

主成分分析と混合ガウスモデルを 利用した超新星残骸のデータ解析 ～ 深層学習に踏み込む前に～

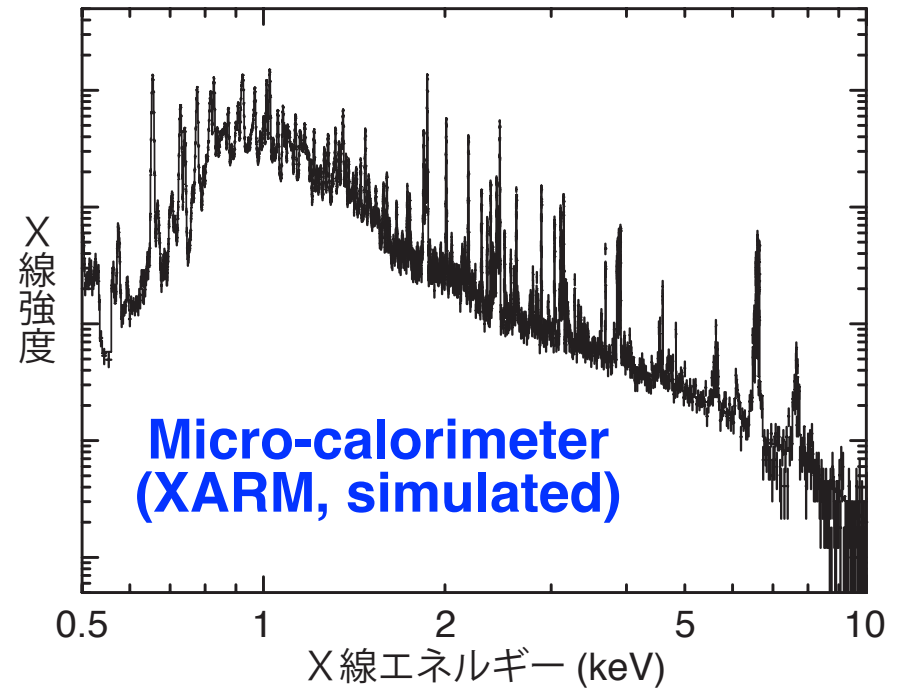
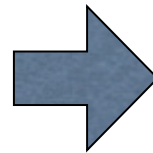
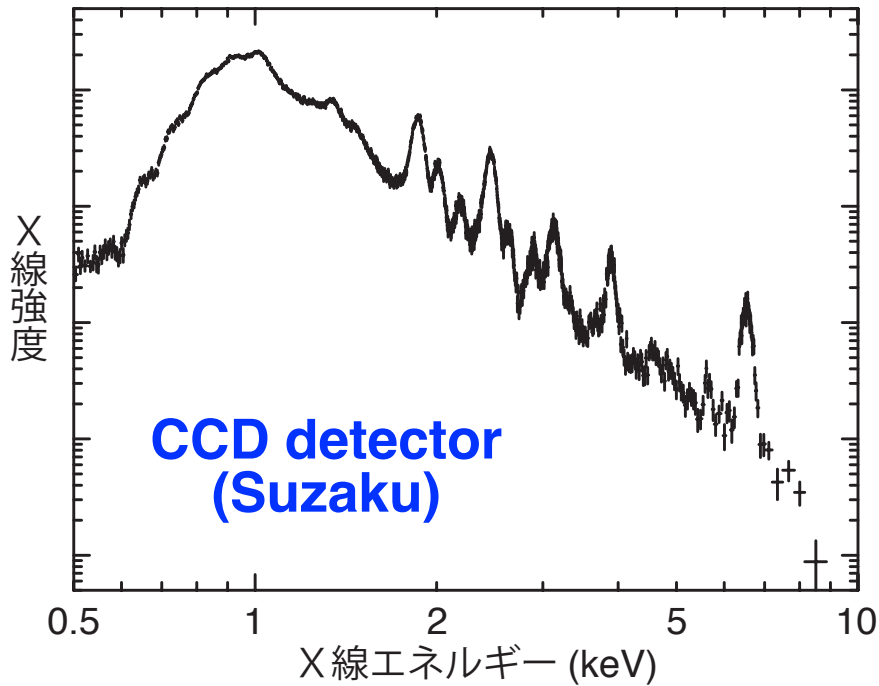
山口 弘悦

NASA/GSFC, Univ. of Maryland

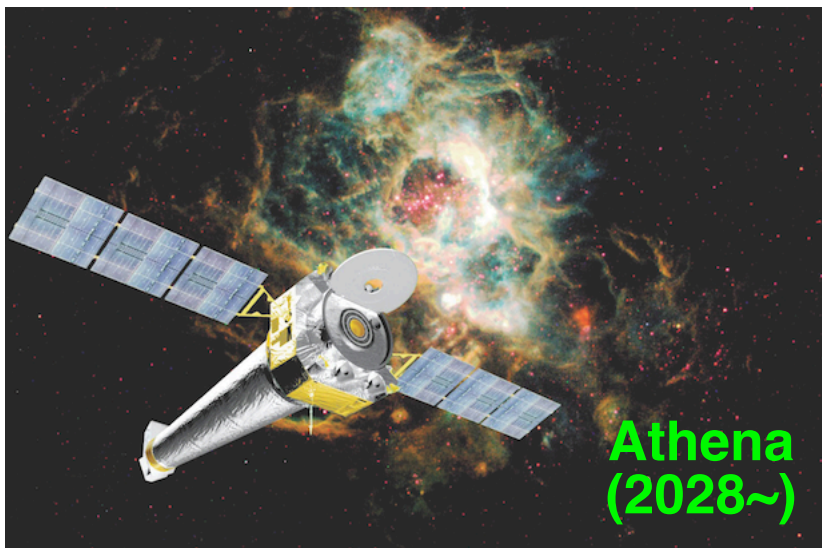
モチベーション

観測データの複雑化

(データ容量よりむしろ分解能向上による複雑性が問題)

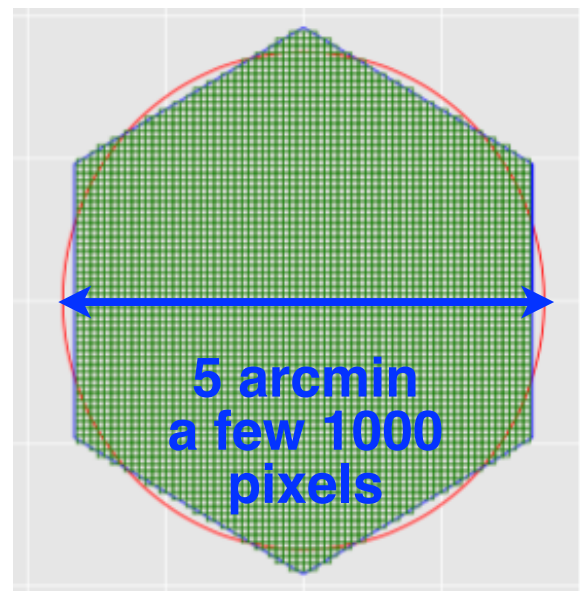
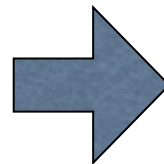
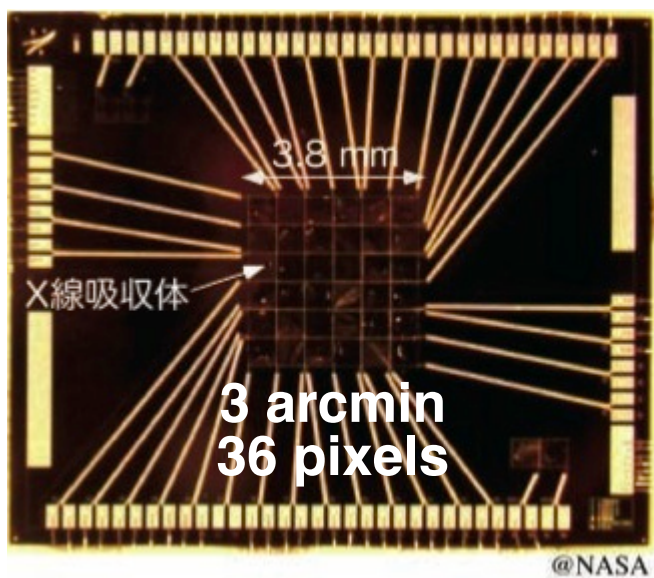


モチベーション：Athena時代に備える



Parameter	Baseline requirement
Spectral resolution	2.5 eV (@ 6 keV)
Field of view (requirement)	5' (equivalent diameter)
Pixel size	< 5" (mirror PSF HEW)
Instrumental background level	< 5 10^{-3} count/s/cm ² /keV
Energy range	0.2–12 keV
Count rate capability	1 mCrab (80%, high-res)
Detection quantum efficiency	> 75% @ 1 keV > 83% @ 6 keV
Time resolution	10 μ s

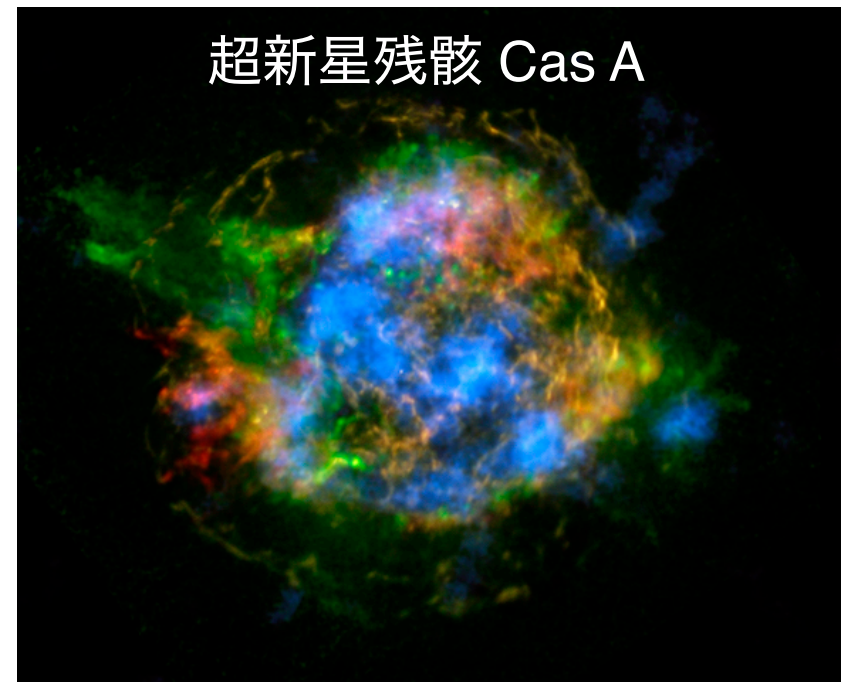
**XARM
Resolve**



**Athena
X-IFU**

超新星の研究意義

- **星の進化の最終段階**
爆発メカニズム
- **重元素の起源**
核反応 (e.g., r-process)
宇宙の化学進化
- **中性子星・BHの起源 (II型)**
親星の性質との関連性
- **宇宙論への寄与 (Ia型)**
標準光源 = 距離の指標



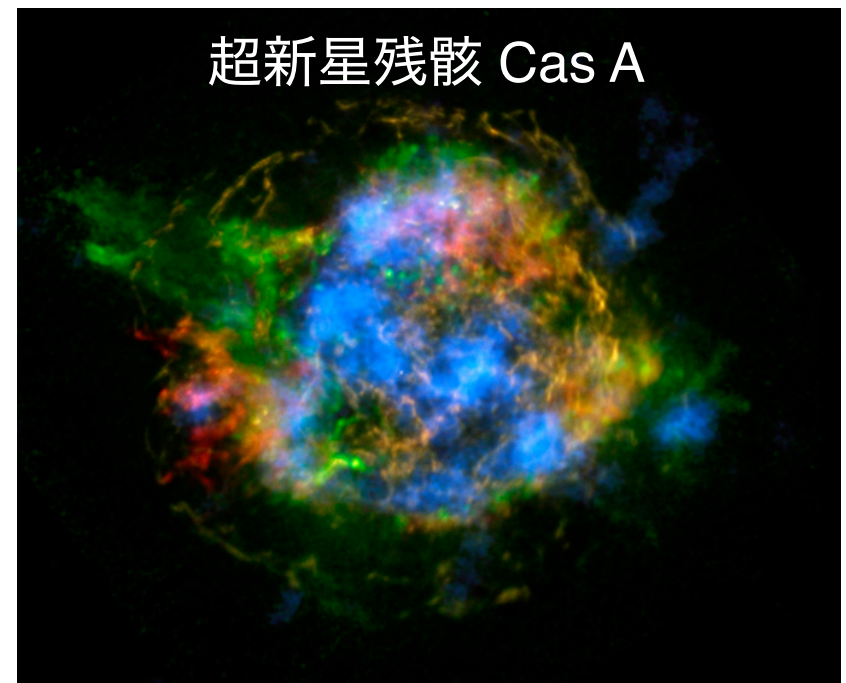
超新星と超新星残骸

超新星（爆発の直後）

遠方銀河・**可視光**

超新星残骸

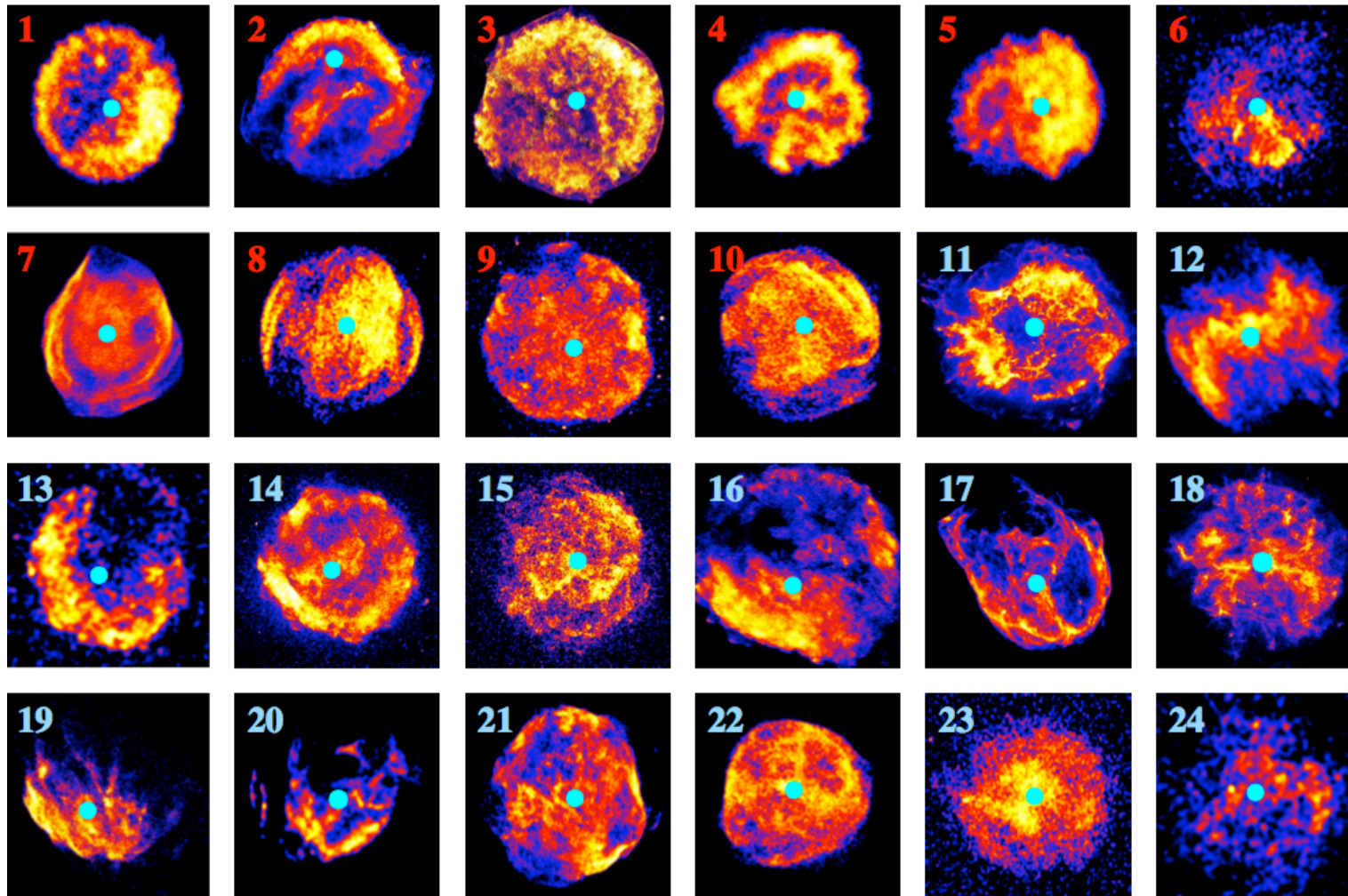
天の川銀河に多数・**X線**



距離が近い**ため空間構造**まで詳しく調査できる

個性豊かな形状

Lopez+2011



爆発メカニズムに関係？ 天体間の共通性は？

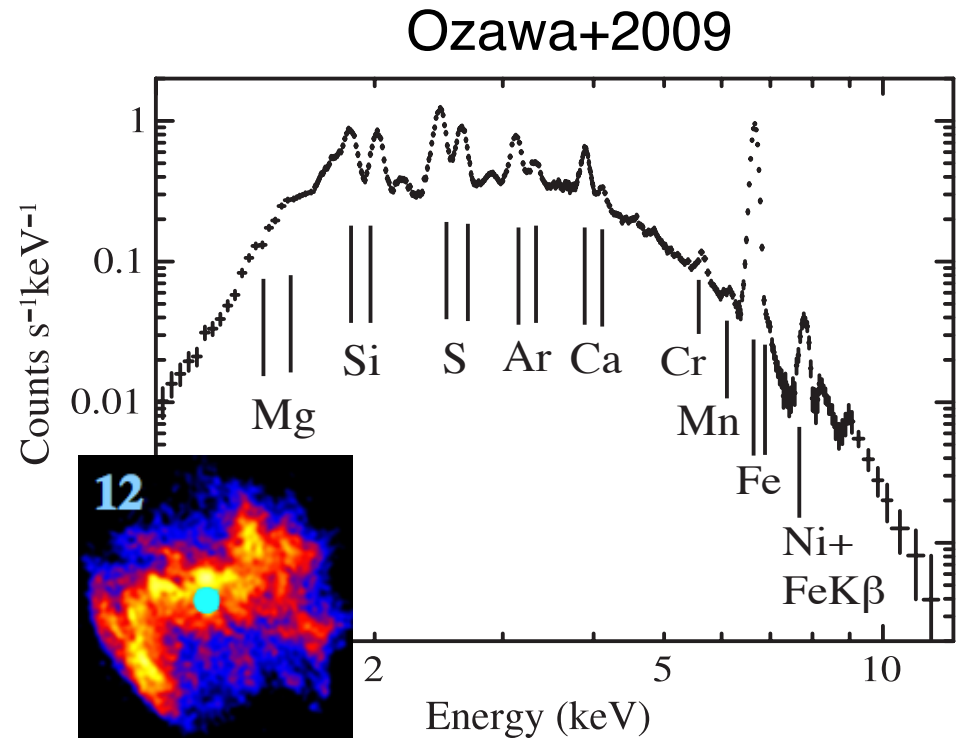
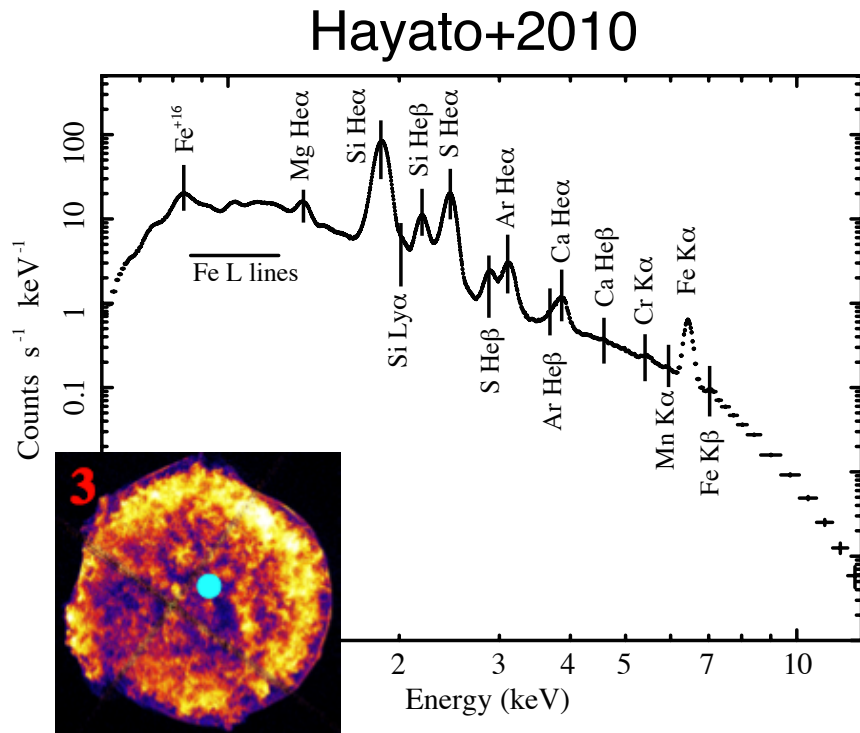
複雑な空間構造

Park+2007



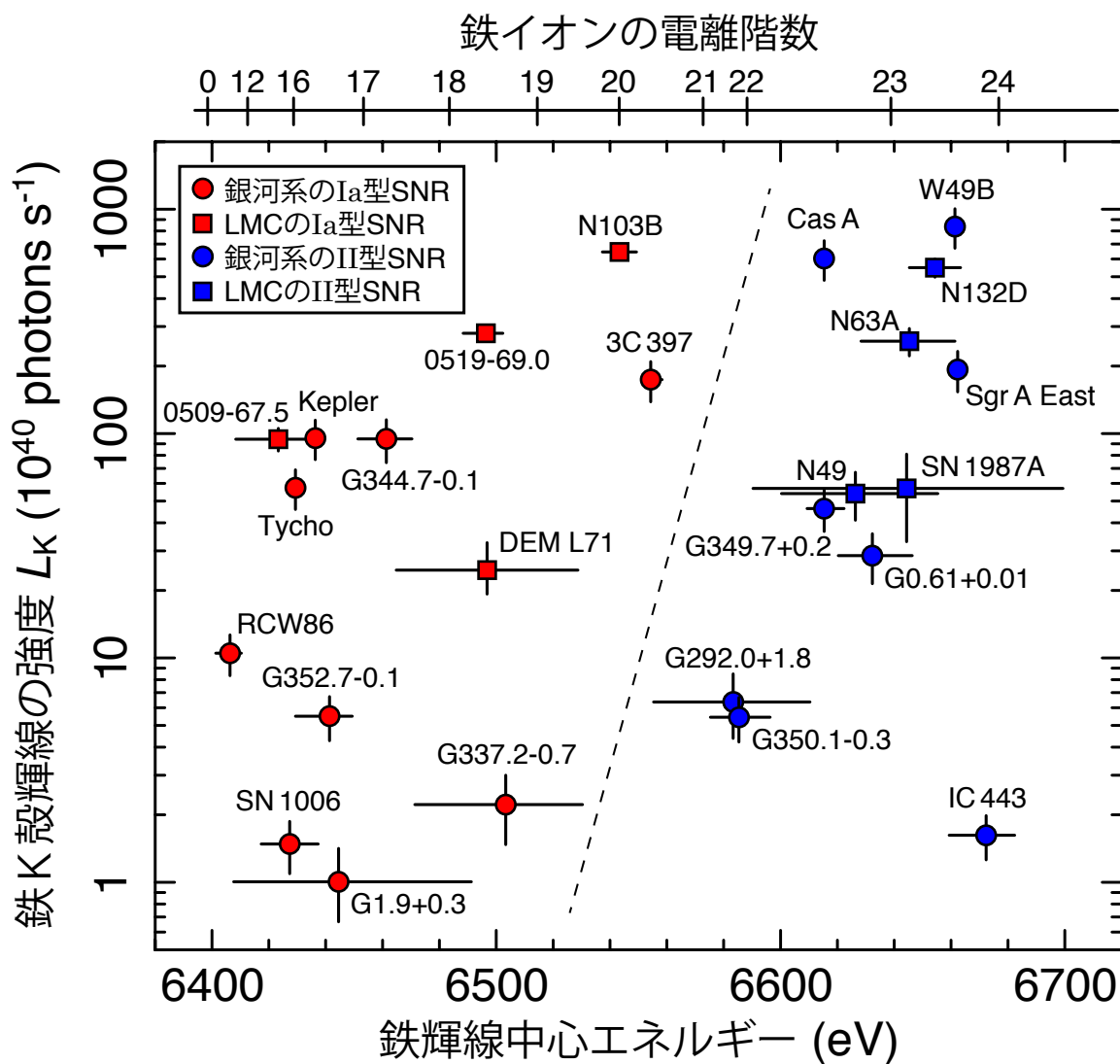
個々の構造はどのようにして造られたか？

もうひとつの情報：スペクトル



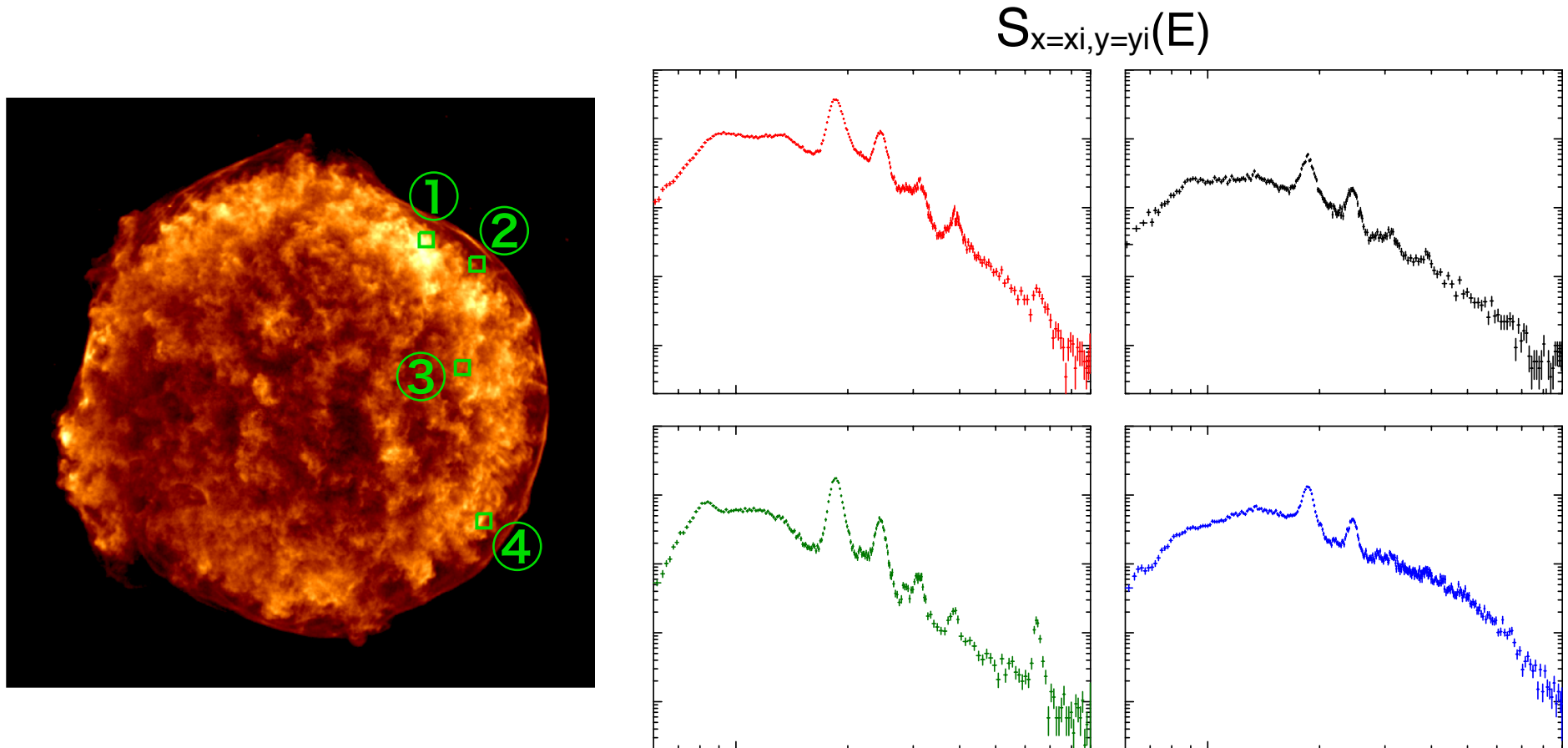
物理状態の制限には詳細な解析が必須
ぱっと見では特徴を把握しにくい

スペクトル情報を使った天体分類



2種(Ia/CC)の超新星残骸の間で最も顕著な違いを持つ物理量を利用して未分類の天体も判別 (Yamaguchi+2014)

空間情報 × スペクトル情報



高エネルギー天文では撮像と分光が同時にできる（ゆえに煩雑）

領域の選択は解析者の判断に委ねられる

→ 重要な情報を見落としているかも

主成分分析と混合ガウスモデルを利用した超新星残骸のデータ解析

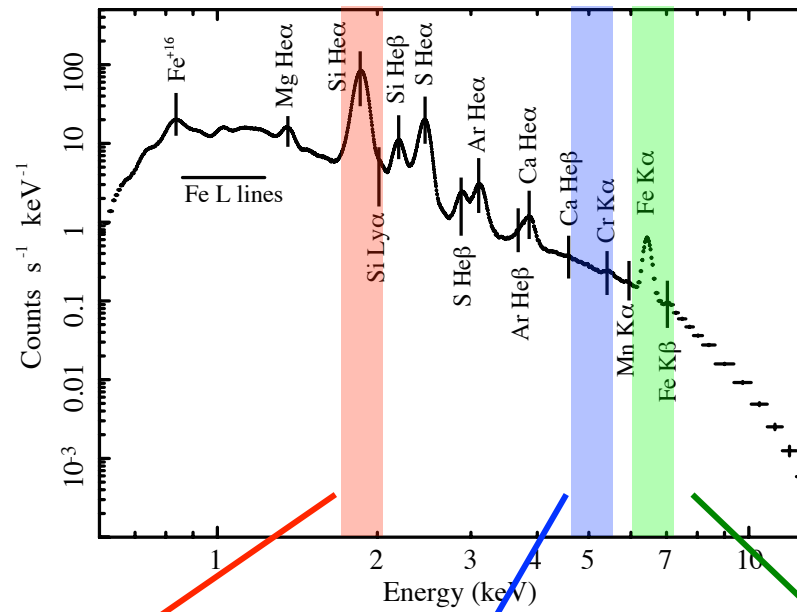
複雑な撮像分光データを、なるべく人のバイアスなしに自動で特徴抽出する。

→ 情報の見落としを防ぐ

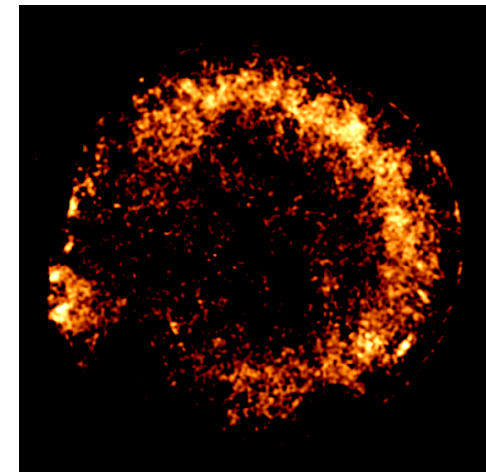
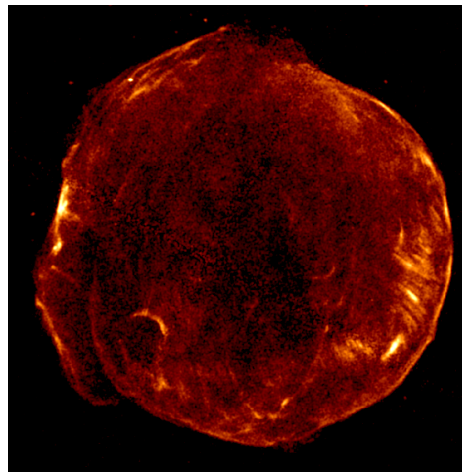
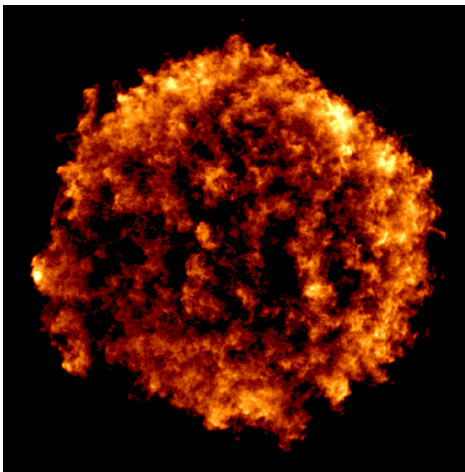
「物理」の考察にもっと時間を割く

試験的に、素性のよくわかっている天体 (Tycho SNR) に適用

色ごとの輝度分布からスタートする



$$I_{E=E_i}(x, y)$$

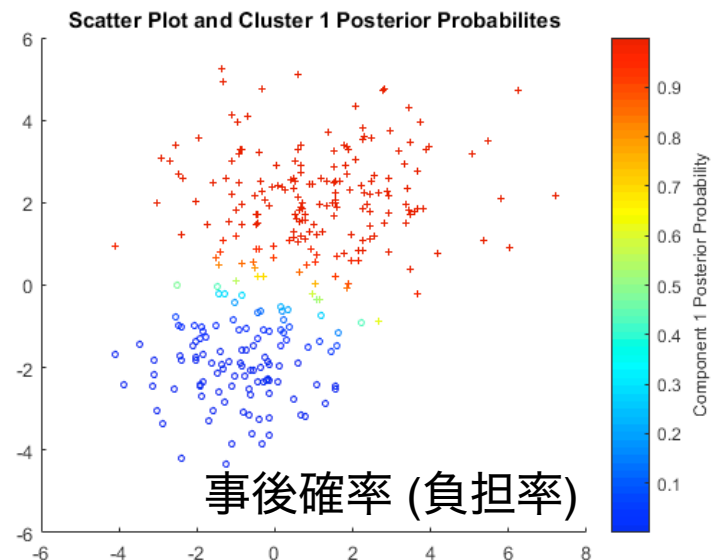
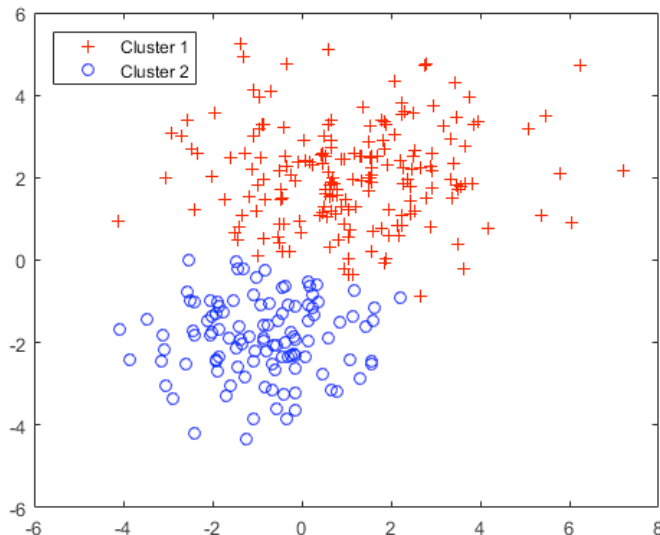
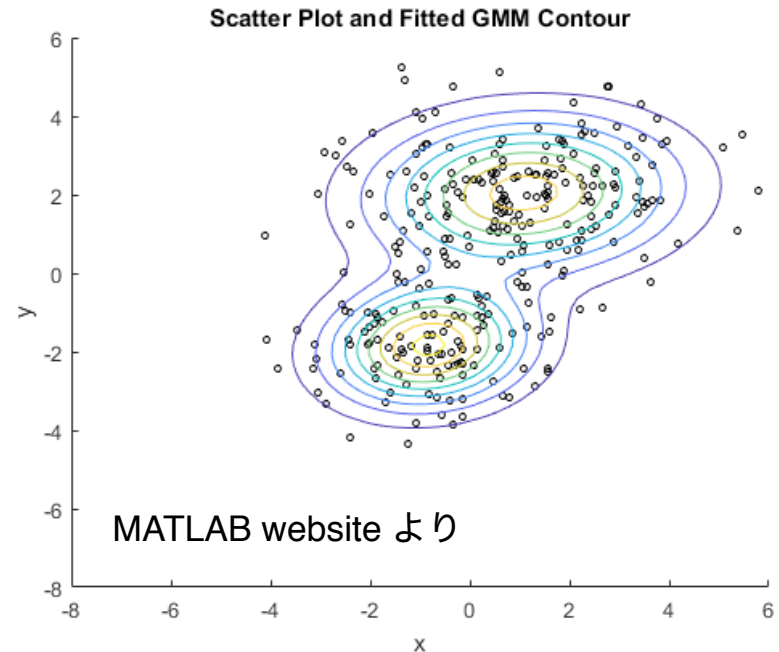


混合ガウスモデル(GMM)

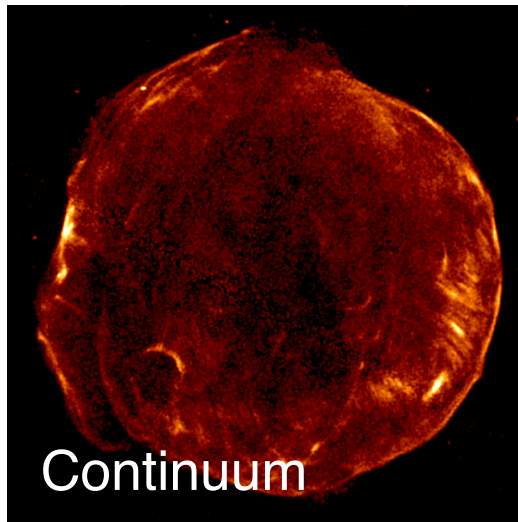
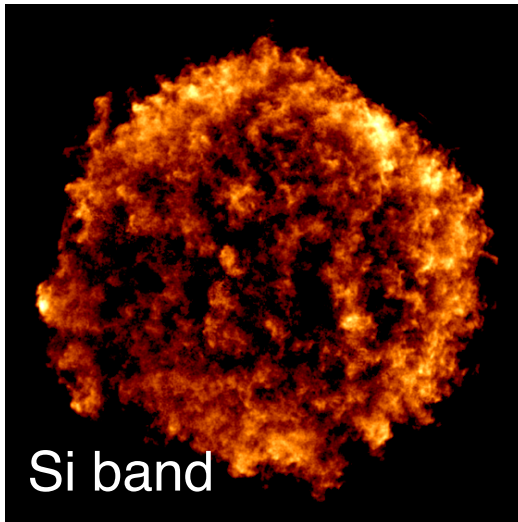
データ点(多次元でもよい)の分布を
複数成分のガウシアンで近似

$$p(x|\theta) = \sum_{j=1}^K \pi_j N(x|\mu_j, \Sigma_j)$$
$$\sum_{j=1}^K \pi_j = 1$$

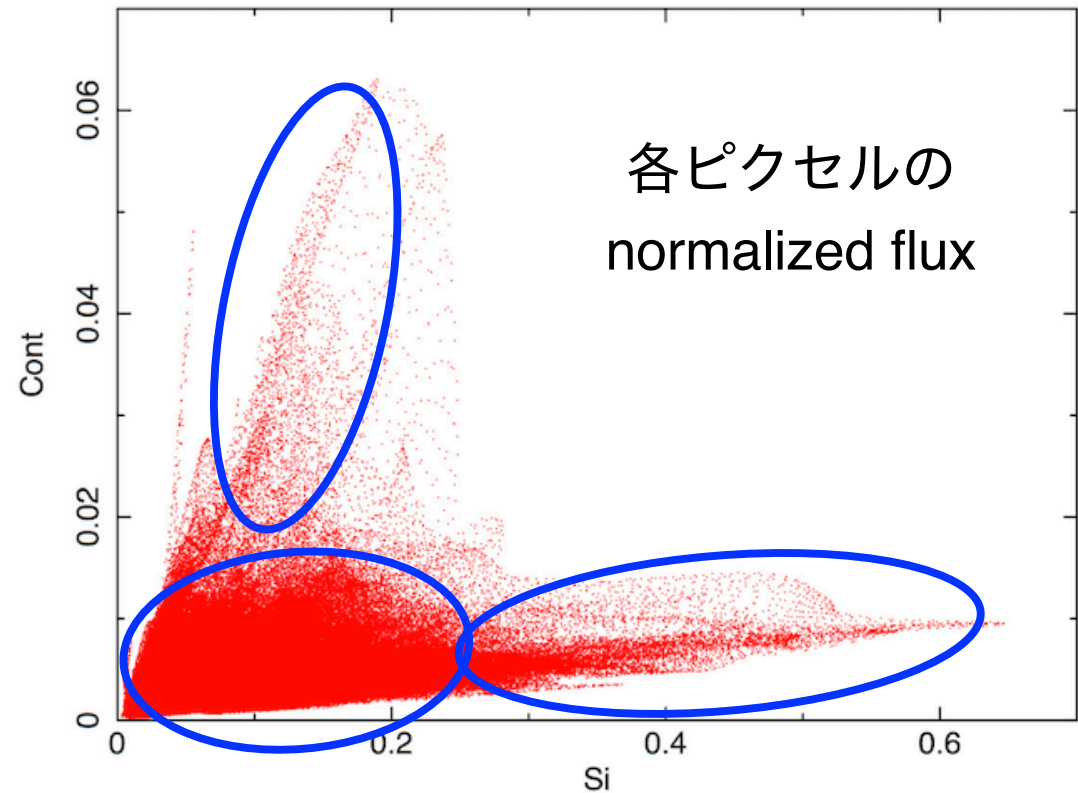
利点：ソフトクラスタリング



単純な例でテストしてみる

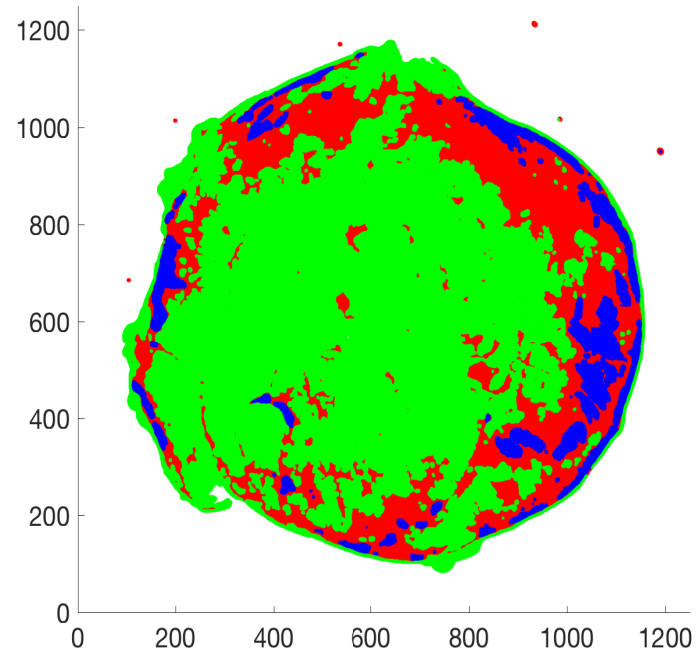


まずは2次元で



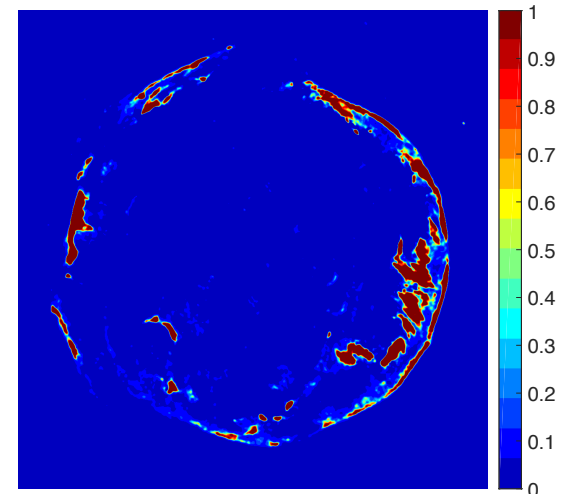
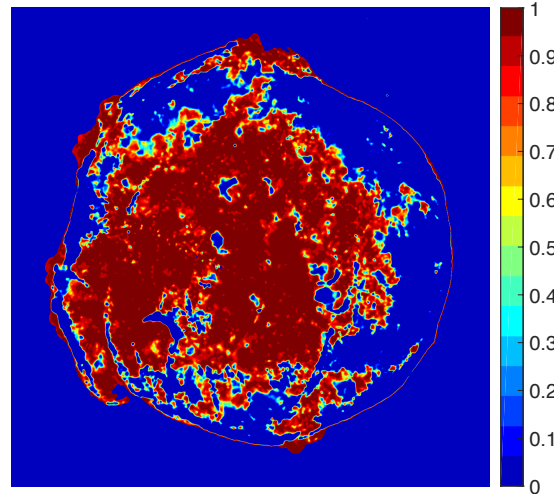
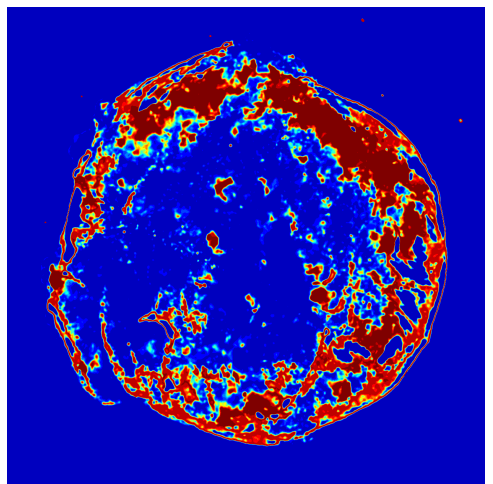
ガウス分布じゃなさそうだけど、
強引に GMM を適用してみる

結果

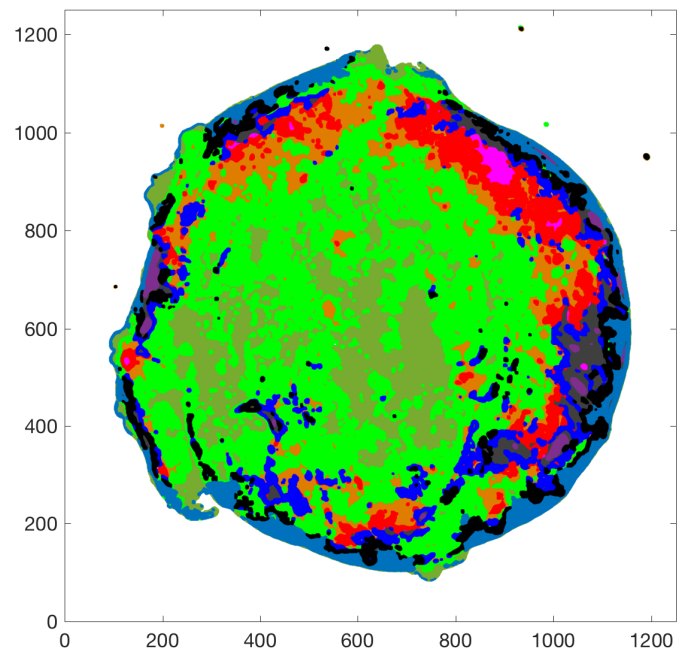


主要な構造は
抽出できている

各成分の負担率

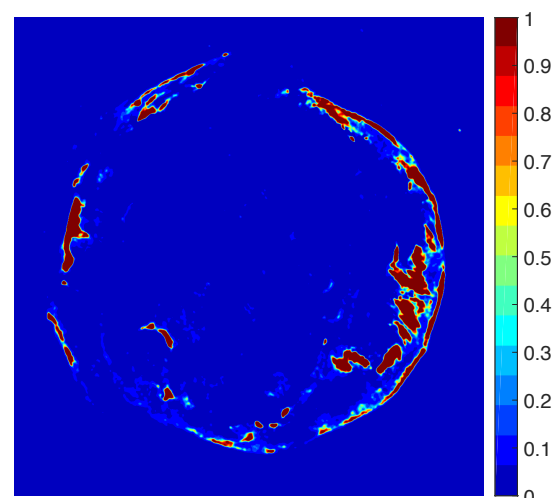
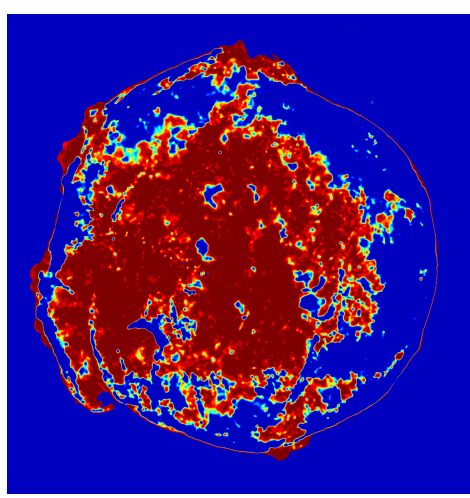
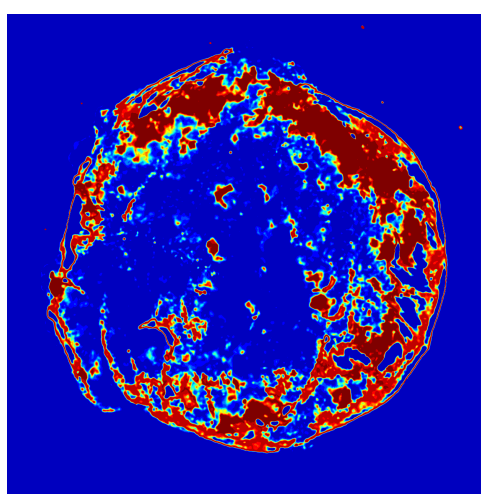


結果

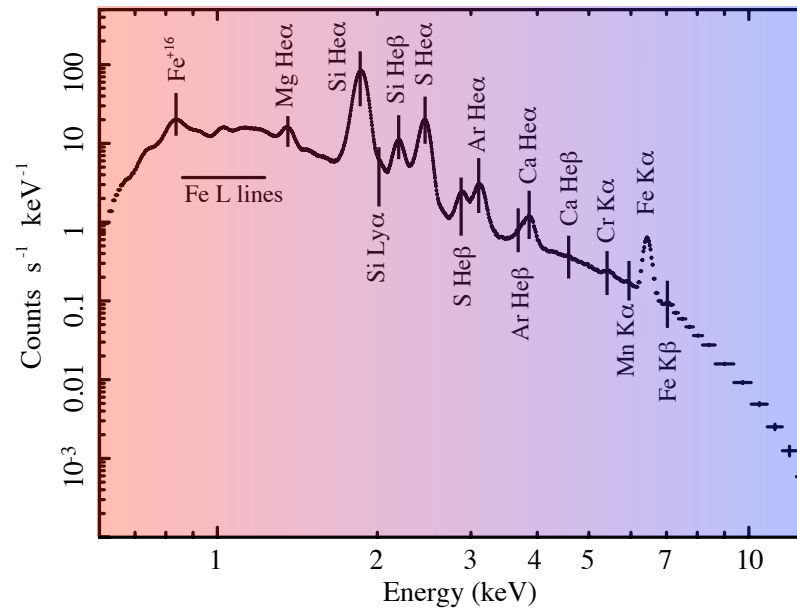


主要な構造は
抽出できている

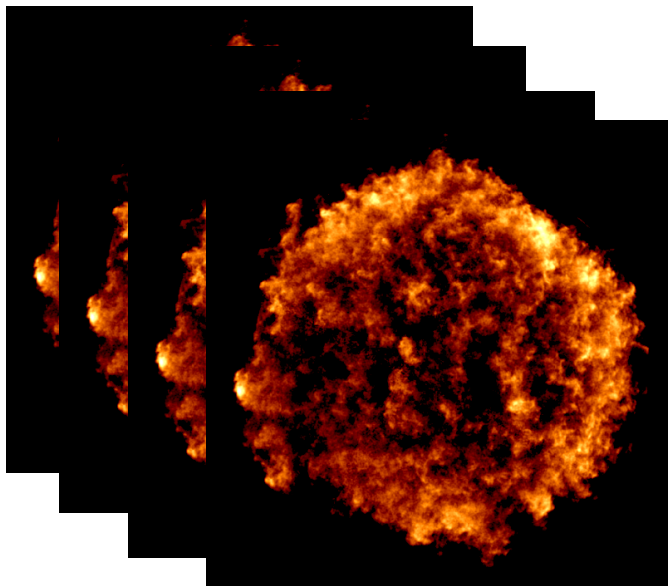
各成分の負担率



全バンドのデータを使う



$I(x,y,E=E_i)$



Input: nバンド x mピクセル

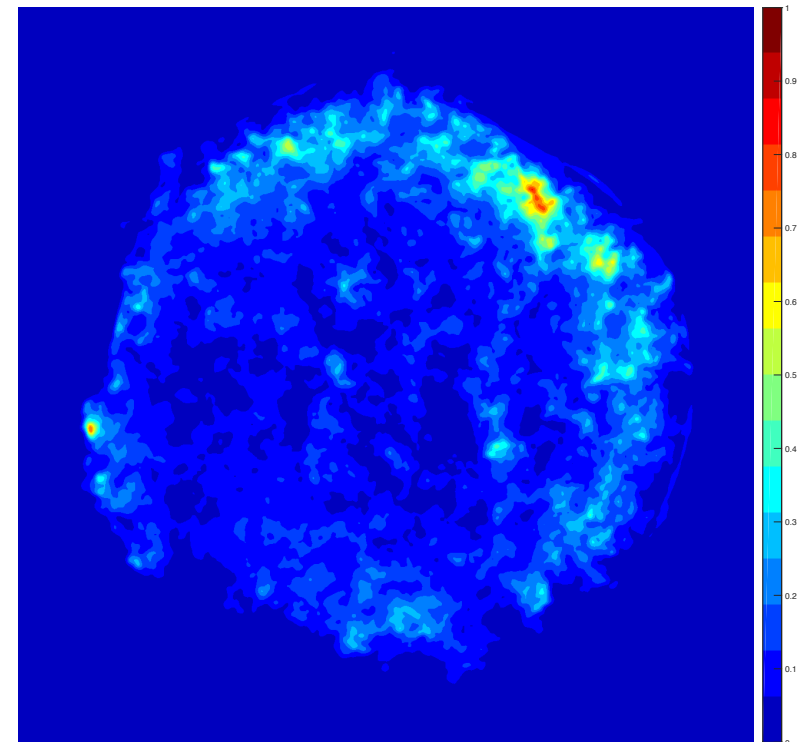
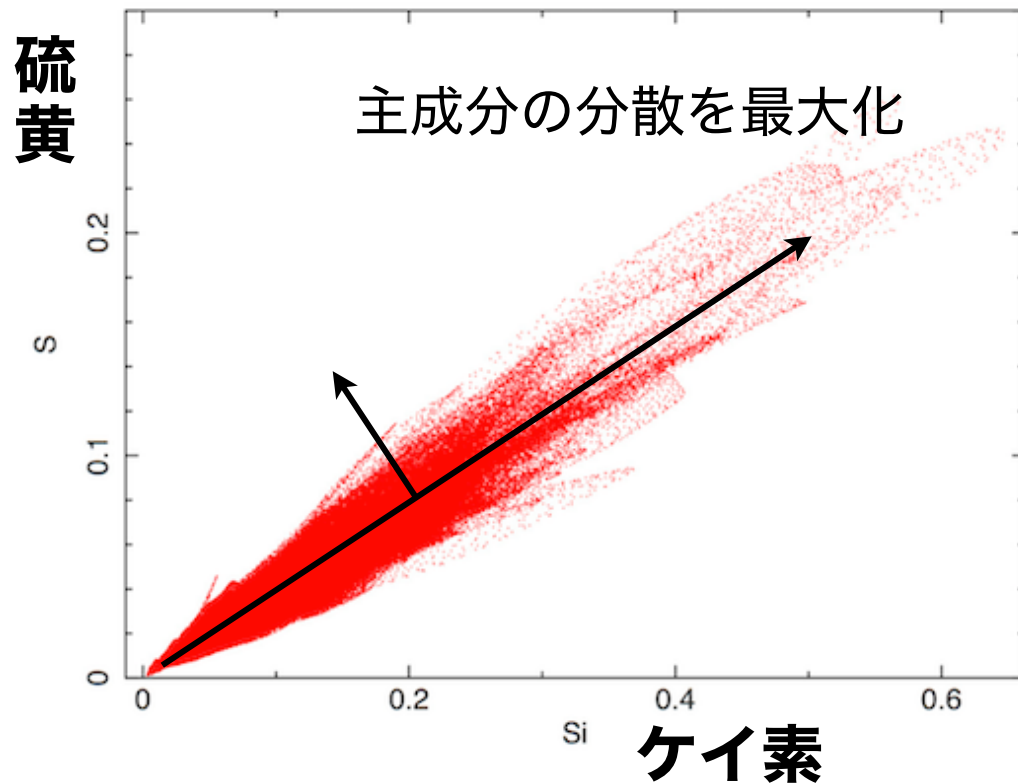
n次元のデータ点が m個

実際には統計と分光能力の観点から n = 12-24

これを K個のガウシアンで fit する

主成分分析 (PCA)

相関のある変数から新たな変数（主成分）を合成して次元を削減

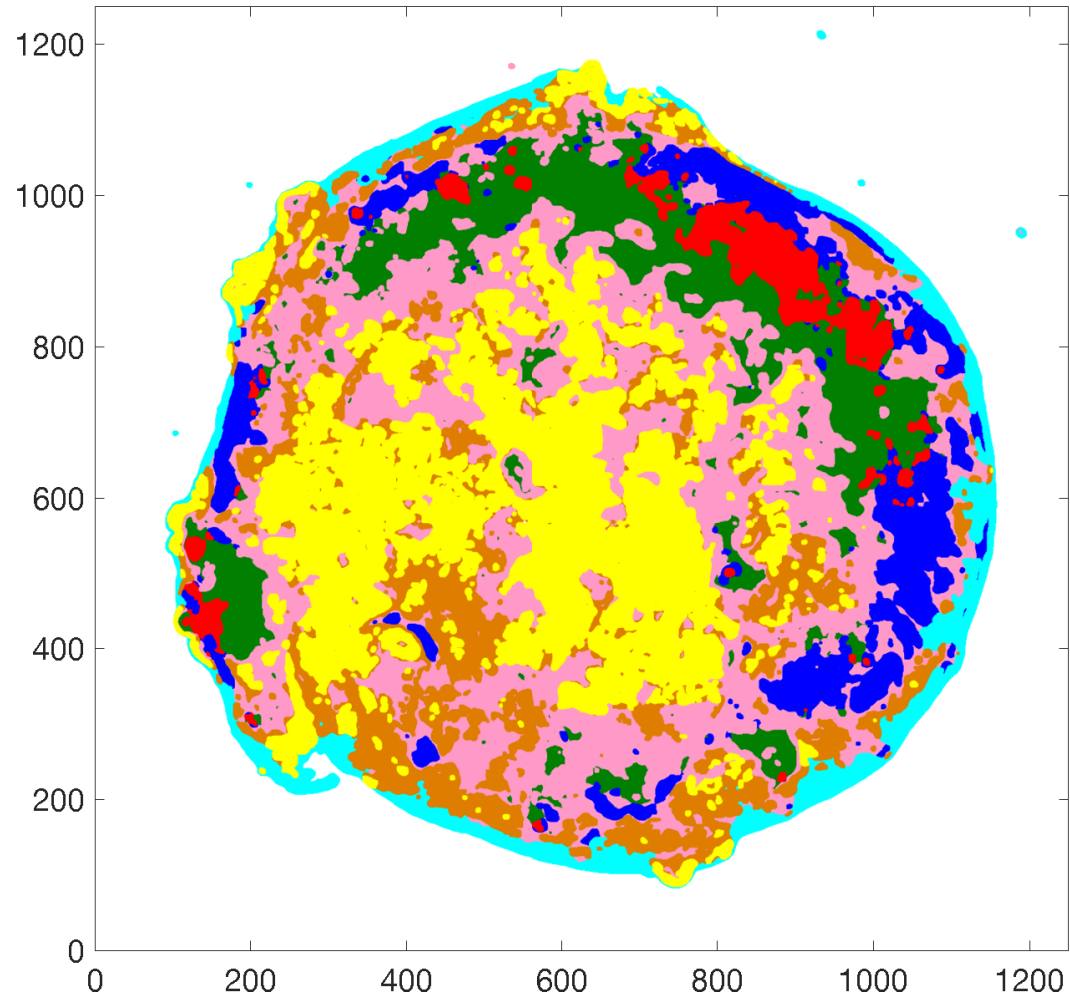


第1主成分

物理的解釈：不完全ケイ素燃焼起源のイジェクタ

PCA → GMM

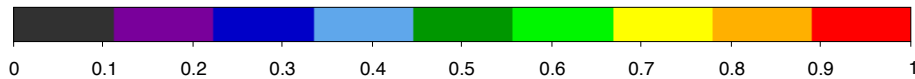
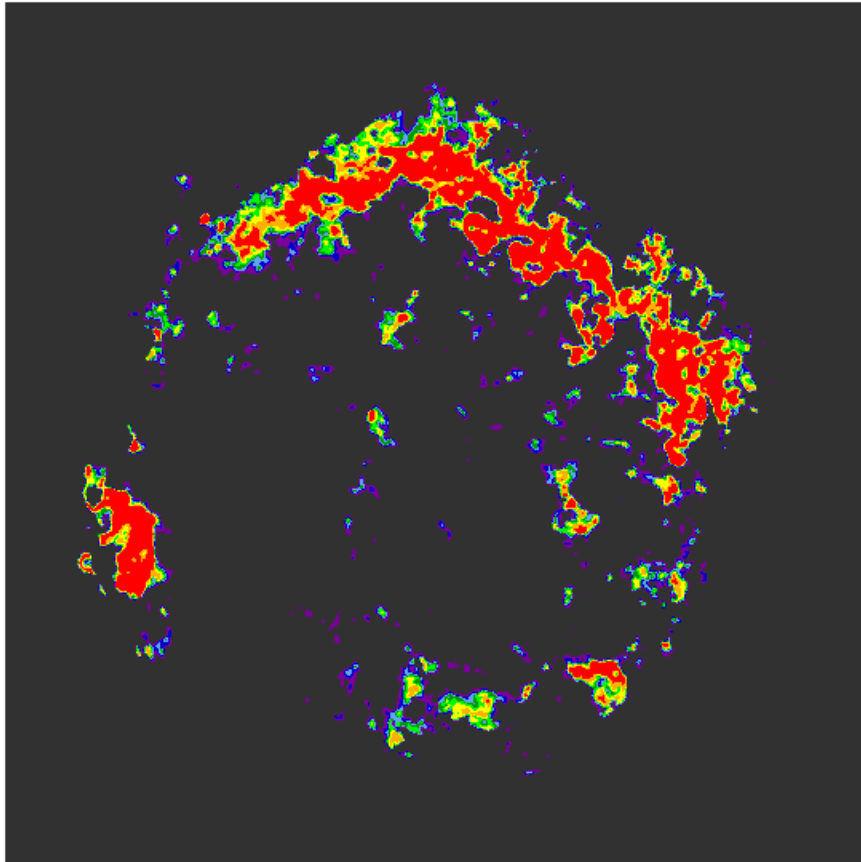
3 PCs, 7 Gaussian components



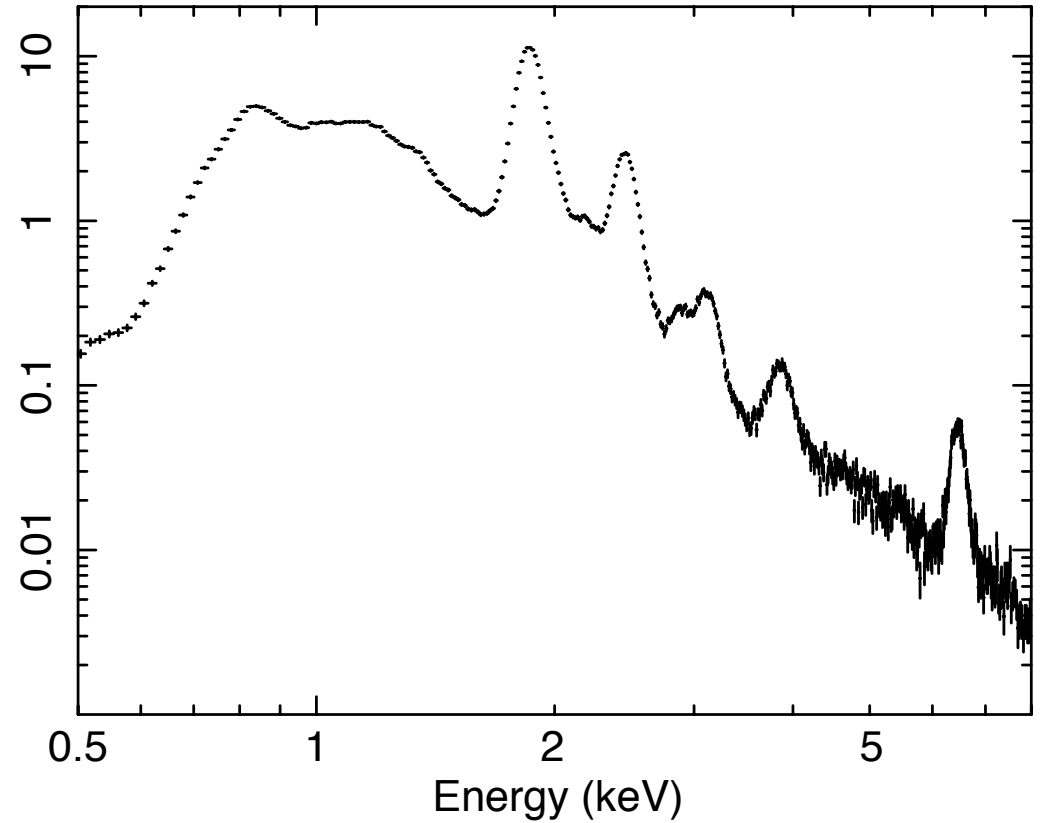
Layered structure seen

Results and interpretation

Posterior Probabilities



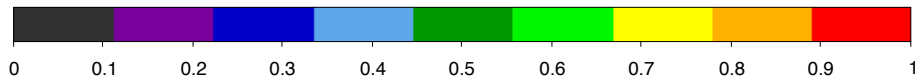
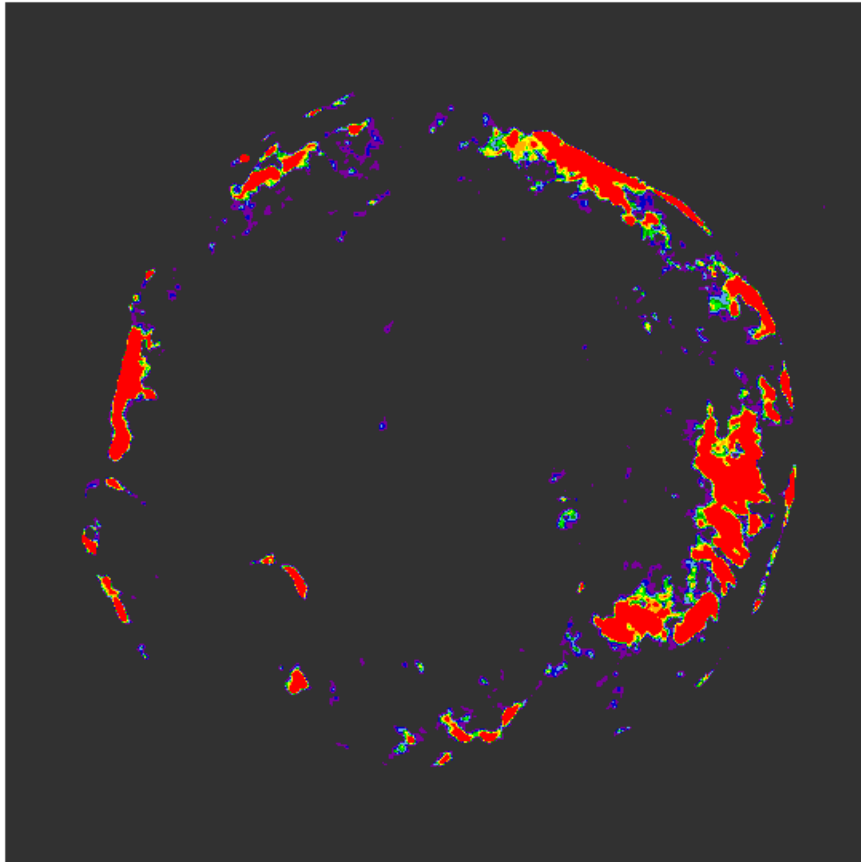
負担率 > 95%の領域を選択



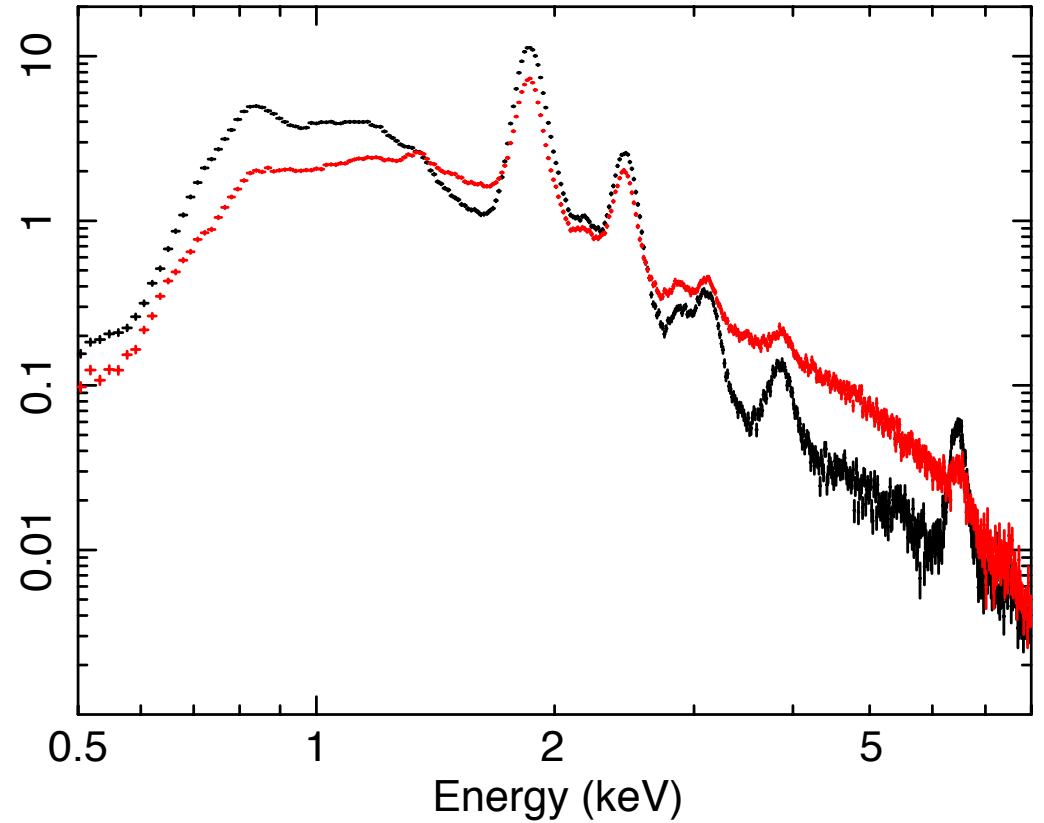
Thermal dominant incl. Fe

Results and interpretation

Posterior Probabilities



負担率 > 95%の領域を選択

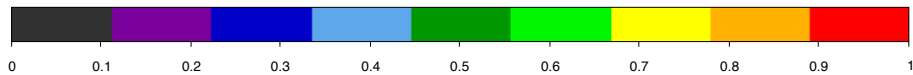
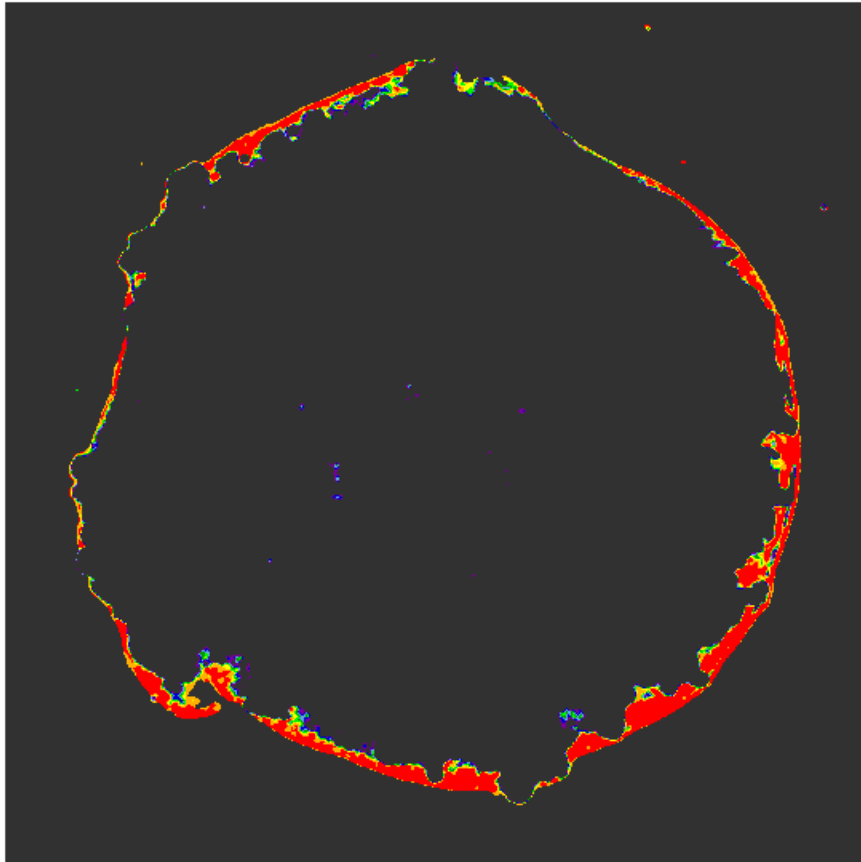


Thermal dominant incl. Fe

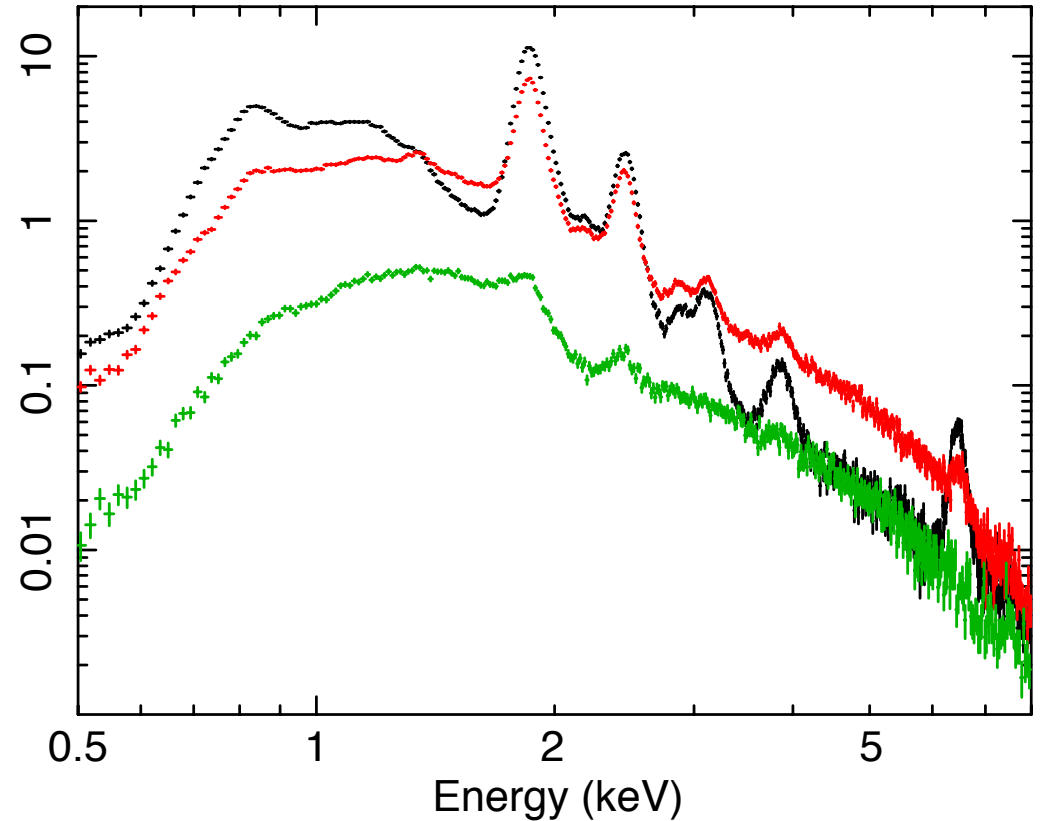
Strong nonthermal

Results and interpretation

Posterior Probabilities



負担率 > 95%の領域を選択



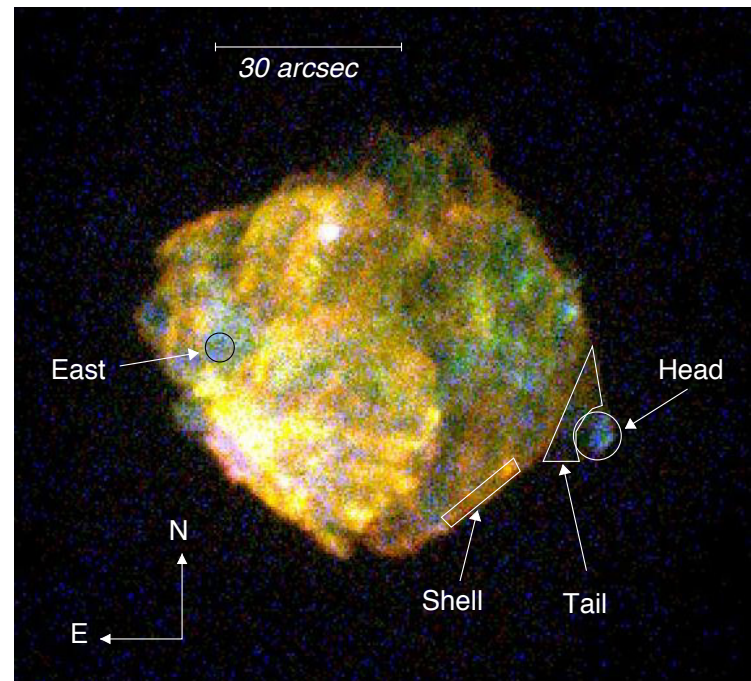
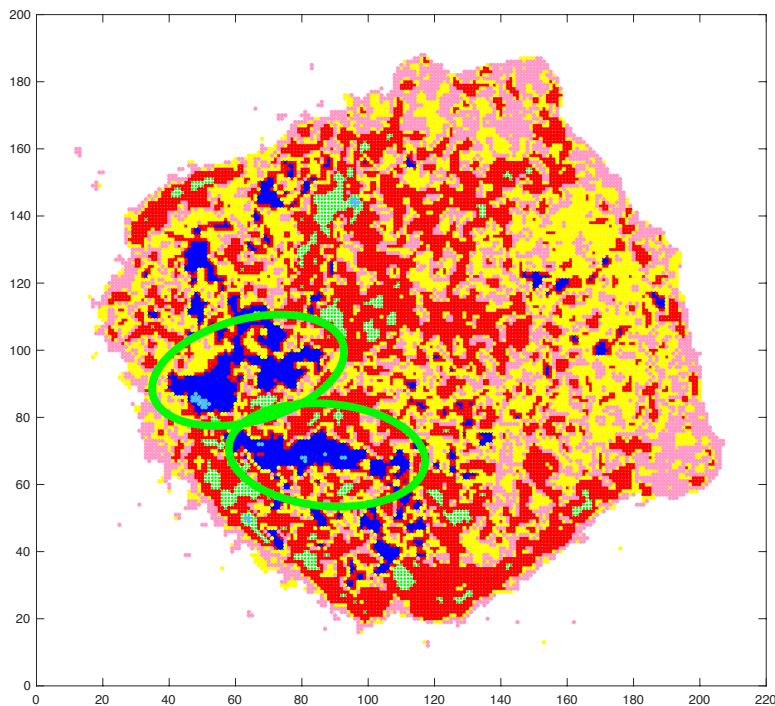
Thermal dominant incl. Fe

Strong nonthermal

Faint but pure nonthermal

素性のよくわからない天体への適用例

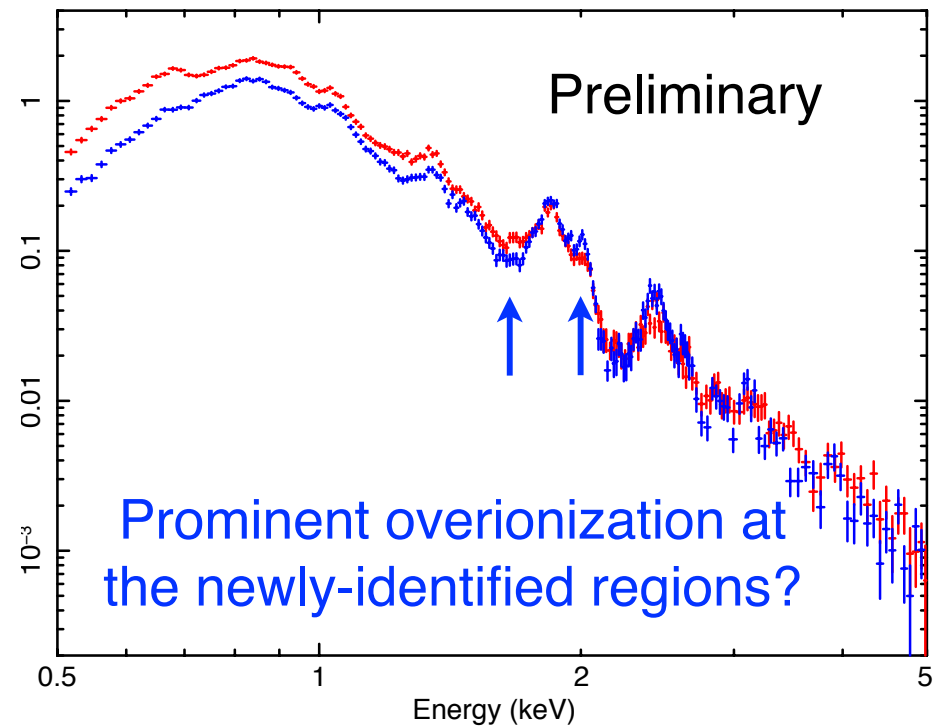
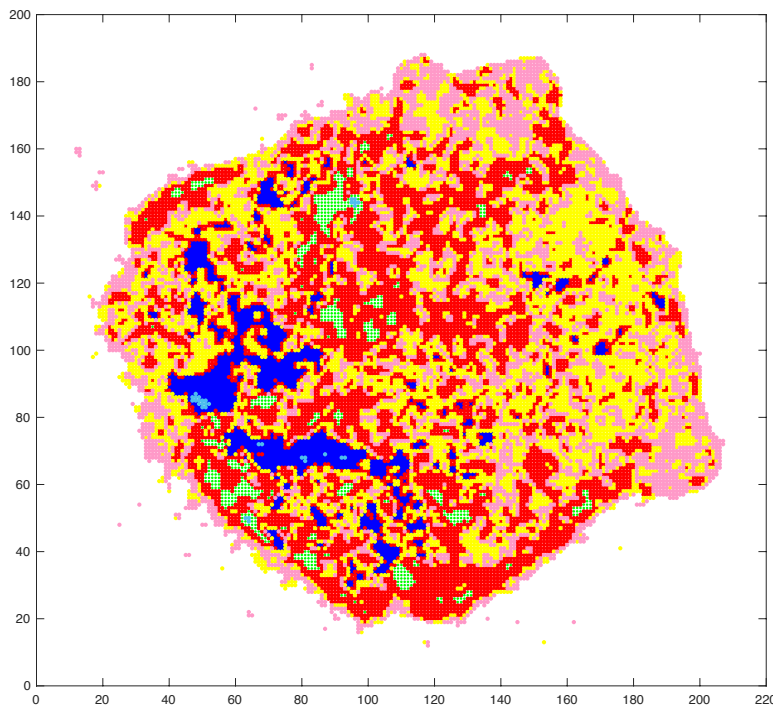
N49: 大マゼラン雲の超新星残骸、マグネターの親星？
プラズマは過電離状態 (Uchida+12) → どこに局在するか？



Park+2012

素性のよくわからない天体への適用例

N49: 大マゼラン雲の超新星残骸、マグネターの親星？
プラズマは過電離状態 (Uchida+12) → どこに局在するか？



人の目で見抜けない構造を発見できるケースも確かにある

まとめ

主成分分析と混合ガウスモデルを超新星残骸の解析に適用

詳細なスペクトル解析の前段として「当たりをつける」目的
あるいは特徴の似た領域を結合して統計を稼ぐ上では有効
(負担率で表現できるのは便利)

未知の特徴を抽出する性能があるのも確か。

他の天体でも試してみたい

教師あり学習で性能を上げられるかも？

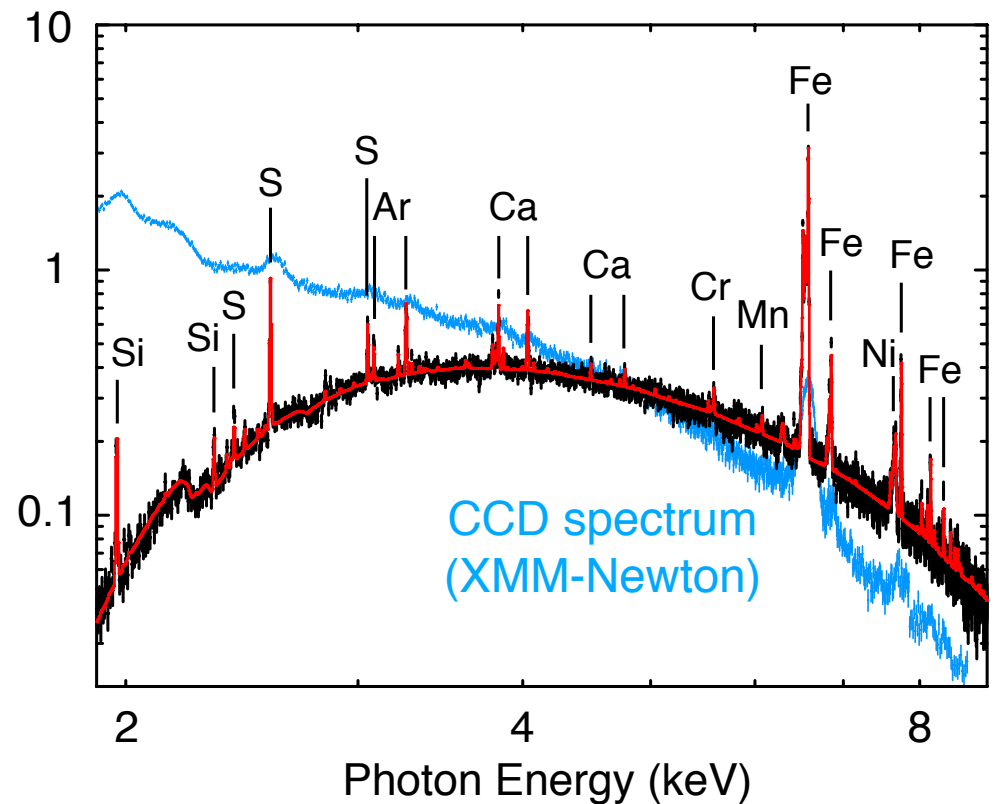
モチベーション

観測データの複雑化

(データ容量よりむしろ分解能向上による複雑性が問題)



Hitomi Collaboration (*Nature* in press)



確実にできること

個々の天体を時間や空間で分割すれば一気に“ビッグデータ”に。

→ 時間変動天体は確実に機械学習の出番 (山田くん野田くんよろしく)

超新星残骸の場合：

元素合成レジームが既知の領域のデータ(あるいは理論計算に基づくシミュレーションスペクトル等)を教師にして、未解析領域全てに学習結果を適用

or 初めから教師なしでクラス分け

温度や電離度の非一様性という
従来の解析を困難にした問題が
むしろ(適度な分散をもった)
良質な学習データとして機能する

