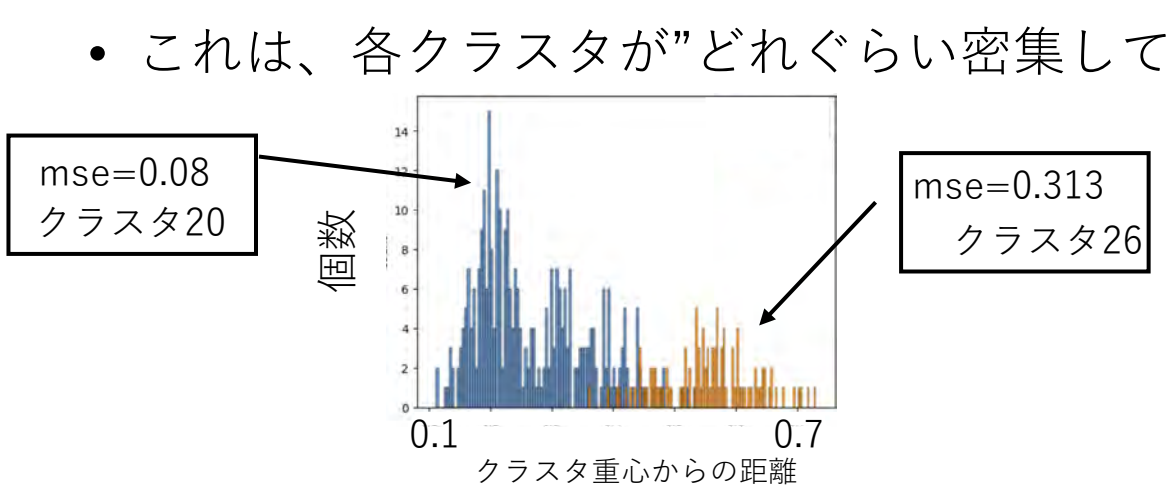
上昇、下降傾向やピークの有無、個数、形状を認識できる

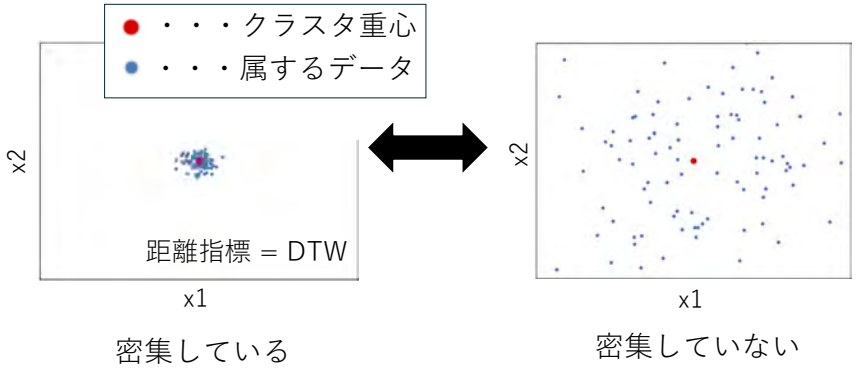


上の図は、クラスタ分類結果の中から抜粋したもの。
黒点線：クラスタ重心　　青線、橙線、緑線：各クラスタでクラスタ重心に近い3つのライトカーブを表示

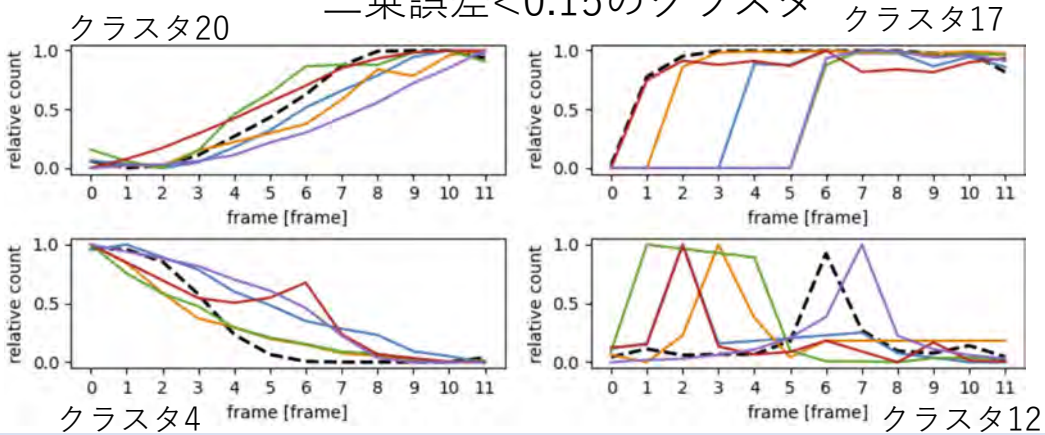
クラスタの信頼度

- 各クラスタの信頼度を測る指標として、重心からの平均二乗誤差が利用できる
- これは、各クラスタが”どれぐらい密集しているか”を示す

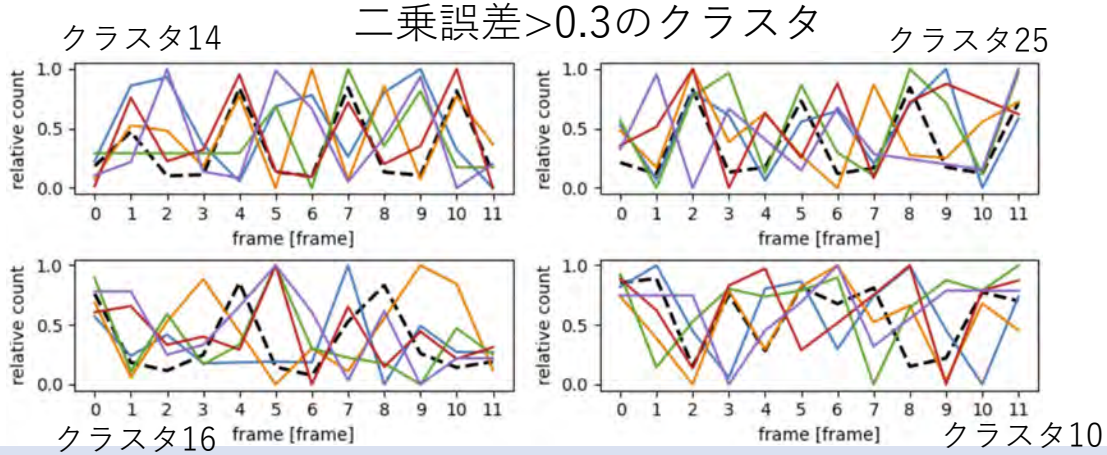




二乗誤差<0.15のクラスタ



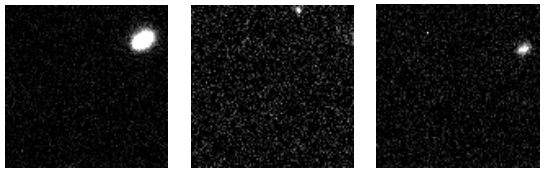
二乗誤差>0.3のクラスタ



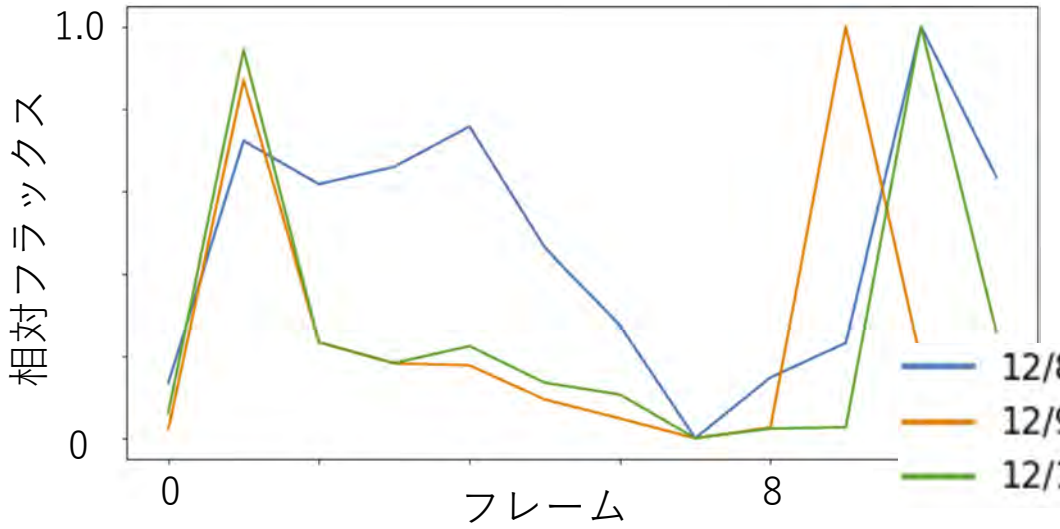
テストデータを用いたクラスタ分類

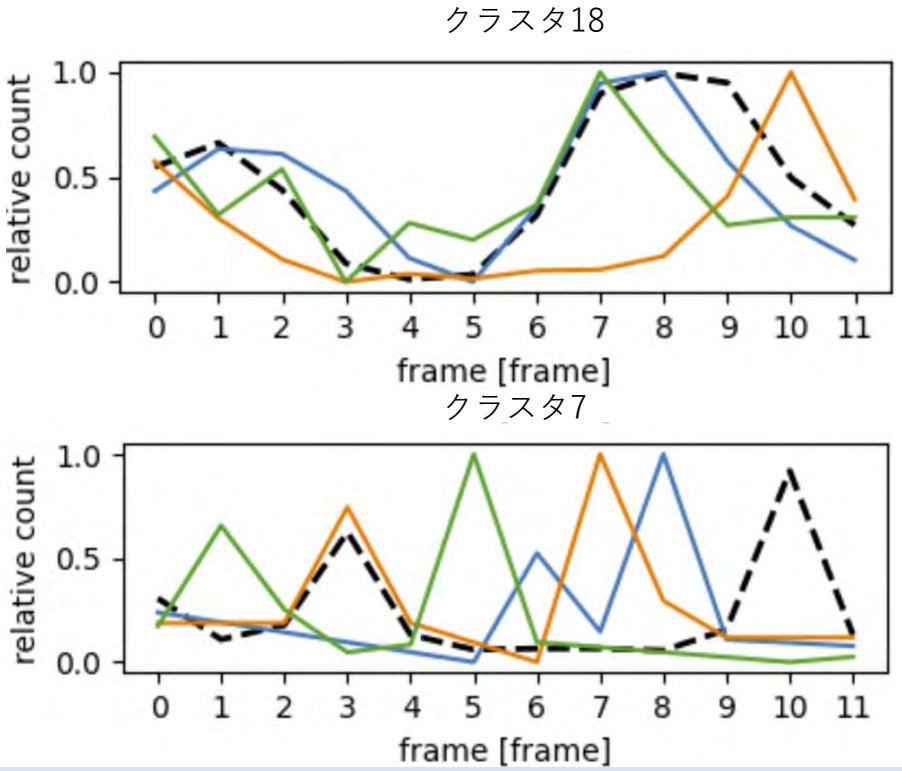
- テストデータとして2024年12月8日、9日、10日の三日間のデータを利用
- 同一人工天体が似たような形状のライトカーブを持ち、類似クラスタに属することを確認
- そのうち一例を以下に示す。

MOLNIYA 1-88
カタログのID：23420



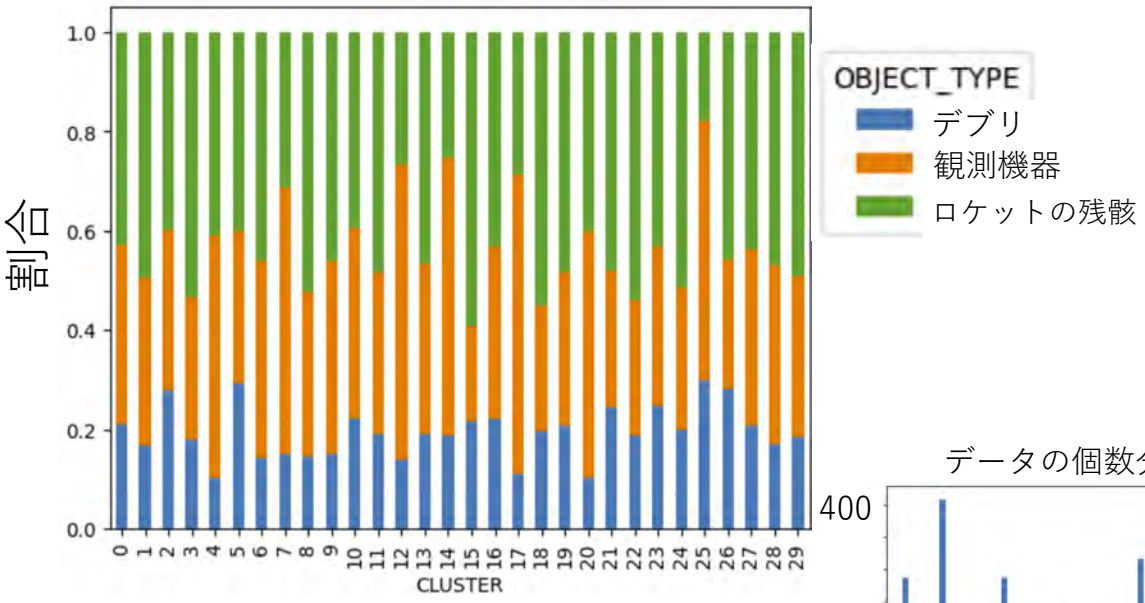
検出された人工天体の
カットアウトGIF画像



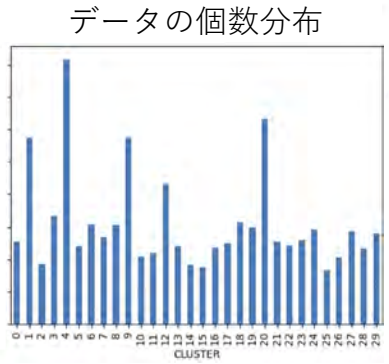


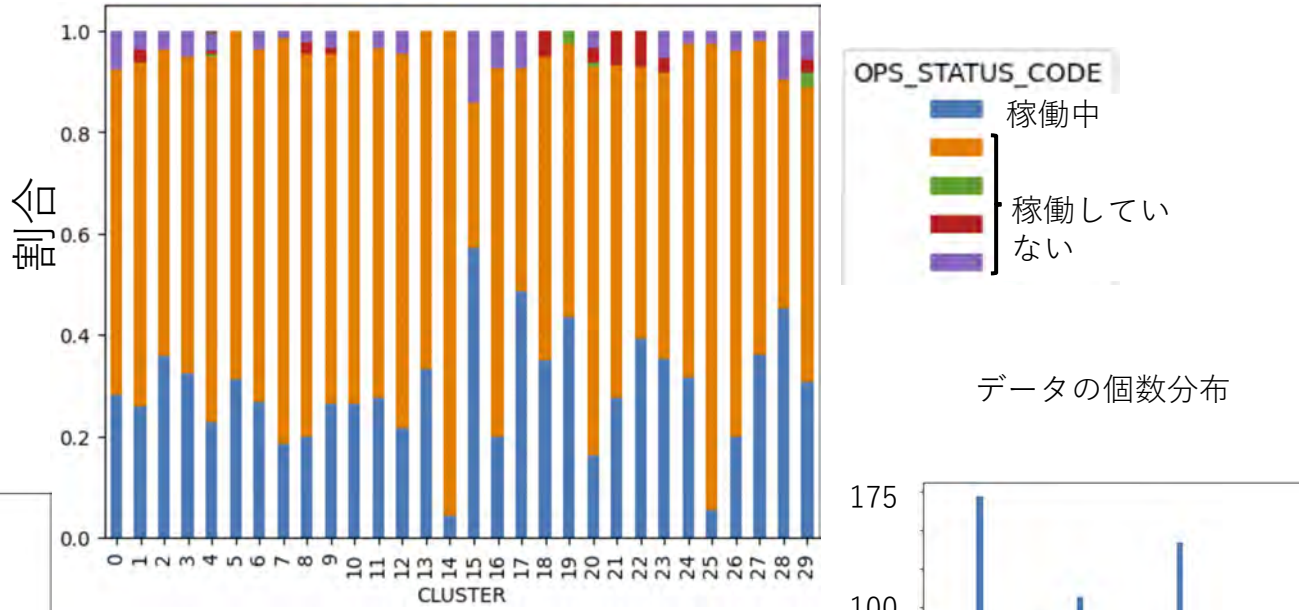
カタログデータとクラスタの関係

各クラスタとカタログ上のデータの関係を見た

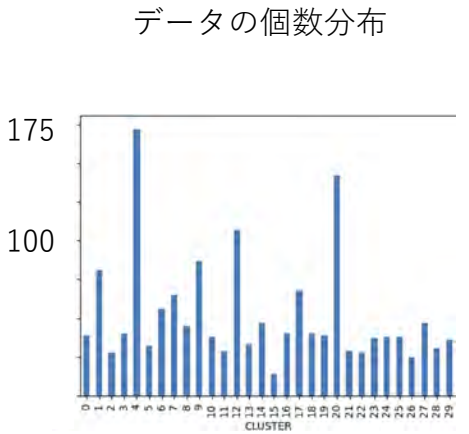


人工天体の種類との関係





現状の稼働状況との関係



おおむね相関は見られなかった

⇒　クラスタが**カタログ上にない、独立した情報**（衛星の形状や自転運動など）を抽出できている可能性

まとめ

- 宇宙デブリ数増加により生じる、未知の人工天体のカタログ化という要請に対し、時系列クラスタリングの手法を用いた**ライトカーブデータの分類法**を提案した
- 結果、上昇下降傾向や、ピークの有無でのクラスタ分け、またそれらの信頼度の数値化に成功した
- テストデータを用いることで、同一天体が類似クラスタに入ることを確認した
- クラスタとカタログデータの間の関係を見ることで、ライトカーブデータからカタログ上にない情報を得られる可能性が示唆された