

Tomo-e transient survey における 新たな即時天体検出手法の導入

2023/5/31 (木曾シュミットシンポジウム)

笹岡 大雅 (東大 M1)

有馬宣明、土居守、酒向重行(東大)

富永望、小久保充(NAOJ)

高橋一郎(東工大)



T O M O - e
G O Z E N

Tomo-e における突発天体探査

- Tomo-e サーベイ

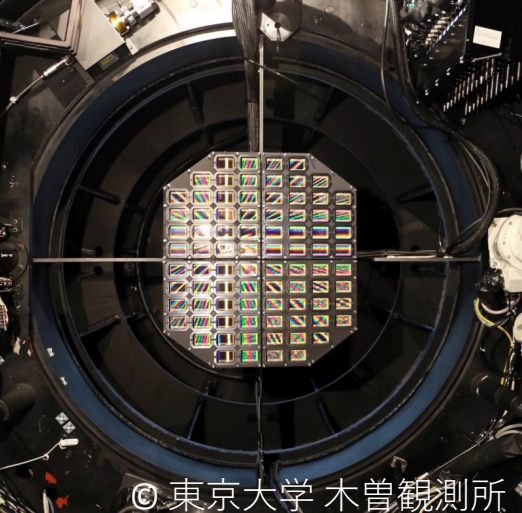
1日ケイデンス(10,000 deg²) , 1時間ケイデンス(2,000 deg²)

1. 観測報告を受け、その報告より前に映っていたか確認

2. 突発天体の自動アラート → 今のところ出せていない

- 国内の他の研究機関との連携により、
多バンドでの撮像・分光。

同夜のうちにすぐにフォローアップできるかが鍵。



© 東京大学 木曾観測所



© 京都大学 岡山天文台

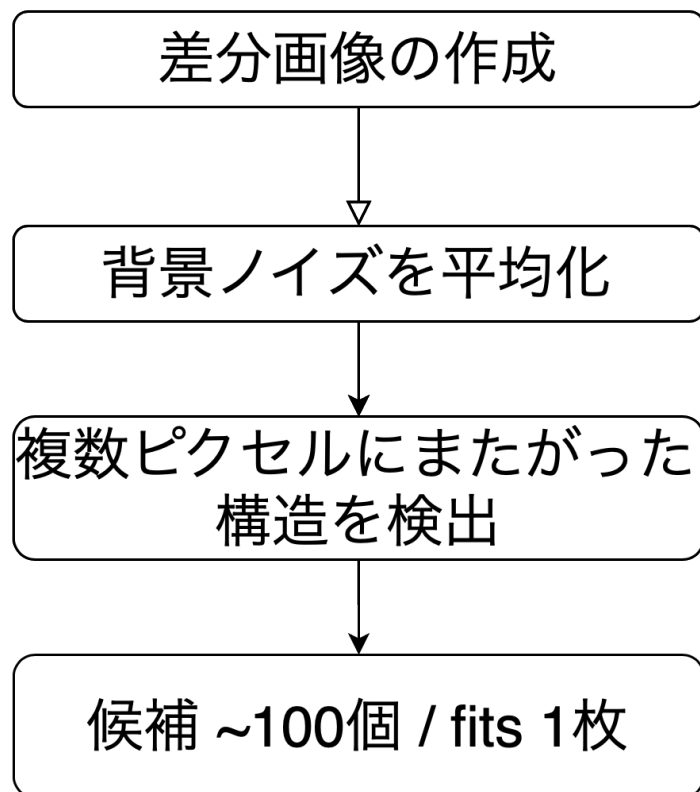
Tomo-e transient candidates の個数

- 機械学習で “Real” と判定されたもの
 - **detect** : ~ **100 objects/night**
- 間隔をあけて(全天サーベイ ~1日) 複数回 detect されたもの
 - **discover** : ~ **10 objects/night**

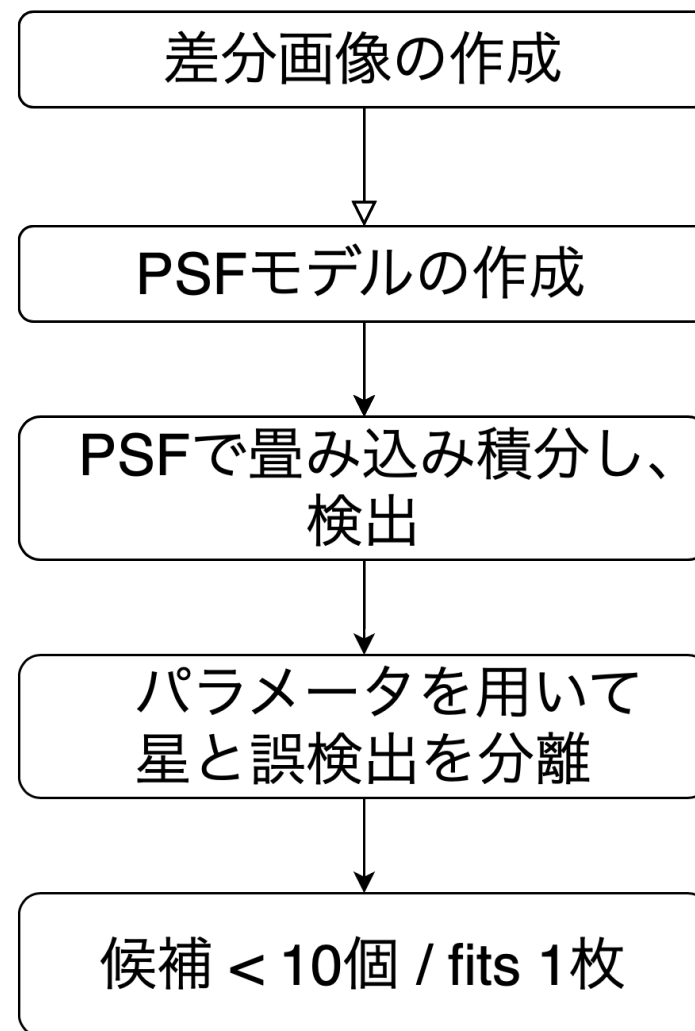
時間スケールのより短い現象(重力波対応天体探査など)では、複数回検出を待ってられない!

→ **機械学習の前の段階で誤検出数を1桁落とすことを目標に。**

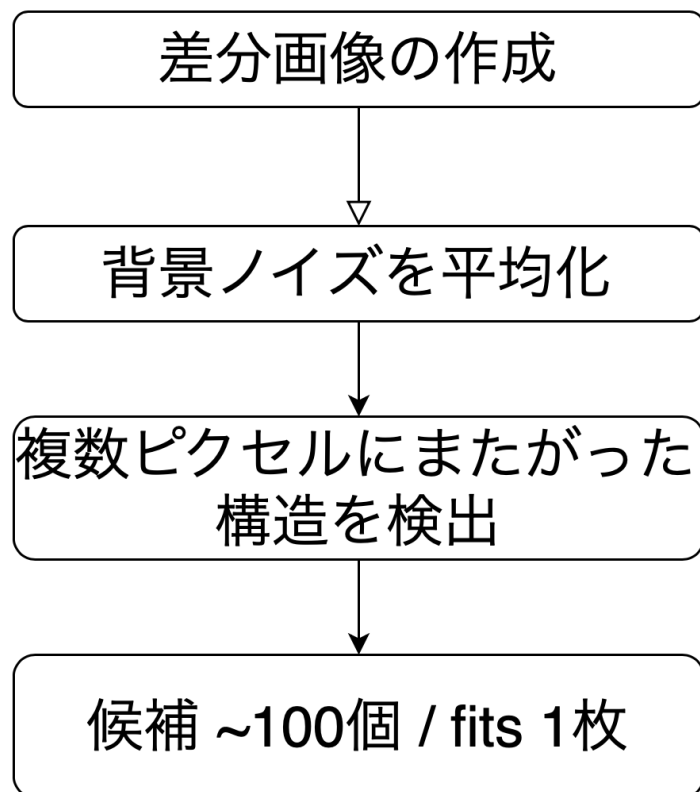
従来の手法



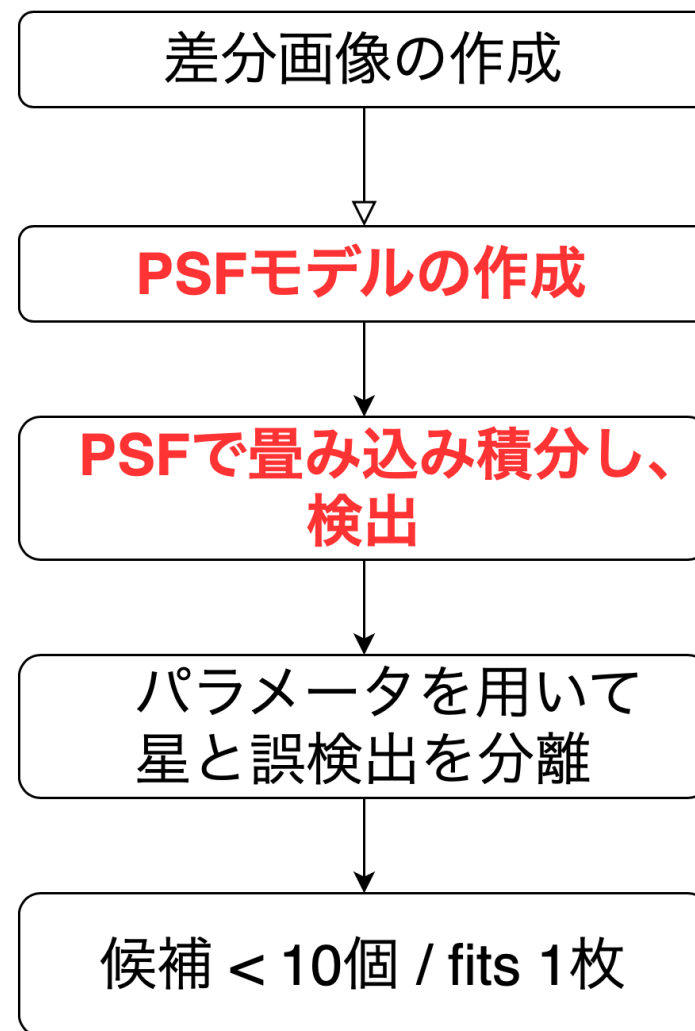
今回の手法



従来の手法



今回の手法



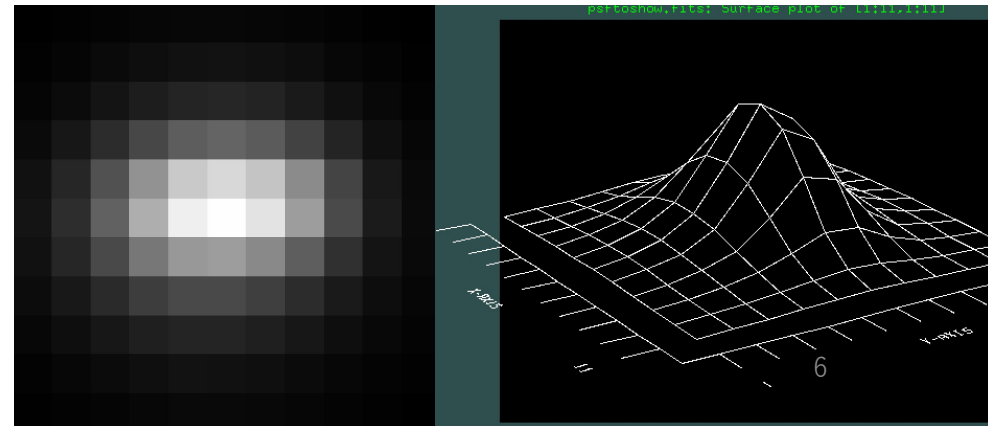
PSF convolution(重み付け) の導入

- **PSF** : 近似的にGaussianやMoffat distribution で書ける。(後述)
- **PSFの形で重み付け**をして検出をかけるのが最適。(Bigaoui & Dantel 1970)

画像からS/Nの良い星をいくつか選択

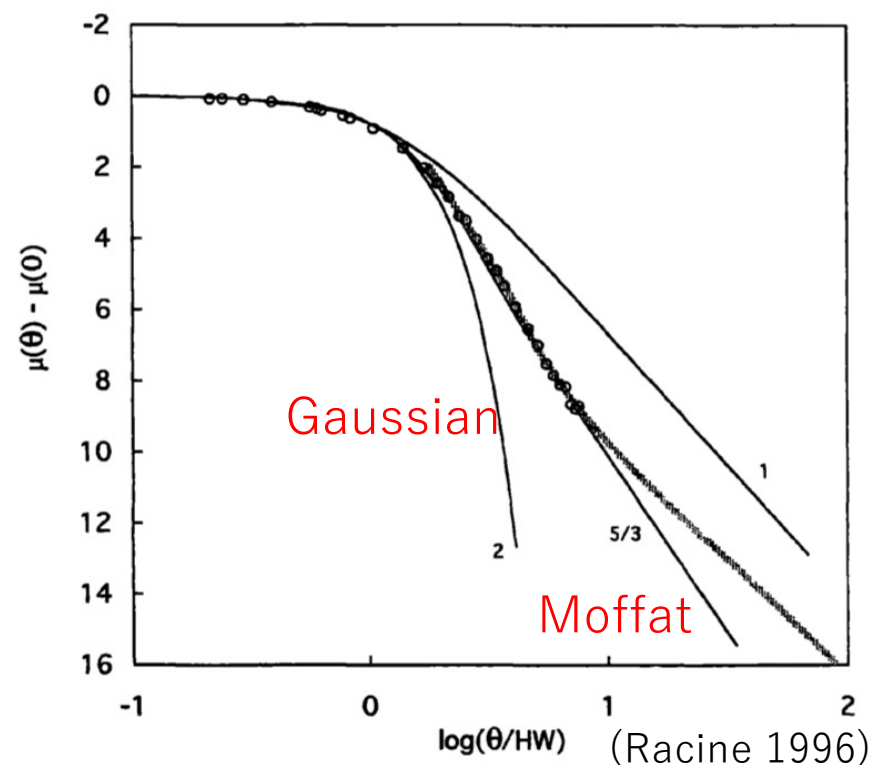


画像中の平均的なPSFモデルを作成



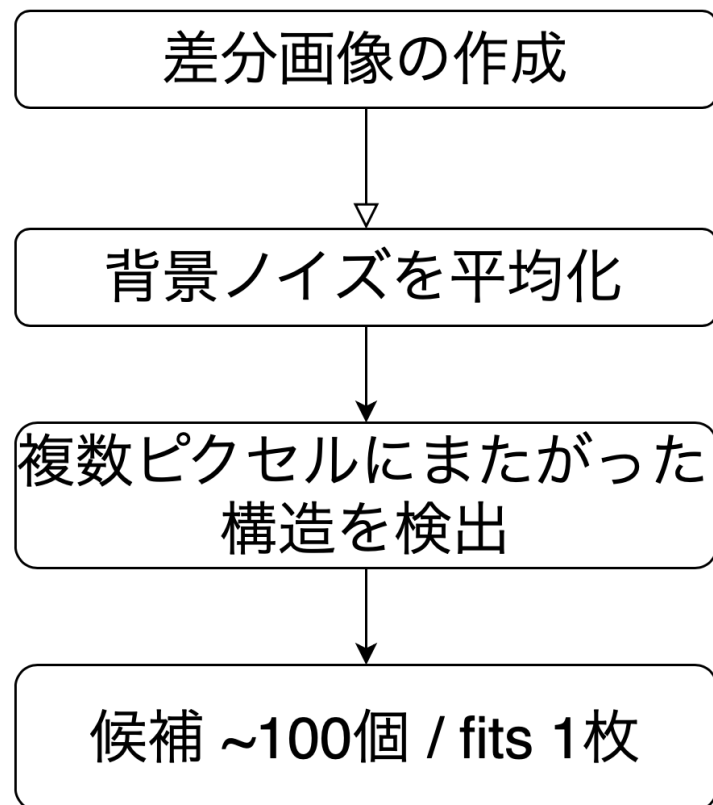
PSF model: Gaussian と Moffat distribution

- Gaussian :
seeing 依存パラメータは幅のみ。
- Moffat (1969) : $f = \frac{\beta-1}{\pi\alpha^2} \left[1 + \frac{x^2+y^2}{\alpha^2} \right]^{-\beta}$
 α, β が seeing 依存。
 $\beta \rightarrow \infty$ で Gaussian に収束。
裾野が広く、**実際の星像により近い。**

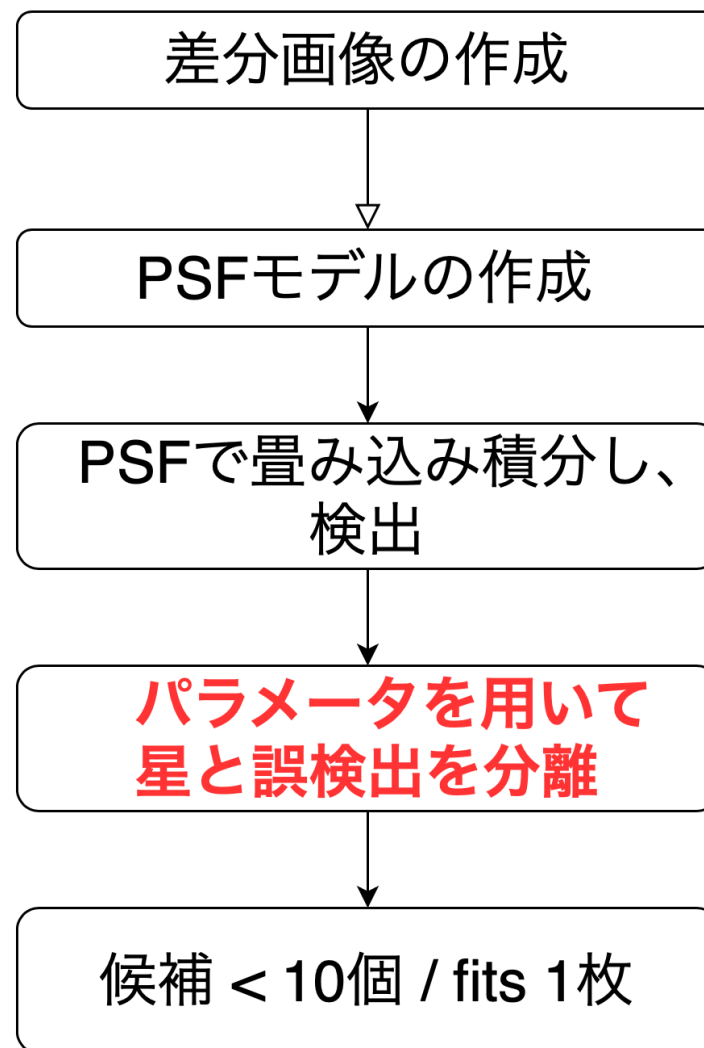


本研究では、Gaussian + residual で画像ごとにモデルPSFを作成。

従来の手法

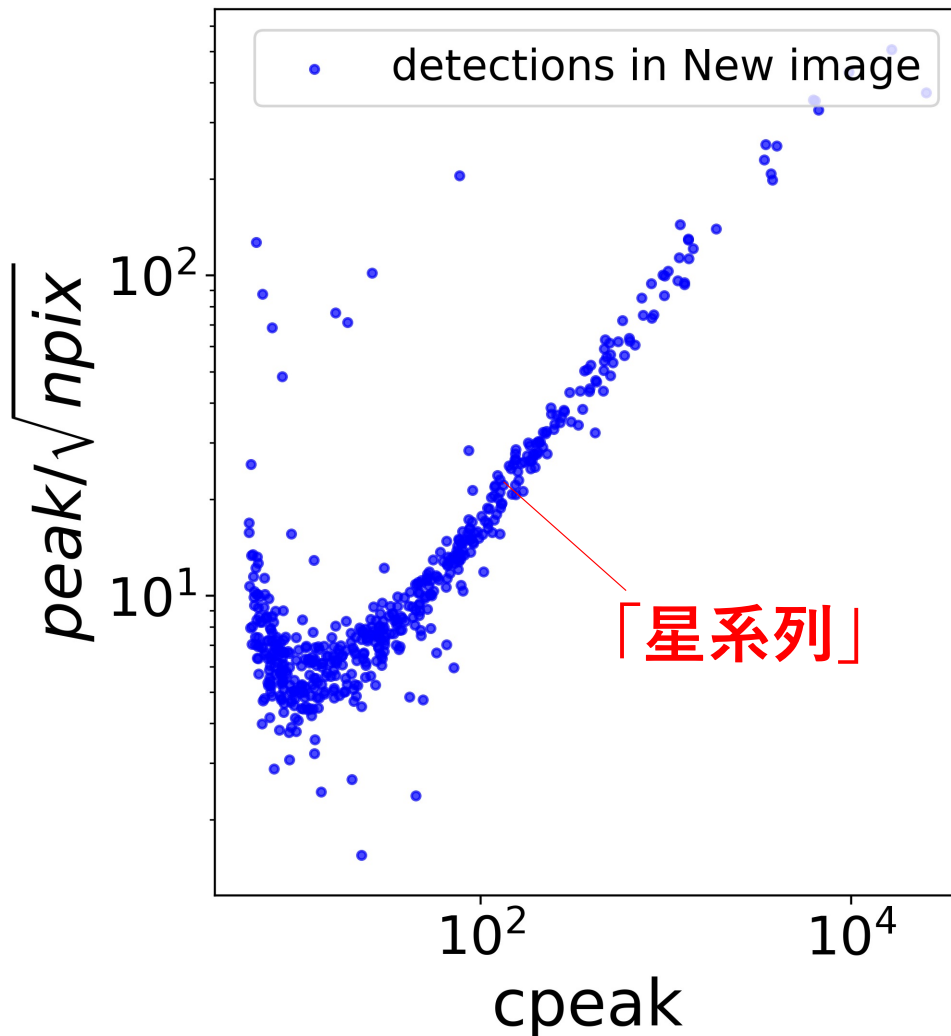


今回の手法



“CPP-diagram”

cpp-diagramによる分類



重み付け前後の情報を使って星とそれ以外を分ける分布を作りたい。

➤ 横軸 **c**onvolved **p**eak

- 天体の形がモデルPSFに似ているか

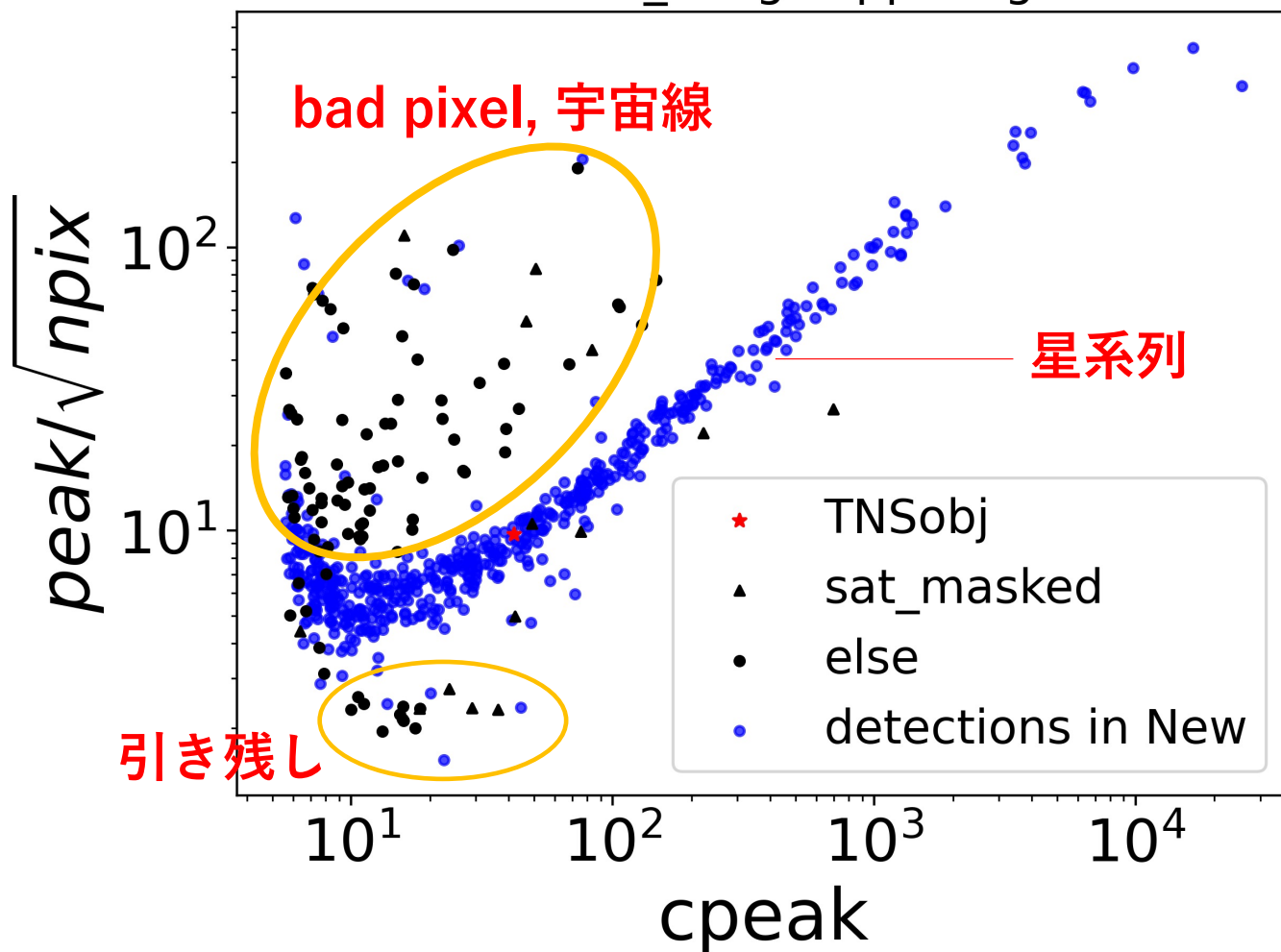
➤ 縦軸 **p**eak / $\sqrt{\text{天体の見かけの面積}}$

- 天体の明るさの勾配

(Arima 22, Ph.D thesis)

Diff画像上で突発天体を見分けたい

SN2021dn_image cpp-diagram



Diffに残った突発天体を、
Newの恒星たちと
同じようなパラメータ領
域に探す。

log-logで書くと
わかりやすいが、
3つの領域に分けられる。

cpp-diagramのモデル関数

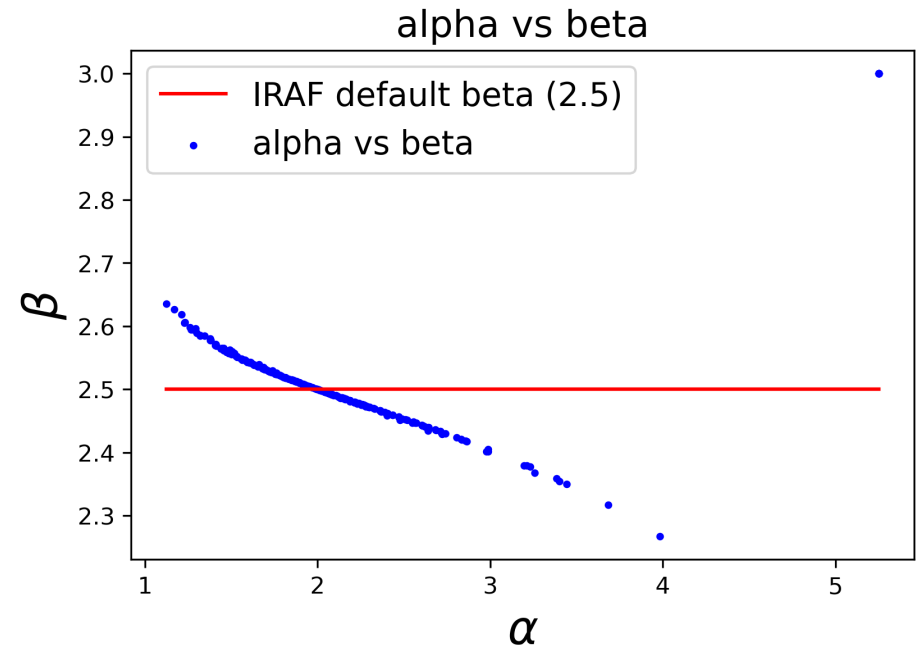
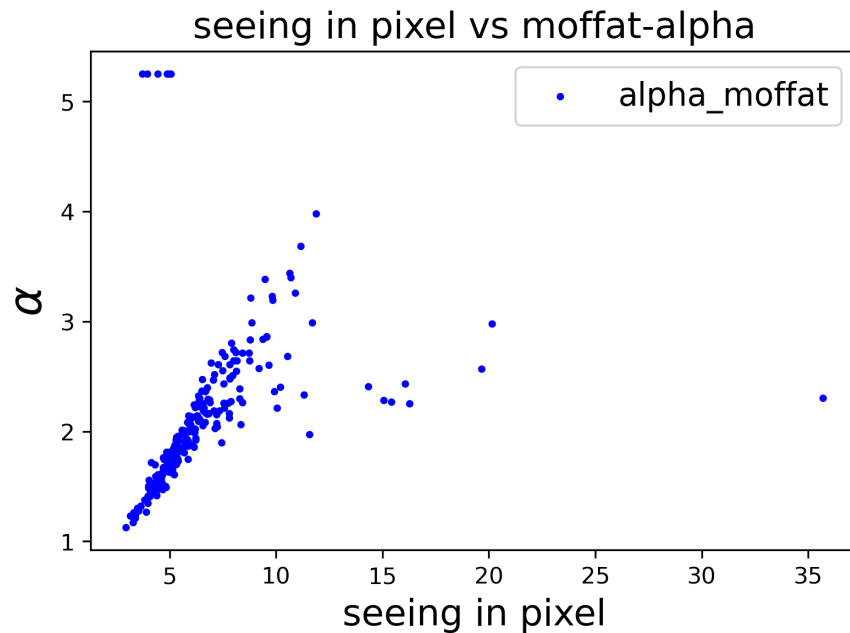
- seeingのみから cpp-diagramの曲線を計算できれば、計算時間の増加を抑えつつ検出を絞り込める。
- Moffat で書くと、seeing依存する α , β を用いて

$$y = \frac{x}{\sqrt{\pi \alpha^2 \left\{ \left(\frac{x}{threshold} \right)^{1/\beta} - 1 \right\}}}$$

と書ける。GaussianはMoffatの極限なので、領域の境界に使いそう。

Moffat α , β のseeing依存性

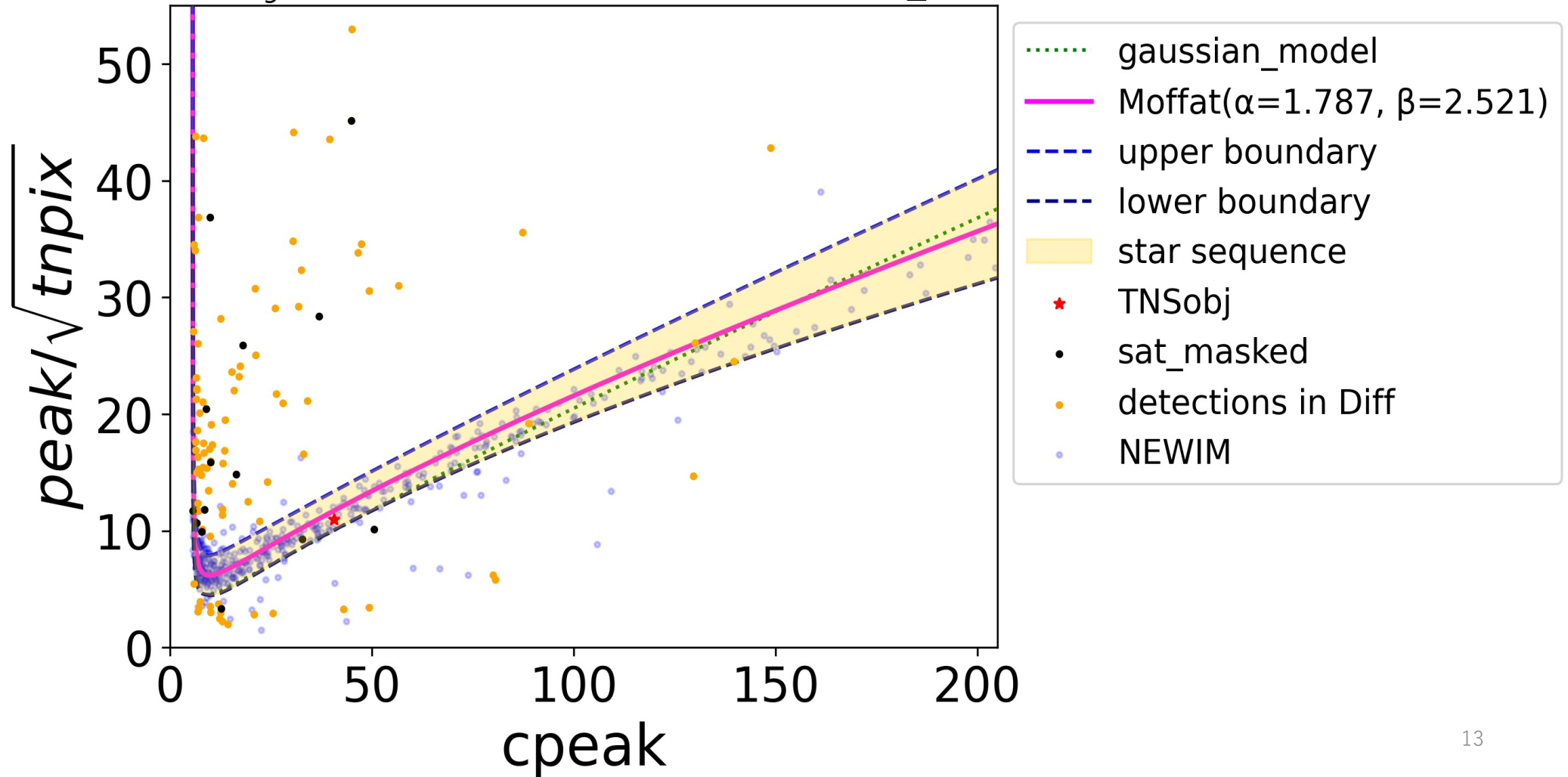
- seeing $\sim 2.35 \sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}$ とした。(σ はそれぞれGaussianのxy方向の幅)



画像ごとにseeingを得られれば、cpp diagramが描ける。

cpp-diagramの例

2021dn $1.0\sigma_{bkg}=5.578$, seeing : 5.398pix , sigma_gauss : 2.292



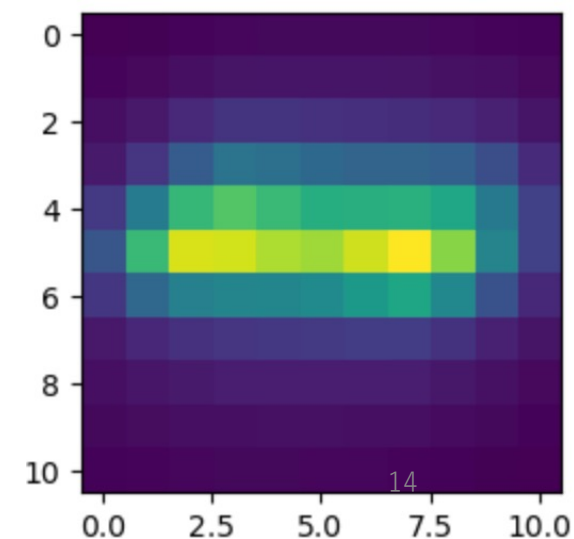
検出率テストに用いたfits

2021年の約4ヶ月でTNS天体の写ったfits画像

- 従来の検出で **S/N ≥ 5** の超新星が写っている。(場所も既知)
- 引き算のReferenceは **Tomo-e Reference** を使用。
- 「望遠鏡のスライド」による像のブレを $\sigma_x > 2 * \sigma_y$ とし、満たすものを除外。

計210枚で議論。

望遠鏡がRA方向にスライドした画像のモデルPSF。
山が2つ見て取れる。



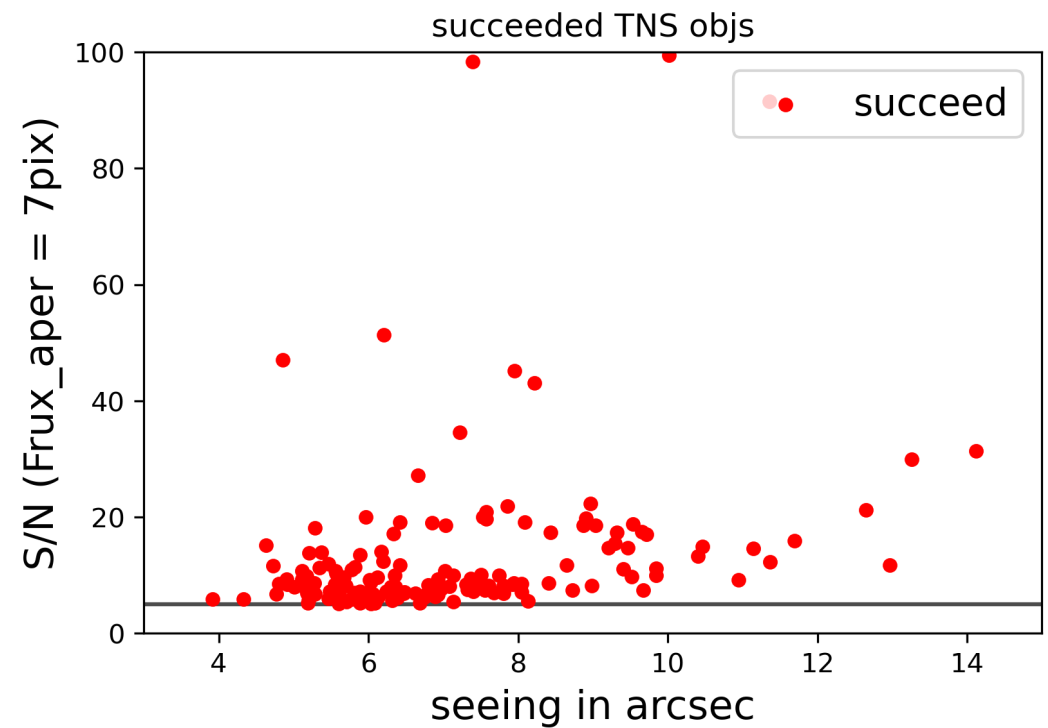
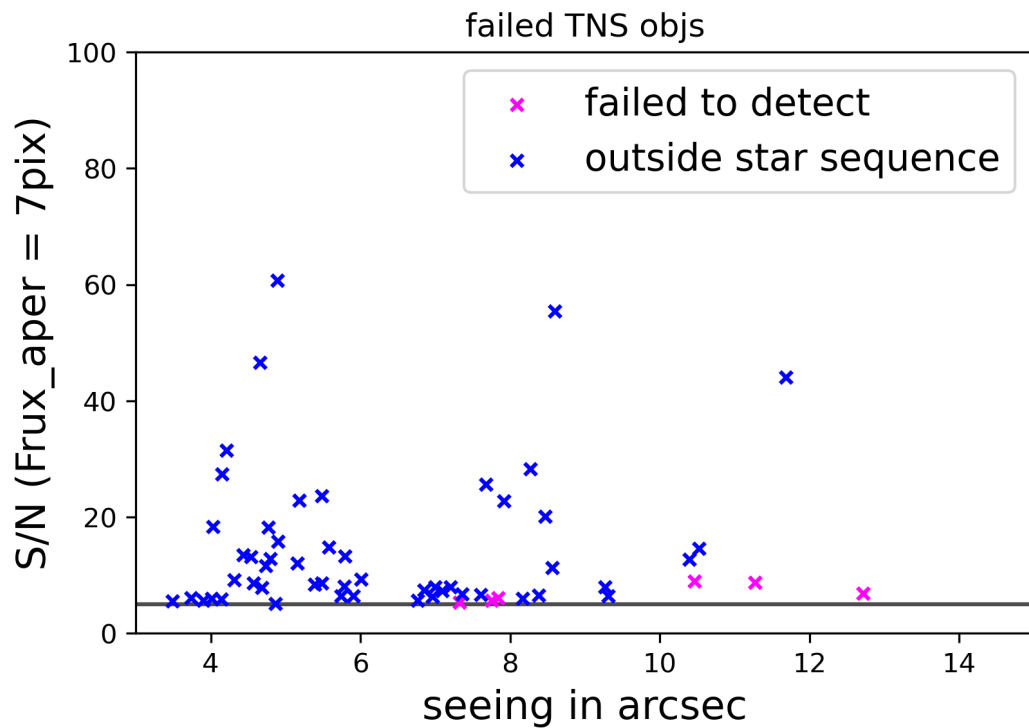
成功率・contaminationの割合

手法	検出成功数	検出成功率	成功した画像の中の誤検出(median)
従来	210	100%(基準)	88
今回	152	72%	4

誤検出の数自体は非常に少なくできた.
どういう「見逃し方」をしているのだろうか.

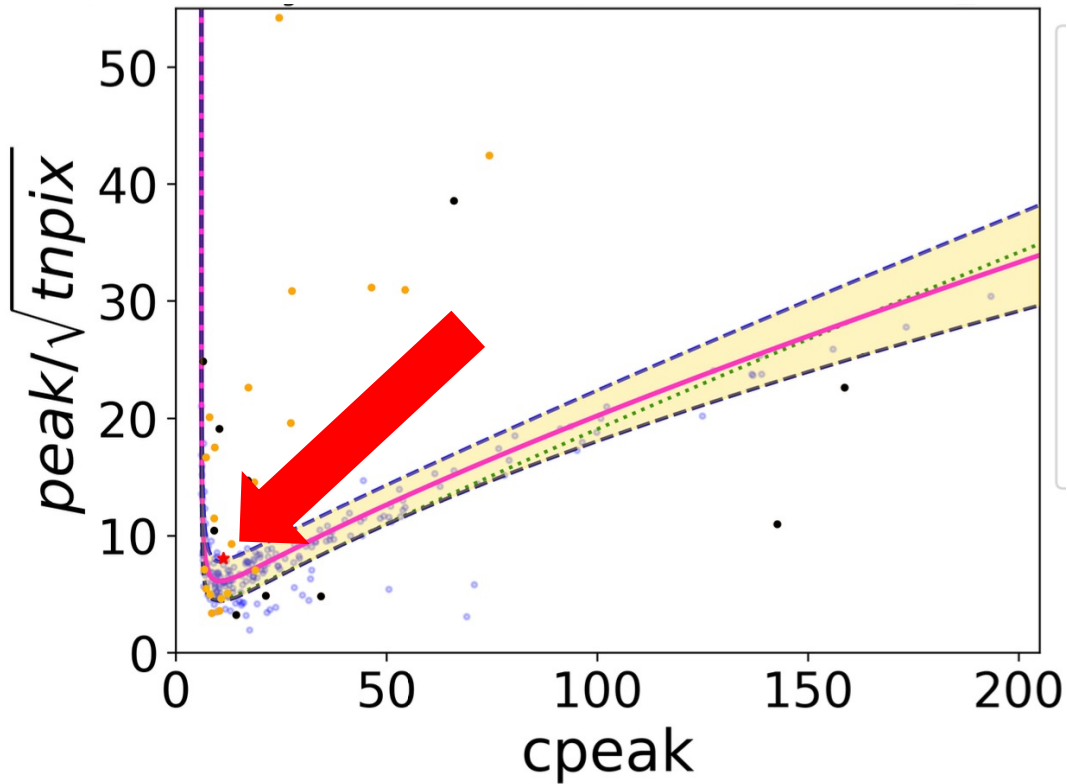
内訳：引き算エラー(1), 領域に乗らなかった(51),
検出失敗; low S/N(3), bad seeing(3)

検出失敗したもののseeing, S/N

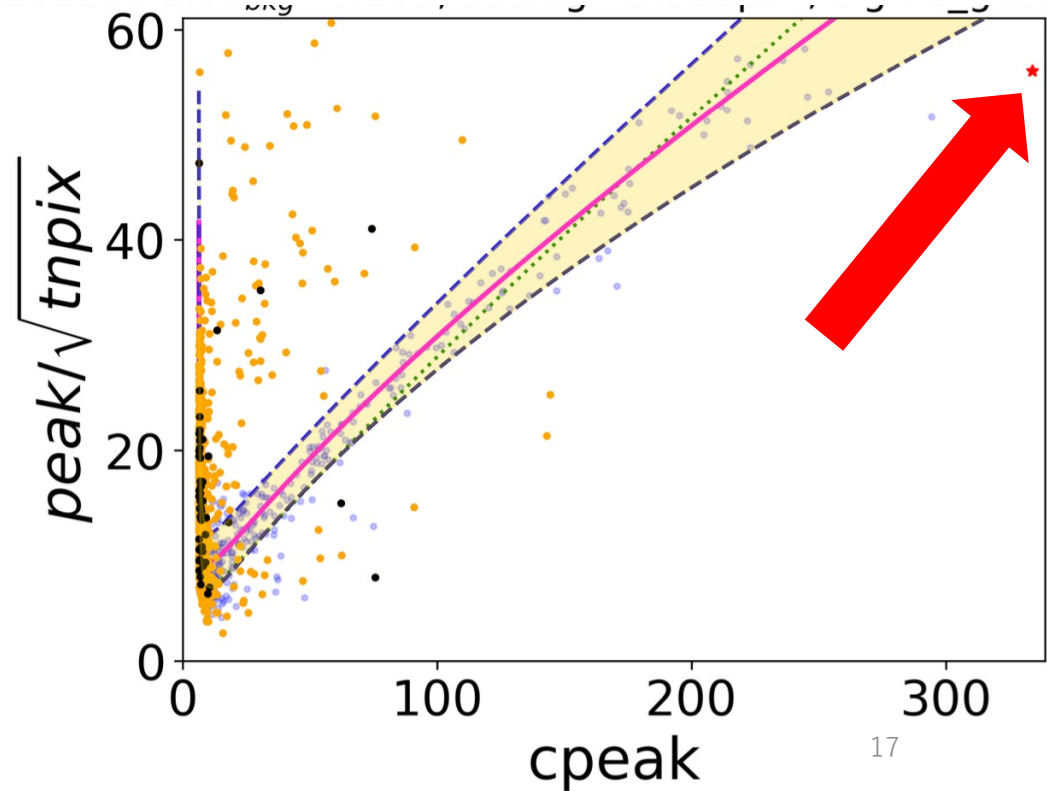


失敗したものの例

cpeak ($\sim S/N$) の小さいところ：
少し幅が足りない(?)

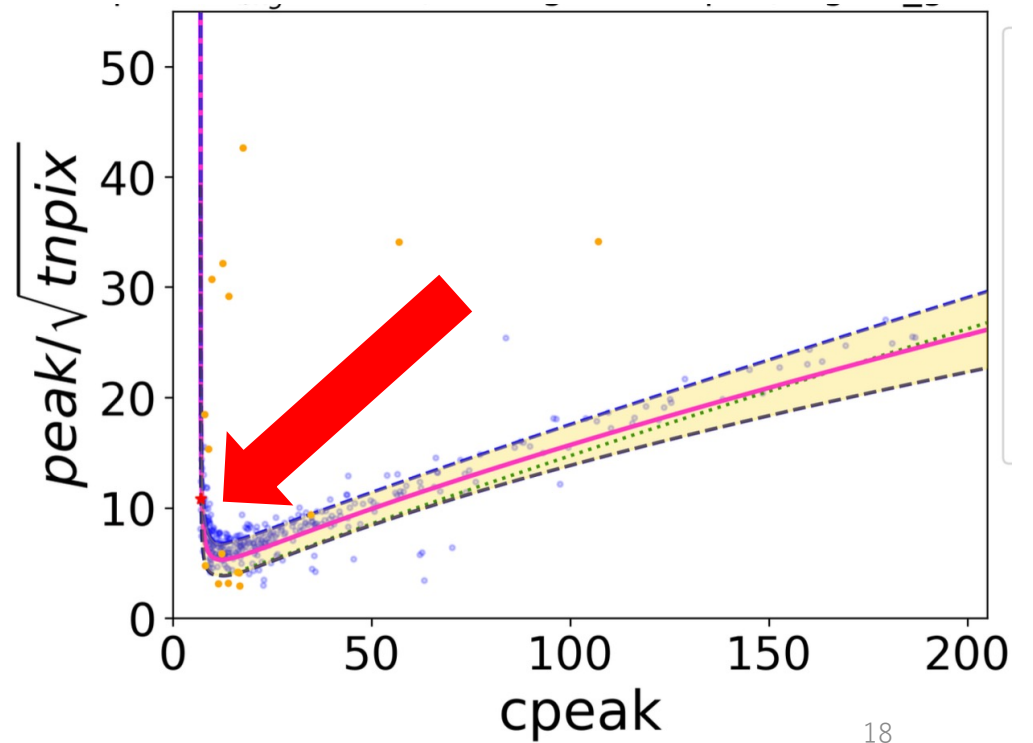
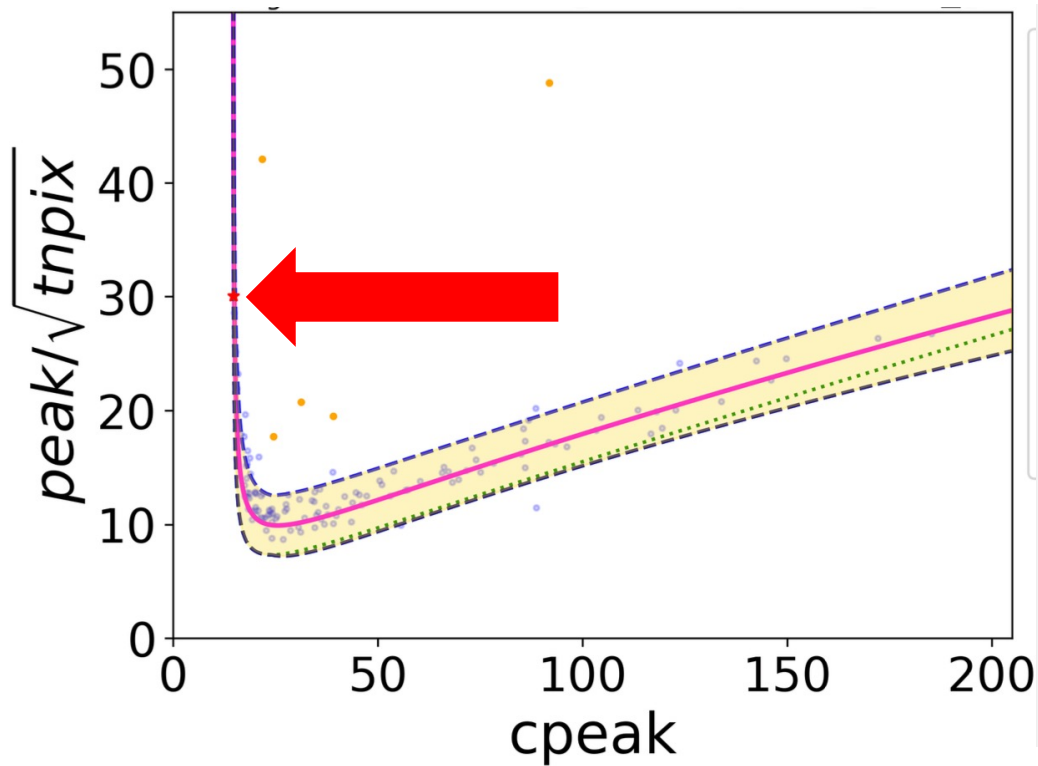


cpeakの大きいところ：
モデル関数からのズレが大きい

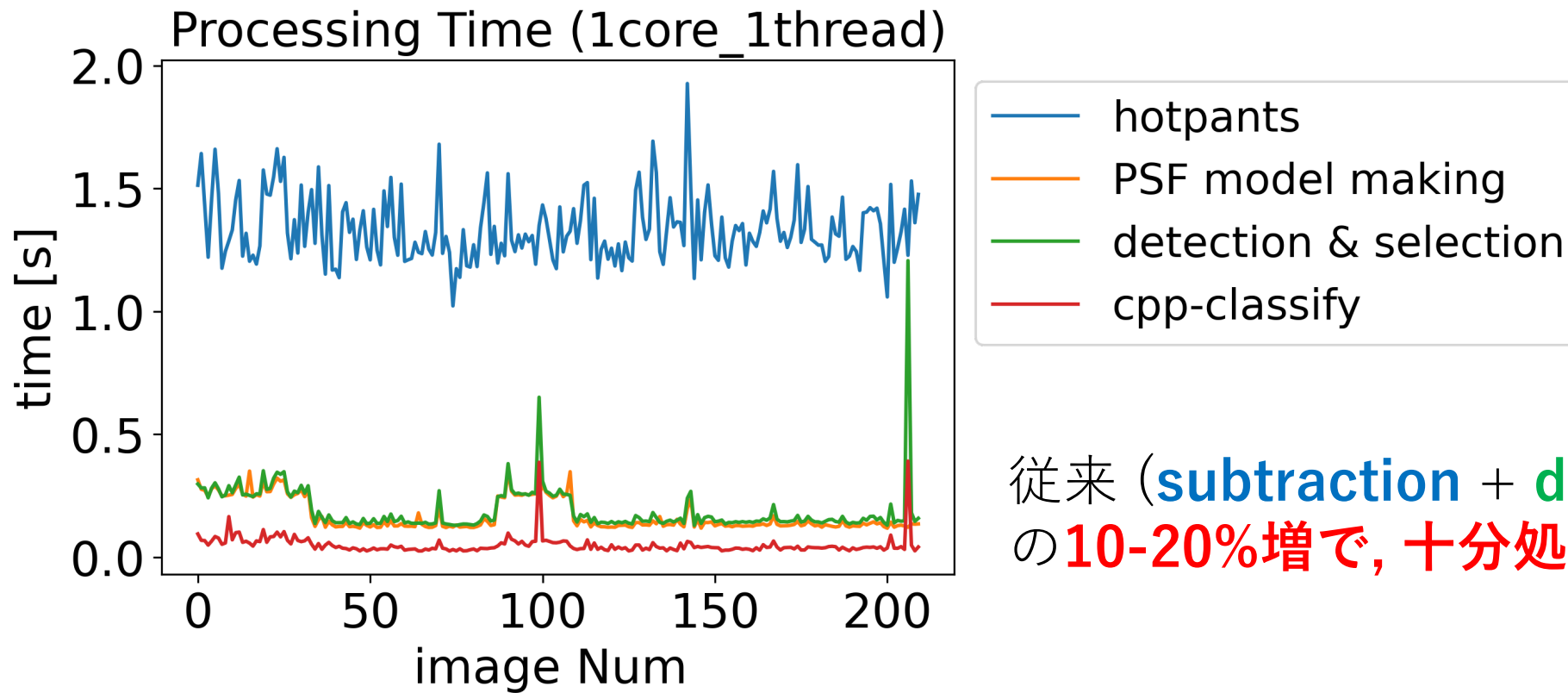


失敗したものの例(2)

かなり領域が細いところでギリギリ外れている…



実行時間



従来 (**subtraction** + **detection**)
の**10-20%増**で, **十分処理可能**.

今後の展望

• 星系列をどう定義する？

- 境界を $\sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}$ の関数で与えるのは不適當かもしれない。 $\sqrt{2\sigma_x^2}$ or $\sqrt{2\sigma_y^2}$ などの方が色々な場合に対応できそう。

• thresholdの議論

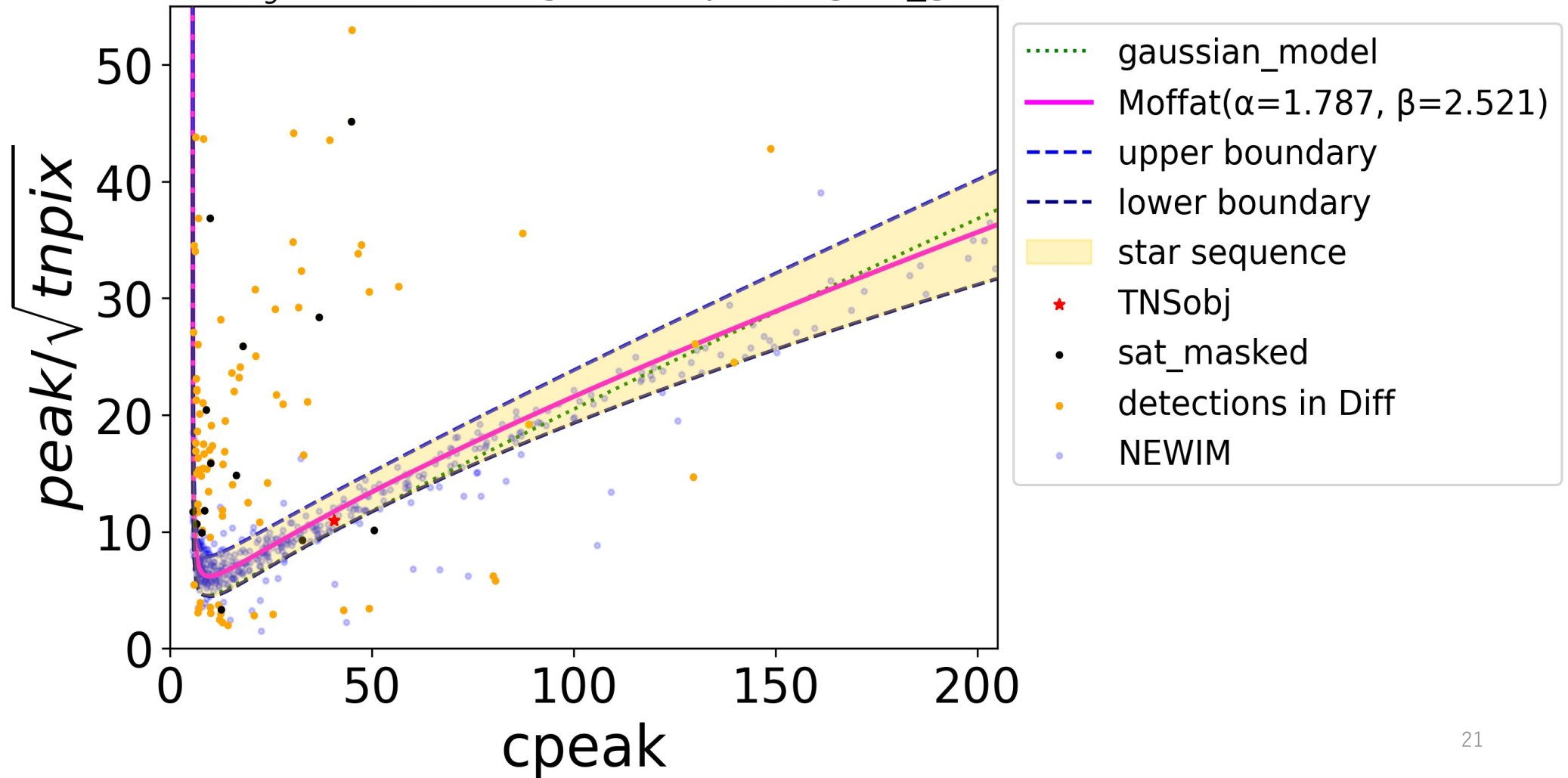
- どんな画像でもS/N ~ 5 以上を捉えられるような条件を決定する。複数ピクセルも検討。

• 機械学習との相性は？

- cpp-diagramの領域内の検出だけでReal/Bogusを学習した場合、より精度の良い分類ができるようになるかもしれない。
- これでもう一桁改善できると嬉しいが…

cpp-diagramの例

2021dn $1.0\sigma_{bkg}=5.578$, seeing : 5.398pix , sigma_gauss : 2.292



機械学習(CNN)との組み合わせ(案)

スコアが「高すぎる」場合に、明らかにpoint source 由来でないものを'Real' 判定しているケースがある。

→高スコアの方から何個か追観測すればいいわけでもない…

1. **CNN_Real** のものを **cpp-diagram** で判定。

→高スコアのcandidate がより信頼できるように。

2. **cpp-true** のものを **CNN** で判定。

→宇宙線・引き残しなどは「論外」として、Bogusの学習データをcpp-trueの紛らわしいものにできる。この場合の判定精度は？

成果のまとめ

- 突発天体の検出手法として、差分画像に
 - **PSFを用いて重み付け検出**
 - **cpp-diagram**による検出天体の分類を導入。**差分画像上でもこれらが機能**することを確認した。
- 先行研究ではcpp-diagramの大まかな上側境界しか出していなかったが、**精度よく従う関数形を提案**した。
 - 実行時間を110-120%に留めつつ、テスト画像の**誤検出を1桁落とす**ことができた。