

人工知能を用いた火山灰形状の自動判別

大槻静香¹⁾・庄司大悟²⁾・野口里奈³⁾・日野英逸⁴⁾

1. はじめに

形状や色、表面のテクスチャーといった火山灰の“見た目”は、噴火直前のマグマの状態や、噴火の様式に依存しています。そのため、採取した火山灰を分類し、その結果を噴火様式と対応づけることは、噴火の状況を理解する上で重要な手掛かりとなります。しかし、非常に複雑な形をしている火山灰粒子の分類は、観察する人の主観によって、結果に違いが生じてしまう恐れがあります。また、粒子の特徴が曖昧な場合や、複数の特徴が混ざっている場合では、その粒子をある一つのタイプに当てはめて分類することが難しいという問題も生じてきます。近年では、火山灰粒子の形状解析によって得られる定量的な値（例えば、面積や周囲の長さ）を使用することで、客観的な火山灰分類も可能となりましたが、その場合でも、分類に使用するパラメータの選び方には何通りもの組み合わせがあり、適切なパラメータの選択は困難であるのが現状です。

これらの問題を解決するために、我々は、近年画像認識の分野で大きな成果をあげている“ニューラルネットワーク”を用いた火山灰粒子の分類を試みました。ニューラルネットワークは、人工知能の基本技術の一つで、脳内にある神経細胞（ニューロン）のつながりである神経回路網を模倣した数理モデルであり、画像にある物体の形状や模様のパターンを学習させることで、その物体が何かを判別させることができます。これにより、人間の直感に基づく分類によって、複雑なパラメータを使用せずとも粒子を判別することが可能となります。

本稿では、ニューラルネットワークで火山灰粒子を判別させた結果(Shoji *et al.*, 2018)について、概要を紹介しします。

2. 火山灰試料

火山灰試料は伊豆半島（マグマ噴火）、三宅島（マグマ噴火およびマグマ水蒸気噴火）、アイスランド（ルートレス

噴火）で採取したものを用いました。マグマ噴火は地下から上昇してきたマグマがそのまま地表面に噴出する噴火、マグマ水蒸気噴火はマグマが火道や火口付近で外来水に接触することで発生する噴火です。ルートレス噴火は地表面を流れる高温の溶岩が水に接触することで発生します。全ての試料は苦鉄質マグマ（ $\text{SiO}_2=49\text{--}53\%$ ）で、単成火山の噴火活動によって噴出したものです。

3. 火山灰粒子の画像取得と形状の分類

ニューラルネットワークの学習には多くの画像を必要とします。そのため、本研究では火山灰粒子の画像をMorphologi G3S (Malvern Instruments 社製)を用いて取得しました。Morphologi G3Sは数万粒もの粒子画像を短時間で取得し、さらに多様な形状パラメータの計測を自動で行うことができる装置です。粒子同士が接触しないようにガラスプレート上に散布した火山灰粒子をプレートの下から光を当てることによって、モノクロの粒子シルエット画像を取得することができます。本研究では粒径 125–250 μm の火山灰粒子のみを解析に使用するとして、全試料で合計約 15,000 枚の粒子画像を得ました。

分類する形状は Blocky（角ばっている・ブロック状）、Vesicular（気泡壁のあるもの・えぐれた形状）、Elongated（細長い）、Rounded（丸い）の4クラスとしました。BlockyやVesicularはマグマの破碎や急冷を反映しますが、マグマが冷え固まる前に引き延ばされるとElongated、表面張力で丸くなるとRoundedとなります。なお、噴火様式によってそれぞれの形状クラスの割合や生成要因は異なります。

4. 機械学習と判別処理

本研究では1) 明確な形状の火山灰粒子の形状を学習させてから、2) あいまいな形状を含む全粒子の形状判別を試みました(第1図)。

1) 産総研 地質調査総合センター 活断層・火山研究部門

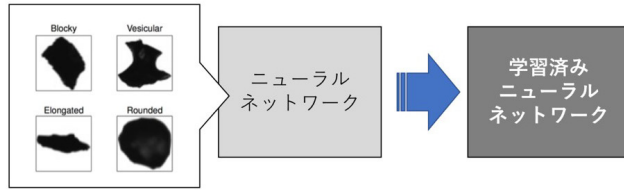
2) 東京工業大学 地球生命研究所

3) JAXA 宇宙科学研究所

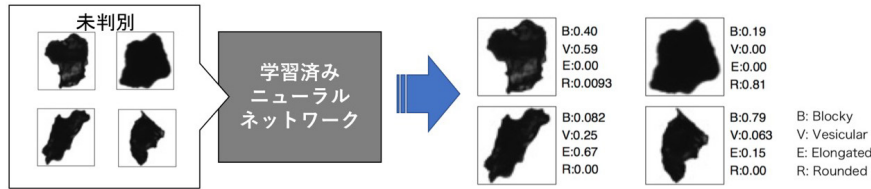
4) 統計数理研究所

キーワード：人工知能、ニューラルネットワーク、機械学習、火山灰、火山噴火、噴火様式

①4クラスの粒子形状をニューラルネットワークに学習させる



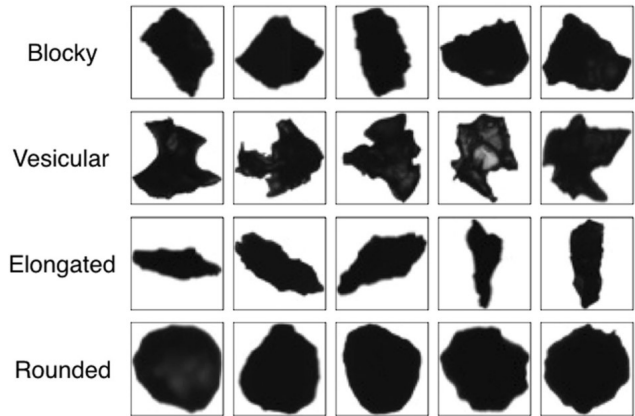
②学習済みニューラルネットワークを用いて粒子形状を判別し、4クラスの形状の確率を出力する



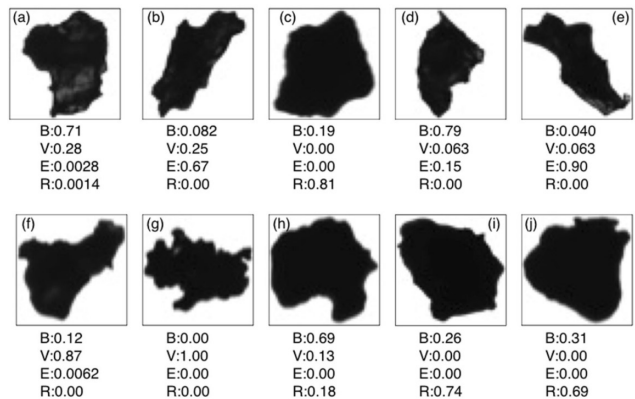
第1図 人工知能の学習および自動判別の手順.

まず、形状の学習について説明します。人間の目で明らかに分類することができる画像は各クラスで250枚ほどあり、そのうち各クラス200枚を訓練画像としてニューラルネットワークに学習させ、残りの画像は学習済みニューラルネットワークの精度を確認するためのテスト画像としました(第2図)。学習では「全800枚の訓練画像のうちランダムに200枚選んで20回訓練させること」を1ステップとし、ステップ数を重ねることで判別精度を上げていきます。本研究では100ステップ実施した時点で、テスト画像の判別精度が92%になりました。

次に、この学習済みニューラルネットワークを用いて、全ての画像の粒子形状を判別させます。粒子形状の判別結果は、一つの粒子が当てはまると判断されたクラスそれぞれの確率として出力されます。あるクラスに特徴的な形状を持つ粒子については一つのクラスの確率が高い結果になりますが、特徴が混ざったような形状の粒子では複数のクラスに確率が分散します。つまり、粒子ごとに出力される4つのクラスの確率の比率を「1粒子に含まれる4つの形状の構成比率」とみなすことができます。この方法により、どのクラスに含まれるのか明確でないあいまいな形状の粒子を、1つのクラスに強引に分類せず、基底クラス(今回は4つの形状)の割合として評価することができます。



第2図 学習時に訓練画像・テスト画像として用いた粒子画像の例 (Shoji et al., 2018).



第3図 粒子画像に対応する各特徴的の形状の確率の例 (Shoji et al., 2018).

5. 形状判別の評価

第3図に粒子画像の例と、対応する各クラスの確率を示します。粒子の1クラスの比率が0.1以上の組み合わせに着目すると、1クラスのみ(第3図 e, g), 2クラス(第3図 a, b, c, d, f, i, j), 3クラス(第3図 h)の粒子が見られました。なお、4クラス全ての特徴的の形状をもつ

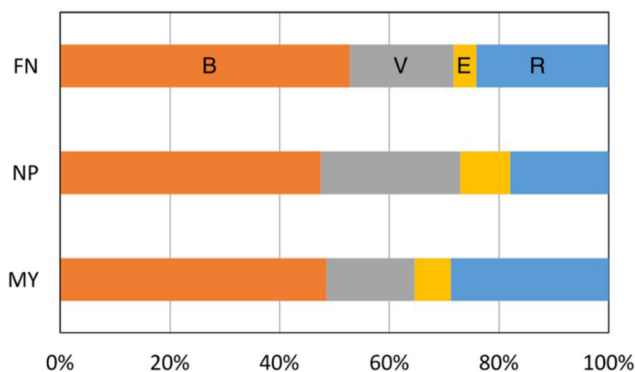
粒子は存在しませんでした。これは、RoundedはBlockyと混合しますが、VesicularやElongatedとはほとんど混合しないという特徴があることによります。このことは、丸くてかつ細長いものや、丸くてえぐれている粒子は極めて少ないということを意味しており、形状の定義(丸いと

ということ、細長い、えぐれているということは相反する)とも整合的です。シンプルなニューラルネットワークを用い、訓練画像も少なかったため、この数値にはばらつきがありますが、概ねうまく粒子の特徴的な形状の確率を表すことができました。

今回の結果では、粒子の形状の構成比率は、粒子外形をおおまかにとらえることはできましたが、ある一部分の小規模な構造の特徴的形状をとらえて判別することは困難なようでした。たとえば、Vesicularの特徴である発泡したマグマの気泡表面部分が反映されたと思われる形状(丸みを帯びた凹部)を一部分だけ持っていたとしても、Vesicularの比率が極端に低いか0である粒子も存在しています(第3図d, e, j)。これは、ニューラルネットワークがVesicularの特徴的形状を「外形全体が不定形で凹凸があるもの」と学習したからと考えられます(第2図)。また、画像取得時の粒子サイズと解像度の兼ね合いによっては、小さい凹部をVesicularではなくBlockyやElongatedの一部と判別した可能性があります。小規模な構造も判別に反映させるためには学習に用いるデータを増やし、高解像度の画像を用いることも視野にいれなければならないことがわかりました。

6. 火山灰形状と噴火様式の関係

次に伊豆半島、三宅島、アイスランドの試料の粒子形状の傾向について述べていきます。個々の粒子の形状の比率をクラス別に足し合わせることで、サンプリング地点ごとの試料全体の形状比率を求めました(第4図)。3試料全てにおいてBlockyの比率が5割を占めていましたが、特に伊豆半島が他の試料に比べて多い傾向にありました。



第4図 3地点ごとの火山灰形状の平均 (Shoji et al., 2018). FN = 伊豆半島・船原, NP = 三宅島・新鼻, MY = アイスランド・Myvatn. B=Blocky, V=Vesicular, E=Elongated, R=Rounded.

また、三宅島はVesicularとElongated、アイスランドはRoundedが多い傾向がありました。しかしながら、形状だけでは試料毎(噴火様式別)の有意な差は見られませんでした。

本稿で詳細は述べませんが、今回の形状判別の結果とMorphologi G3Sで得られる粒子の透明度に関するパラメータを考慮してクラスター分析(大きな集団の中から似た特徴を持つグループに分ける統計的手法)を行うと、おおまかに伊豆半島、三宅島、アイスランドのサンプリング地点ごとにグループ分けすることができました。今後、形状以外にも、表面のテクスチャーのような粒子特徴を示す画像をニューラルネットワークに学習させることで、噴火様式ごとに粒子の特徴を捉えることができる可能性があります。また、幅広いマグマ組成の火山灰にも応用できるかもしれません。

7. おわりに

現段階では、シンプルな画像とニューラルネットワークを用いているため、実用化にはさらに改良が必要となります。将来的に火山灰の詳細な情報を学習させた、高精度のニューラルネットワークを使用できるようにすれば、噴火発生時に迅速かつ機械的に火山灰の自動判別ができるようになり、噴火状況の把握に貢献できます。そのため今後は、細かい特徴まで写された高解像度の顕微鏡画像や電子顕微鏡画像を用いて、火山灰粒子の色合いや表面のテクスチャーも学習させることを目指していきたいと思います。

文献

Shoji, D., Noguchi, R., Otsuki, S. and Hino, H. (2018) Classification of volcanic ash particles using a convolutional neural network and probability. *Scientific Reports*, DOI : 10.1038/s41598-018-26200-2.

OTSUKI Shizuka, SHOJI Daigo, NOGUCHI Rina and HINO Hideitsu (2018) Classification of volcanic ash particles using artificial intelligence.

(受付: 2018年9月10日)