

## 機械学習を用いたREEパターン識別によるタングステン鉱物から製品までの金属トレーサビリティ技術

○加藤湧也<sup>1</sup>、土屋範芳<sup>1</sup>、Diana Mindaleva<sup>1</sup>、松野哲士<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> 東北大学環境科学研究科)

トレーサビリティとは製品について原材料の調達から廃棄まで追跡可能な状態にすることである。金属資源では、環境問題を内包する違法採掘問題や人権侵害が生じているが、これらに対応できる金属材料のトレーサビリティは未だ確立されていない。このように金属材料のトレーサビリティは、金属製品の品質、安全性、持続可能性の向上に貢献するため、鉱物資源と製品の識別方法が必要である。本研究では、トレーサビリティ技術を確立するために、原産地が限定される金属材料であるタングステンに着目した。一次試料であるタングステン含有鉱物と最終製品であるタングステンカーバイド (WC)、タングステン粉に含まれる希土類元素や WC に多く含まれる元素を測定した。得られた希土類元素パターン (希土類元素と多く含まれる元素) を分析し、機械学習を用いて識別した。一次試料として、6 つの Scheelite :  $\text{CaWO}_4$  (日本 : 喜和田鉱山、伊達永井鉱山、甲武信鉱山、鐘打鉱山 ; 中国 : 雪宝頂鉱山 ; アメリカ : Merrill Prospect) と 1 つの Wolframite :  $(\text{Fe,Mn}) \text{WO}_4$  (日本 : 明延鉱山) の 7 試料を用いた。最終製品として異なるメーカー 3 種類の WC、WC を炭化させる前の W 粉を用いた。試料中の希土類元素パターンは、タングステン含有鉱物については LA-ICP-MS で、WC、W 試料については ICP-MS で測定した。得られた希土類元素パターンについて機械学習の中の二つの次元圧縮法 (PCA、UMAP) を用いて 2 次元上で識別した。データセットは、各希土類元素やその他元素のそれぞれの濃度比を用いた。すべての試料の REE パターンは Odd Harkins の法則に従った。喜和田鉱山、伊達永井鉱山、甲武信鉱山、鐘打鉱山、Merrill Prospect の 5 つの Scheelite は鉱床タイプがスカルン鉱床で鉱物も Scheelite で同一だが、異なる REE パターンを示した。PCA の結果より、7 つのタングステン鉱石のうち 6 つはある程度まとまったが、Merrill Prospect の試料のみ散らばった。3 種類の WC は他の産地のサンプルと同じ場所にはならず、同様の REE パターンを示した。PCA の第 1 主成分は REE パターンの傾き、第 2 主成分は Eu の両隣の元素に対しての割合であると考えられた。UMAP の結果より、Merrill Prospect 以外の 6 サンプルはクラスターを形成し、3 種類の WC は同様の REE パターンとなった。UMAP の結果は PCA よりもはっきりとクラスター分け出来ており、伊達永井鉱山、雪宝頂鉱山とその他サンプルで大きく 2 分していた。UMAP も PCA の第 1 主成分同様に REE パターンの傾きが大きくクラスター分けに影響していると考えられた。本研究では、鉱物に含まれる REE パターンとその他元素について機械学習を用いることで、産出地ごとに識別出来る可能性があることがわかった。

Metal traceability technology from tungsten minerals to products by REE pattern identification using machine learning

\*Y. Kato<sup>1</sup>, N. Tschia<sup>1</sup>, D. Mindaleva<sup>1</sup> and S. Matsuno<sup>1</sup> (<sup>1</sup>Graduate School of Environmental Studies of Tohoku Univ)