

# ハイパースペクトルデータの一次微分処理を利用した変質鉱物の識別

三石真祐瞳・川上裕・近藤智之・中村英克  
(独)石油天然ガス・金属鉱物資源機構(JOGMEC)

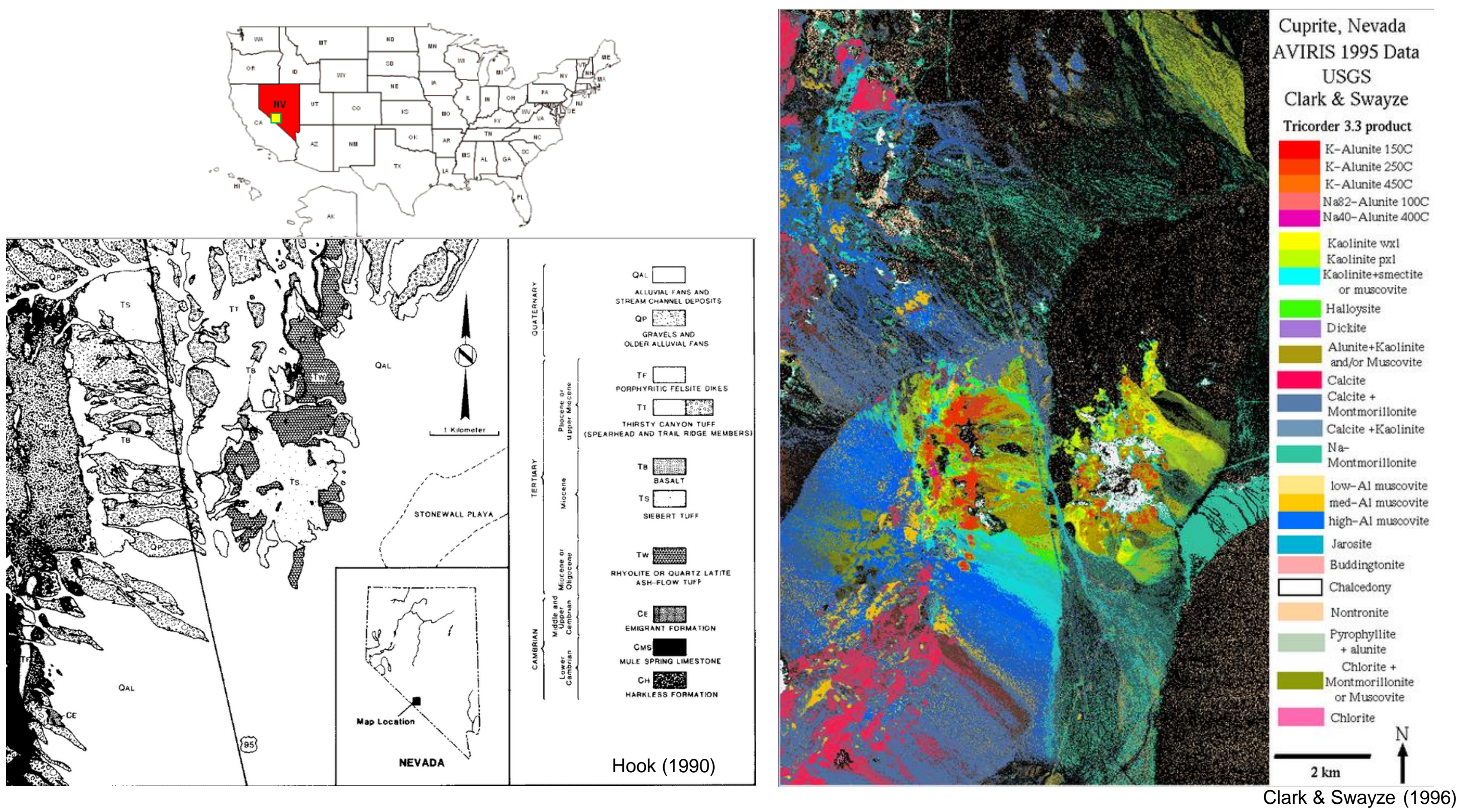


## 1. はじめに

鉱物資源探査では斑岩銅鉱床等に伴われる変質鉱物を抽出するために光学リモートセンシングデータが利用されている。ハイパースペクトルデータによる解析では鉱物の分類精度が高くなることが期待されるものの、吸収パターンが類似している鉱物等の分離精度については課題が残されている。

今回、米国ネバダ州キュプライト地域を対象に、新たなハイパースペクトルデータ解析手法を適用し、有効性の検討を行った。

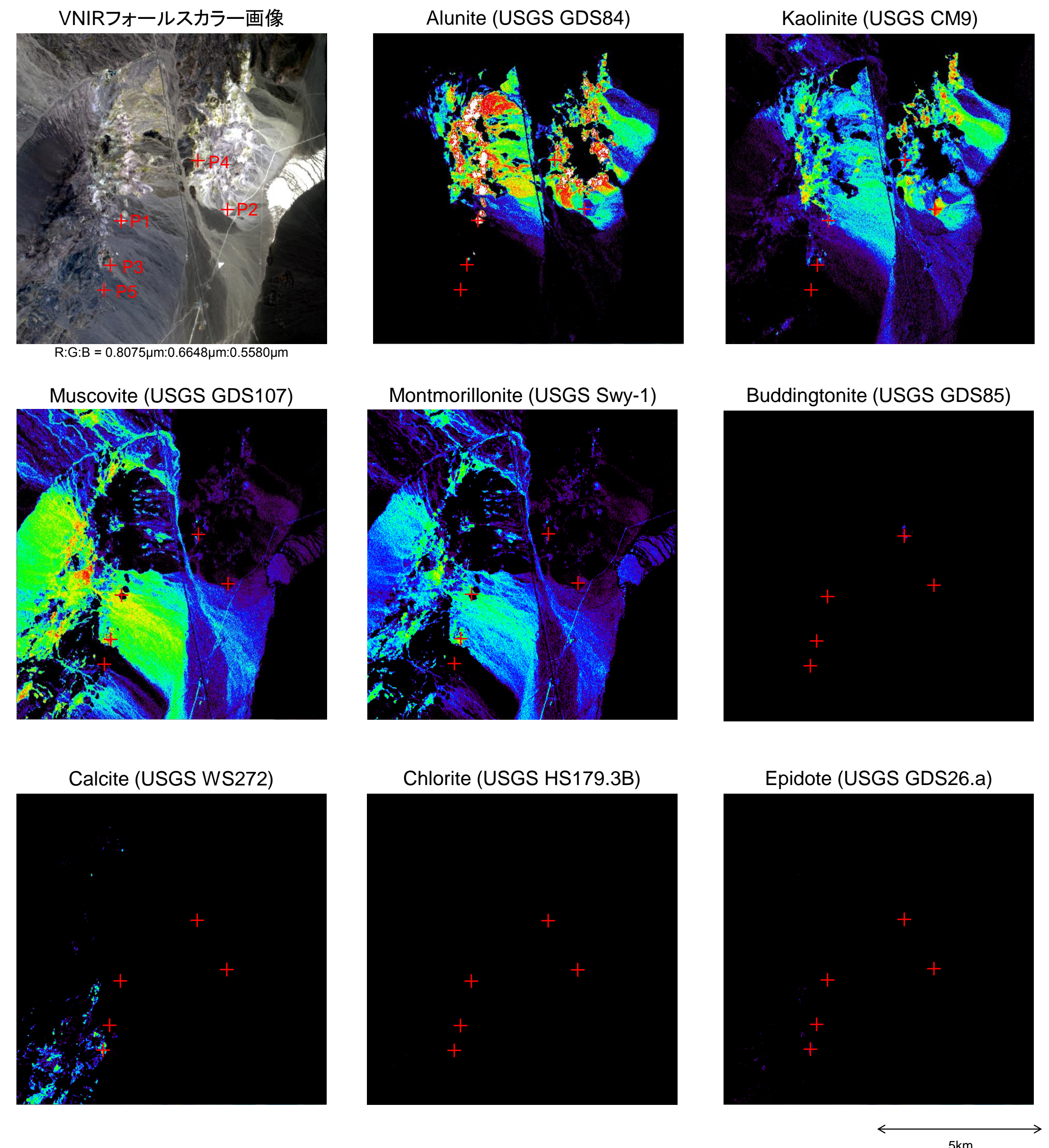
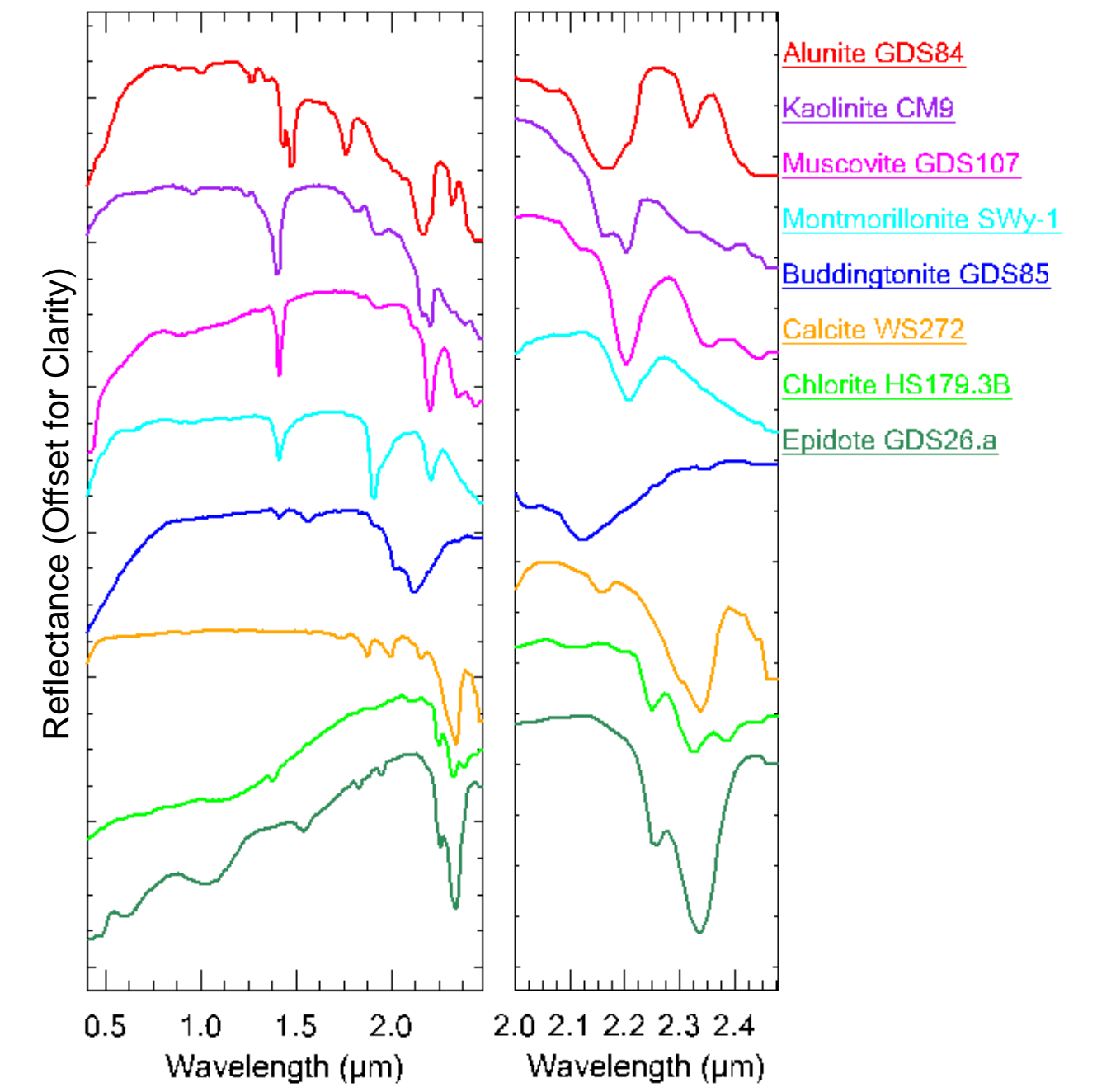
対象地域はカンブリア紀の碎屑岩類及び石灰岩、チャートを基盤として、第三紀の火山岩類と第四紀の沖積堆積物が広く分布する。このうち第三紀の火山岩類の一部が中新世中期～後期に熱水変質を被り、珪化及び粘土化帯を形成している。



## 3. 解析結果

USGSによる鉱物の反射スペクトルを教師として、2.08~2.40μmの波長域において解析を実施した。

- Alunite (GDS84)
- Kaolinite (CM9)
- Muscovite (GDS107)
- Montmorillonite (Swy-1)
- Buddingtonite (GDS85)
- Calcite (WS272)
- Chlorite (HS179.3)
- Epidote (GDS26a)



## 2. 使用データ・解析手法

### 使用データ

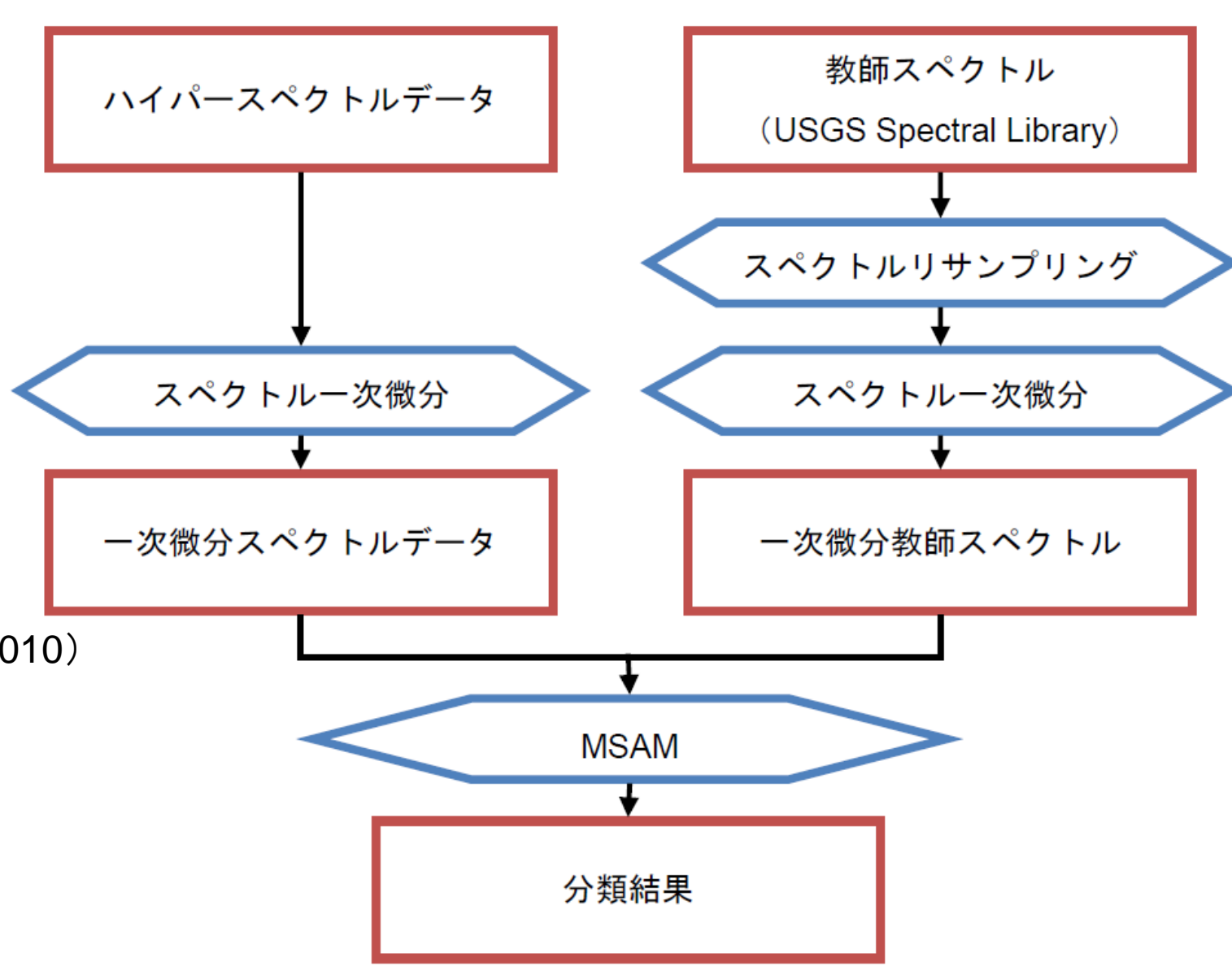
- ◆ AVIRISデータ(2002年7月12日撮影)
- ◆ 400~2500nmに220バンド
- ◆ 空間分解能8m

### 解析手法

#### 1. ハイパースペクトルデータ、教師スペクトル(USGS Spectral Library)の一次微分

$$D_r \left( \frac{\lambda_{i+1} + \lambda_i}{2} \right) = \frac{R(\lambda_{i+1}) - R(\lambda_i)}{\lambda_{i+1} - \lambda_i}$$

$D_r$ : 一次微分値  
 $R$ : 反射率  
 $\lambda_i$ : バンド*i*の中心波長



#### 2. 相関性の算出

-SCM法 (Carvalho & Meneses, 2000)

-Modified SAM法 (Kodama et al., 2010)

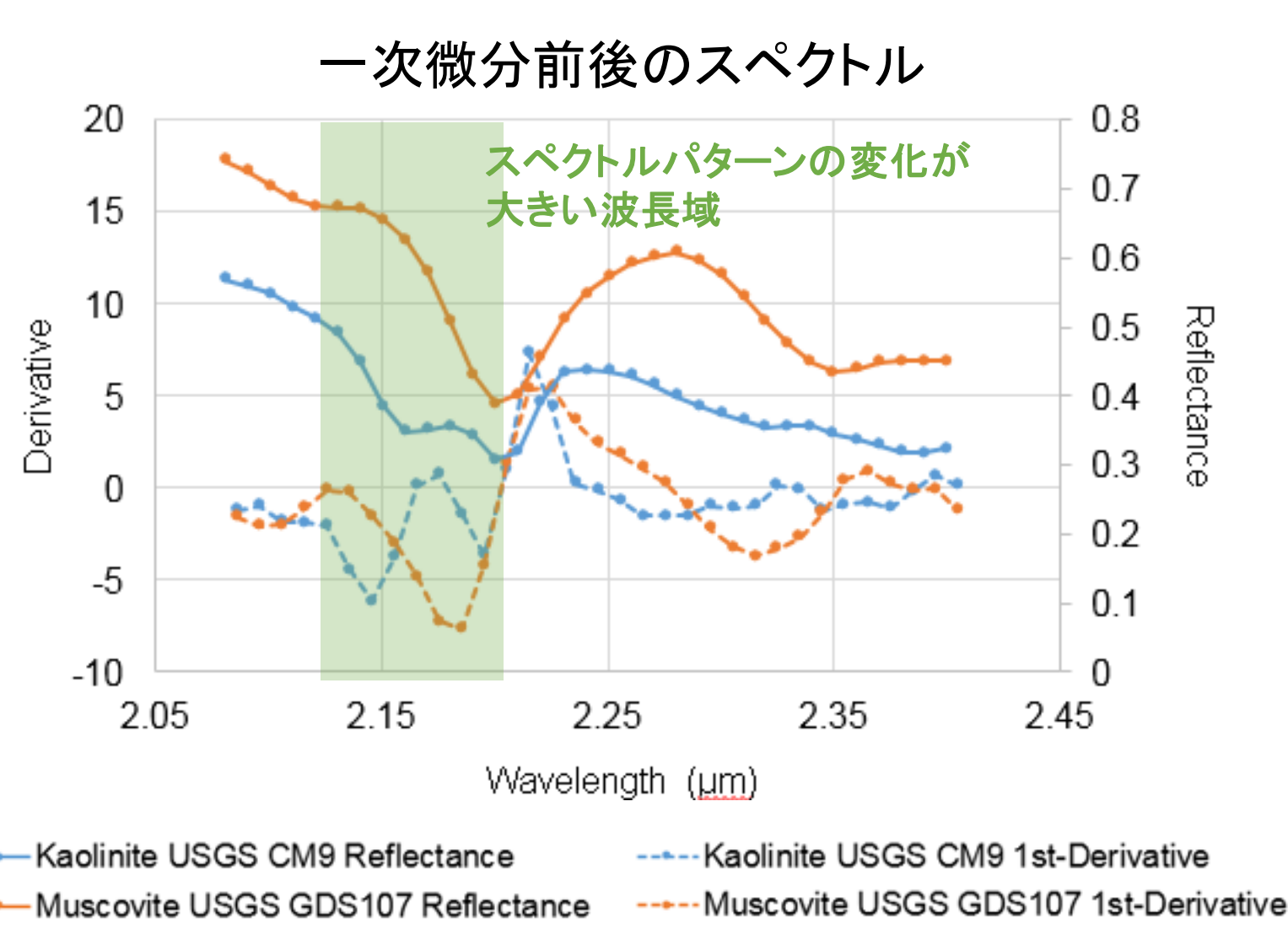
$$\cos \theta = \frac{\sum (X - \bar{X})(Y - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (X - \bar{X})^2 \sum (Y - \bar{Y})^2}}$$

$X$ : データスペクトル  $Y$ : 教師スペクトル  
 $\bar{X}$ : データスペクトルの平均ベクトル  
 $\bar{Y}$ : 教師スペクトルの平均ベクトル

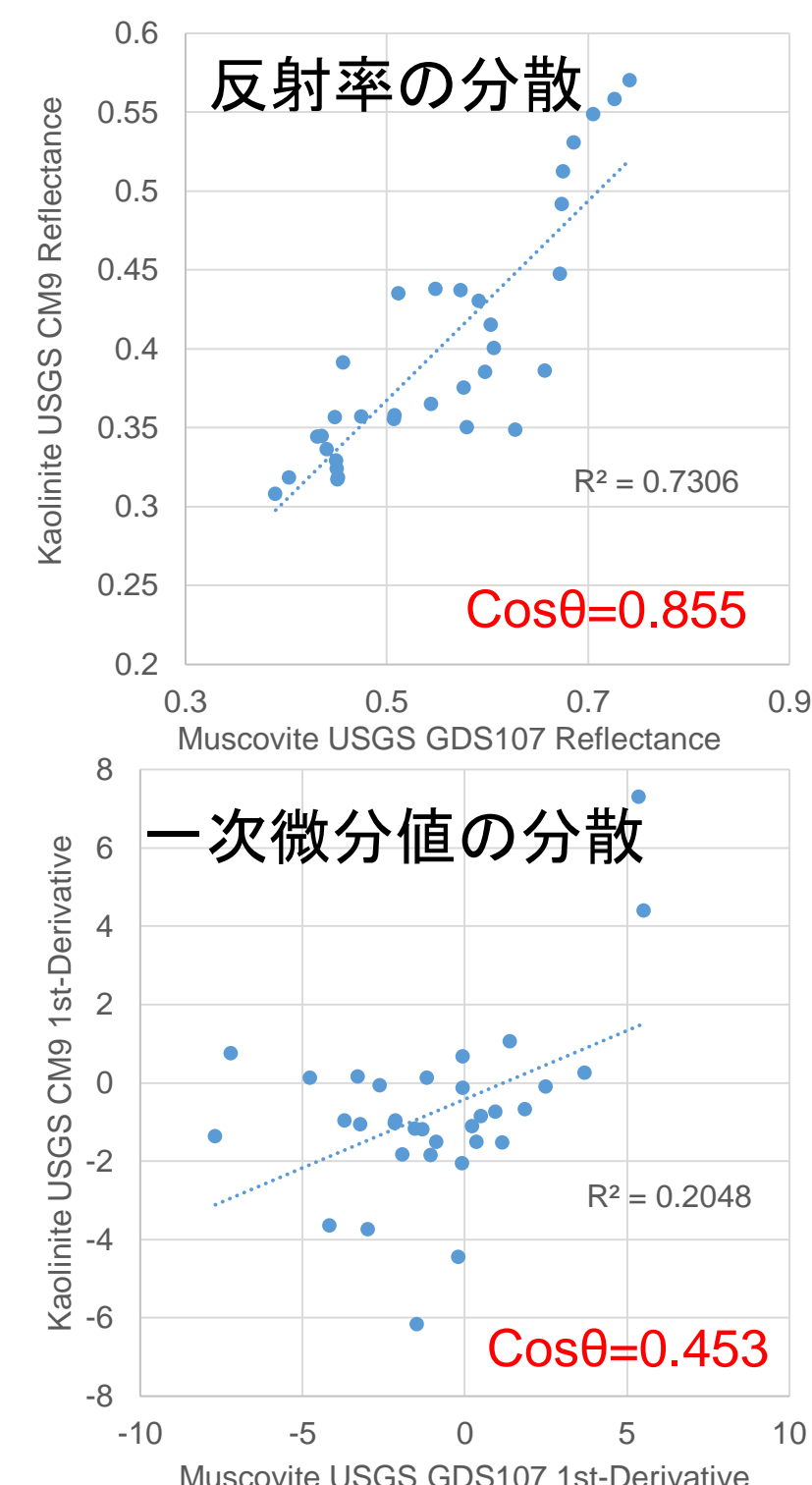
データ解析フロー

#### スペクトル一次微分処理のメリット:

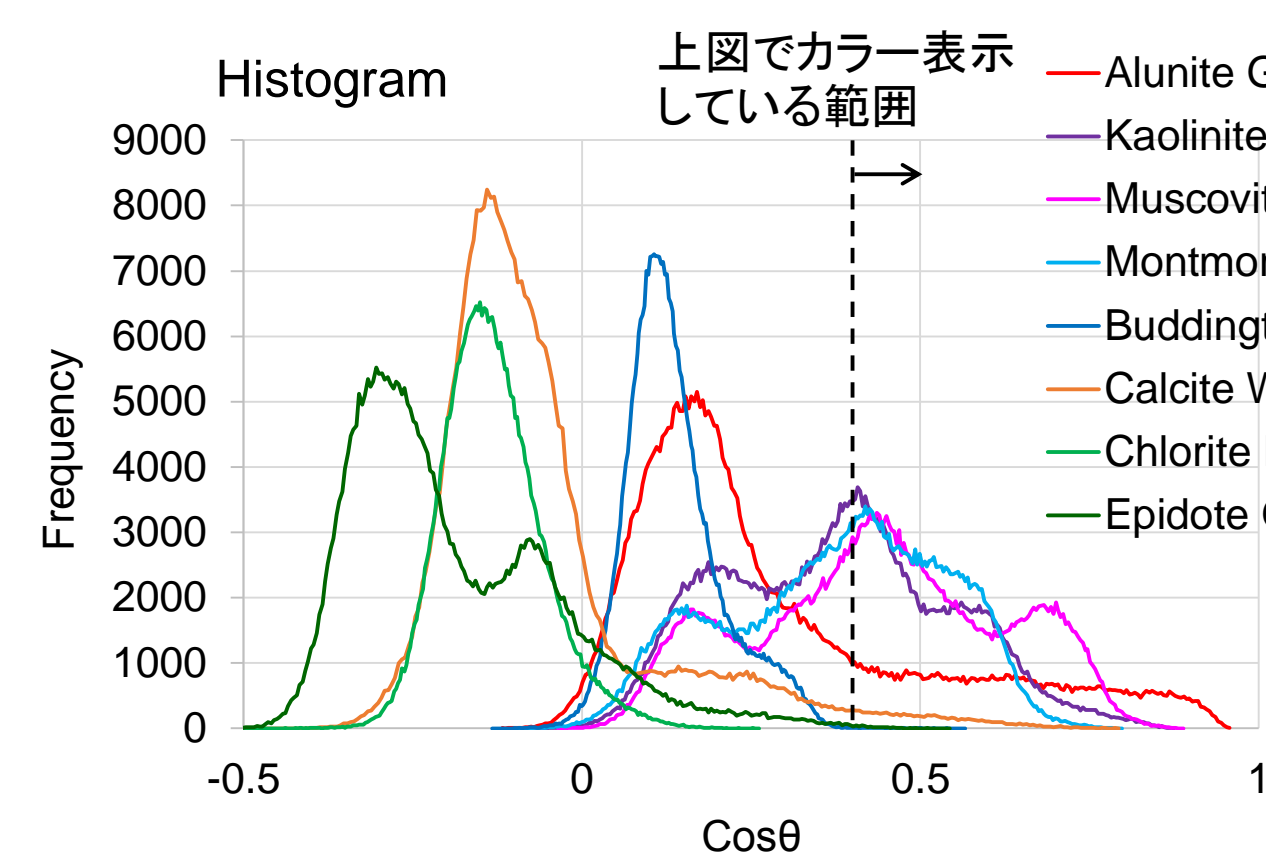
- ◆ 幅の広い大きな吸収に隠れた微小ピークを強調する
- ◆ 幅の広いピークの肩に乗ったピークの極大吸収波長を明確にする



一次微分処理をすることでMuscoviteとKaoliniteの分離性が向上

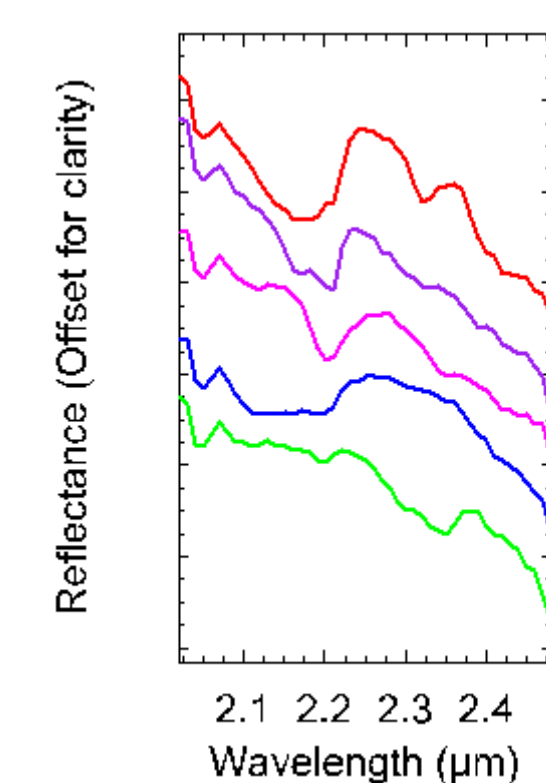


### 解析結果のヒストグラム



	Min	Max	Mean	Stdev
Alunite USGS GDS84	-0.1174	0.9614	0.2901	0.2235
Kaolinite USGS CM9	-0.0784	0.8753	0.3774	0.1655
Muscovite USGS GDS107	-0.0347	0.8888	0.4360	0.1827
Montmorillonite USGS Swy-1	-0.0987	0.7985	0.3784	0.1590
Buddingtonite USGS GDS85	-0.1320	0.5669	0.1375	0.0695
Calcite USGS WS272	-0.4929	0.7933	-0.0573	0.1600
Chlorite USGS HS179.3	-0.5109	0.2621	-0.1304	0.0735
Epidote USGS GDS26a	-0.5261	0.5440	-0.1869	0.1525

### 5地点の反射スペクトルと解析結果(cosθ値)の比較



	P1	P2	P3	P4	P5
Alunite GDS84	0.945	0.611	0.233	0.552	0.001
Kaolinite CM9	0.553	0.841	0.365	0.357	0.117
Muscovite GDS107	0.315	0.401	0.889	0.315	0.185
Montmorillonite Swy-1	0.240	0.376	0.772	0.263	0.006
Buddingtonite GDS85	0.326	0.151	0.181	0.542	0.033
Calcite WS272	-0.123	-0.069	-0.071	-0.307	0.648
Chlorite HS179.3	-0.107	-0.177	-0.168	-0.219	0.044
Epidote GDS26a	-0.280	-0.231	-0.072	-0.485	0.347

黄色: 各地点でcosθ値が最も高いもの  
赤字: AVIRISデータの反射スペクトル形状から推定される鉱物

## 4. 考察・まとめ

- スペクトル一次微分処理を行うことにより目的とする鉱物の分離性が高くなることが確認された。
- 同じ閾値で結果を表示した場合においても、対象とする鉱物の分布域は概ね妥当であることから、解析者の閾値の設定方法によって結果が異なってしまう問題を低減することができると思われる。
- 本手法はノイズ等の影響を大きく受け、また本来の反射スペクトルが示す反射率の高さの違いや、緩やかな吸収特徴等の情報が損なわれるため、解析結果の評価には必ず元の反射スペクトル形状を併せて確認する必要がある。

課題: 2.3μm付近に吸収特徴を有するCalcite、Chlorite、Epidoteでは全体的にcosθ値が低くなる傾向が認められた。原因として、長波長域においてセンサのS/N比が低下することにより正確なスペクトル形状が得られにくいことが可能性の一つとして考えられるが、今後も本手法による解析が有効な鉱物について検討していく必要がある。

※本研究はJOGMECが資源エネルギー庁から受託した次世代地球観測衛星利用基盤技術の研究開発(金属資源探査技術の研究開発)による成果である。

参考文献  
・ 渡辺元由, 2011. 農産分野でのハイパースペクトルイメージングデータの活用. 第3回ALOS2/3ワークショップ.  
・ Clark, R.N. and Swayze, G.A., 1996. Evolution in imaging spectroscopy analysis and sensor signal-to-noise: An examination of how far we have come. Proc. 6th Annual JPL Airborne Earth Science Workshop, pp. 49-53.  
・ De Carvalho, O.A., and Meneses, P.R., 2000. Spectral Correlation Mapper (SCM): An improvement on the Spectral Angle Mapper (SAM). Proc. 9th Annual JPL Airborne Earth Science Workshop.  
・ Hook, S.J., 1990. The combined use of multispectral (remotely sensed) data from the short wave infrared (SWIR) and thermal infrared (TIR) for lithological mapping and mineral exploration. Fifth Australasian Remote Sensing Conference, Proceedings, Oct. 1990, vol.1, p.371-380.  
・ Kodama, S., et al., 2010. Mapping of hydrothermally altered rocks using the Modified Spectral Angle Mapper (MSAM) method and ASTER SWIR data. UG, 6(1), pp. 41-53.