

自己組織化写像を用いた火山性地震の分類

井田 喜明*, **, *** 藤田 英輔****

Classification of Volcanic Earthquakes Using Self-Organizing Map

Yoshiaki Ida*, **, *** and Eisuke Fujita****

人工知能技術のひとつである自己組織化写像（SOM）を火山性地震の分類に適用する。火山性地震は2015年8月15日に桜島火山の火口付近で得られた上下動の連続データから振幅の大きさで拾い出した。SOMの入力層は、火山性地震の継続時間、平均振幅、最大振幅に加えて、2 Hz と 0.5 Hz のフィルターをかけて高周波成分を除いたときの平均振幅で構成した。9～12時に発生した100個の火山性地震を学習材料にして、入力層を2次元平面の15x15個のノードに投影し、波形の特徴も考慮して、火山性地震を短周期の大振幅から始まるタイプS、類似の振動が単調に続くタイプT、主に長周期の振動で構成されるタイプLに分類した。観測期間内には火山の浅部にマグマが貫入したと推測されており、SOMの投影図を用いて6～16時の発生経過を調べると、タイプSはマグマの貫入と同期し、タイプLは貫入の初期に、タイプTは貫入の後半から貫入後に集中する傾向がみられる。

Keywords: 人工知能技術, 自己組織化写像 (SOM), 分類, 火山性地震, マグマの貫入

1. はじめに

人工知能技術は地球科学の分野でも予測やデータ解析などに活用されている[1]。よく使われるのは、隠れ層が2層程度までの人工ニューラルネットワーク（artificial neural network; ANN）であるが、自己組織化写像（self-organizing map; SOM）が活用される事例もある。SOMはKohonen[2]が提案した教師なし学習の技術であるが、入力層の分類、性質の抽出、可視化などの目的に多くの分野で広く使われてきた。

活動的な火山では火山性地震の研究が古くから進められてきた。観測にかかるさまざまな波形

データを短周期地震、長周期地震、構造性地震、爆発地震、火山性微動などに分類して、噴火活動との関連が研究されてきた。火山観測に関わる観測所や研究施設では、火山性地震の分類は常時行われる基本的な業務のひとつである。

近年は火山性地震の分類に人工知能技術の活用が試みられるようになった。人工知能技術を用いる目的は2つある。ひとつは従来研究者や技術者が受け持ってきた作業を自動化して省力化することである。もうひとつは、人工知能の活用で分類を迅速にし、分類の客観性を高めることである。

火山性地震の分類に人工知能技術を活用するときもANNが使われることが多い[3], [4], [5]。従来人間が分類してきた多数の事例を教師データにしてANNに学習させ、分類作業を自動化するのである。しかし、この場合にはタイプの分け方自体は改善されない。それに対して、SOMは分類のタイプが定まっていなくても適用でき[6]、分類方法の妥当性の検証にも利用できる。

* アドバンスソフト株式会社 研究開発センター
Research and Development Center, AdvanceSoft Corporation

** 東京大学 名誉教授
Professor Emeritus, The University of Tokyo

*** 兵庫県立大学 名誉教授
Professor Emeritus, University of Hyogo

**** 国立研究開発法人防災科学技術研究所
National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience

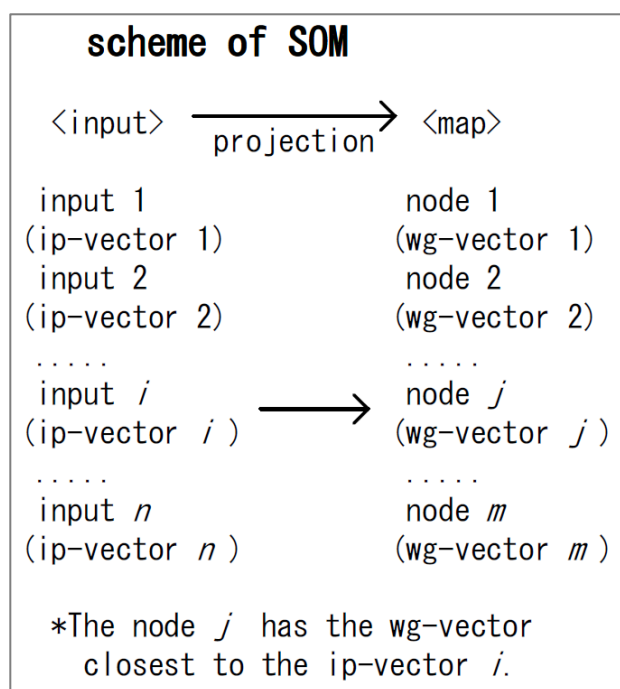


図 1 自己組織化写像 SOM の仕組み。入力層は入力ベクトル (ip-vector) と一番近い重みベクトル (wg-vector) をもつノード (格子点) に投影される。重みベクトルは、類似な入力層が近くに集まるように学習によって調整される。

本稿では、防災科学研究所が保有する桜島火山の観測データ [7] を用いて、火山性地震の分類に SOM を適用し、その利点や問題点を考える。

2. 自己組織化写像

自己組織化写像 SOM は入力層と出力層だけで構成される ANN であるが、構造や目的は通常の ANN とは異なる [1], [2]。ANN は入力層と出力層の間で 1 次変換と活性化関数による修正を繰り返して出力層を得る。それに対して、SOM は出力層が入力層を投影する写像空間であり、投影によって類似な入力層を近くに集める (図 1)。入力層間の違いを投影される空間の幾何学的な距離に換算して可視化する技術であるともいえる。

SOM の写像空間は、次元やノード (格子点) の構成が自由に選べる。次元としては、投影結果を容易に図示できることから 2 次元空間 (平面) が

好まれる。ノードの総数は、学習に用いる入力層の数に見合う大きさにする。ノードの並びは、境界の影響をなくすために、外側にも周期的に広がると仮定する。

SOM の入力層は一般に複数の変数 (成分、人工知能の用語を使えばニューロン) から構成される。変数のならびを入力ベクトル (図 1 の ip-vector) とよぶ。写像空間のノードは、各々が入力ベクトルと同じ形式の重みベクトル (wg-vector) をもつ。入力層は、入力ベクトルが一番よく似た重みベクトルを探して、そのノードに投影されるのである。

入力ベクトルや重みベクトルがどの程度似ているかは、類似度としてあらかじめ定義しておく。よく使われる類似度はベクトル成分間の差の二乗和で、本研究でもこの定義を採用する。二乗和が小さいほど、ベクトルはよく似ているとみなすのである。類似度としてはベクトル間の相関係数も採用できる。類似度の計算で成分間の寄与に差が出ないようにするために、各成分の最大値が 1 になるように規格化する操作もよく行われる。

重みベクトルは、投影で類似な入力層が近くに集まるように調整する。この調整の操作が SOM の学習である。学習には適当な数の入力層が選ばれ、それを適切におさめられるように写像空間の次元とノードが設定される。学習に先立って、全ての重みベクトルは乱数で初期化する。

学習の各ステップでは、入力層をひとつずつ取り出して、重みベクトルが入力ベクトルと最も似たノードを探し出し、そのノードと周辺で重みベクトルを修正して入力ベクトルにさらに近づける。この操作は、入力ベクトルと重みベクトルの組み合わせの中で近いものから順に行うのが効率的である。重みベクトルをノードのまわりのどの範囲でどれだけ修正するかはステップとともに変えていく。最初は広い範囲をわずかに修正し、学習の進行に合わせて範囲をせばめ修正幅を大きくするのが一般的なやり方である。

学習によって最終的に得られる重みベクトルの配置は、重みベクトルの初期化、学習で調整する範囲や調整幅の取り方などに依存して一義的には定まらない。しかし、入力層や学習方法が適

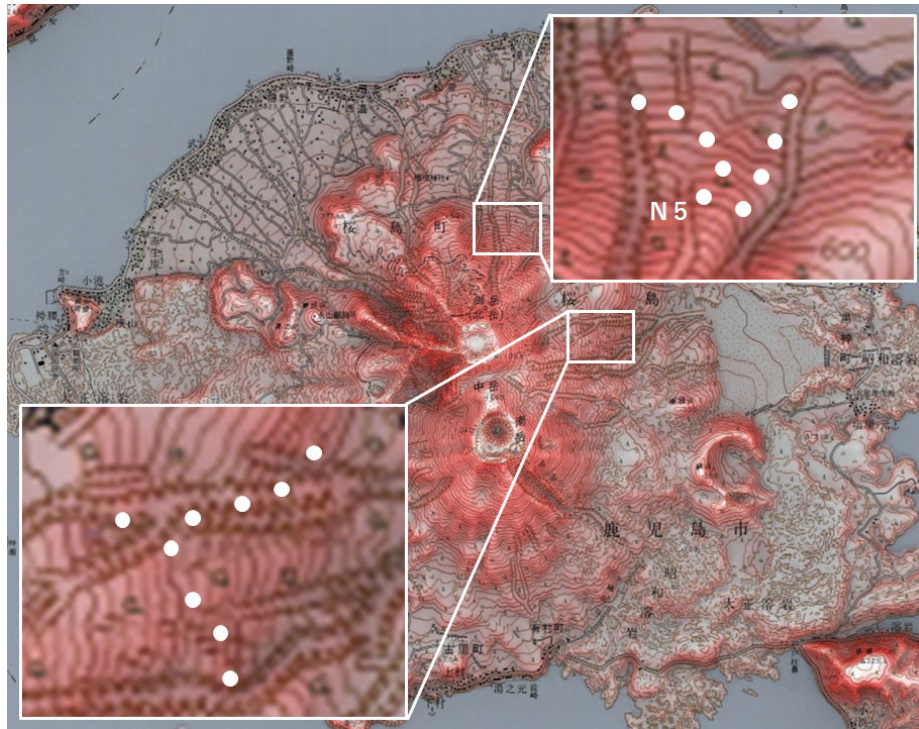


図 2 桜島火山の北岳北側観測アレイ[7]。アレイ観測は防災科学研究所が 2015 年 3 月から始めた。地震計は 1Hz の速度型で、データは現地で収録されて持ち帰られてから再生される。本研究には山頂寄りの SKN5 観測点（点 N5）の上下動が用いられた。

切ならば、近傍のノードが類似な重みベクトルをもち、類似な入力層が近くに投影されるような投影図が得られる。

3. 火山性地震の観測データ

火山性地震の分類は、通常は良質な観測点の 1 成分を取り出して、その波形の特徴に基づいて行われる。観測点の選択には、活動的な火口に近いこと、地盤などの設置条件がよいこと、周波数や振幅の広い範囲で適応する地震計が使われていることなどが考慮され、成分としては波形の特徴が安定に得られる上下動成分が選ばれることが多い。

分類に人工知能技術を活用する場合にも、特定の観測点の特定の成分が使われることが多い。本研究も桜島火山の 1 観測点で得られた上下動の波形データを分類に用いる。人工知能の入力層には複数の観測点や複数の成分を混在させることも容易だが、その試行はまだ余りなされていない。

桜島火山は日本で最も活動的な活火山の 1 つで、

大正噴火（1914 年）などの大噴火は、山頂火口の活動に加えて山腹に新しい割れ目をつくって多量の溶岩を噴出した。最近では山頂の南岳火口から小規模な爆発を繰り返している。

桜島火山とその周辺には、気象庁、京都大学防災研究所桜島火山観測所などによって常設的な地震観測網が設置されている。本研究に用いる地震波形データは、防災科学研究所が 2015 年 3 月から運用を開始したアレイ観測網[7]のデータの一部である（図 2）。山頂の北側に設置された北岳北側観測アレイ 9 点の中で、解析には山頂に比較的近い SKN5 観測点の上下動が用いられた。この観測点の 1 km 余り南に活動的な火口がある。

SKN5 観測点で得られた観測データの例として、2015 年 8 月 15 日 11～12 時の 1 時間分のデータを図 3 に示す。地震計は固有周期 1 秒の速度型で、データは 1 秒間を 200 等分した各時刻で計測される地面の揺れの速度振幅である。図の横軸は時間、縦軸は揺れの速度である。

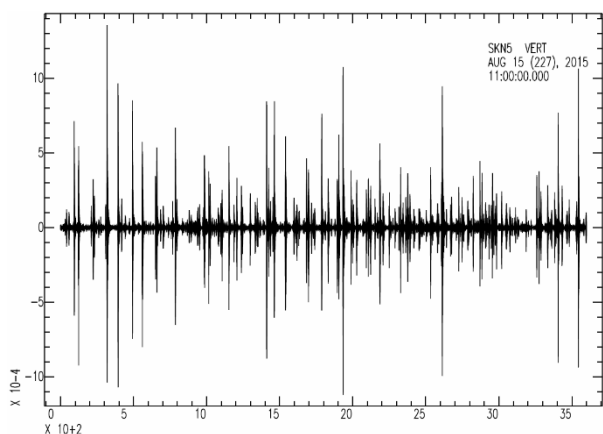


図3 2015年8月15日11～12時に桜島SKN5観測点で得られた上下動の速度波形。横軸は秒を単位とする時間（11時0分0秒からの経過時間）、縦軸は 10^{-4} m/sを単位とする速度振幅である。地震計は固有周期1秒の速度型で、データは1/200秒毎に計測される。

図3は時間軸が圧縮されており、図の中に1時間分のデータ、すなわち72万個の速度振幅が含まれている。このような長時間の変化でみると、火山性地震の発生はほぼ一瞬であり、各々が縦方向に伸びる直線状の振幅の増大で表現される。そう理解すると、図には発生時刻も大きさもさまざまな数十個の地震が数えられる。

連続的に記録されたこのデータから、まず個々の火山性地震に対応する振動を切り出す。図3にはノイズが重なってほぼ常時振動するレベルがあるので、振幅がこのレベルよりある程度高くなったときに火山性地震が発生したとみなして、その時間帯を波形データとして切り取る。切り取る時間の範囲は前後に多少余裕をもたせる。

こうして、図3の時間範囲（11時～12時）に59個の火山性地震の波形データが得られた。波形データとして切り出された時間の範囲は、振幅が大きくなるほど長くなる傾向があり、2秒から15秒の範囲にばらついた。当然のことながら、取り出される火山性地震の数も、時間の長さも、判定に使った振幅のレベルに依存する。

4. 自己組織化写像による火山性地震の解析

火山性地震の分類にANNやSOMを用いるときに問題になるのは、入力層をどう構成するかである。観測データに最も忠実な扱いは、火山性地震として切り取られた時間内の振幅をすべて集めて入力層とすることある。しかし、火山性地震の時間の長さは一定でないので、入力ベクトルの成分数（ニューロンの数）が定まらず、通常の解析方法では対応できない。

今までの研究で入力層に選ばれた項目には、振幅の統計量やスペクトル（FFTで計算されるフーリエ・スペクトル）の自己相関係数[3]。火山性地震として切り取られた時間の長さやスペクトルの特徴[4]。振幅の統計量や短周期のエネルギー[5]などがある。振動が長時間持続する火山性微動には、データを一定の時間間隔で区切って得た各区間のスペクトルが用いられた[6]。

これらの解析事例も参考にして、本解析ではSOMの入力ベクトルを次の5成分で構成してみた。

- ①火山性地震の継続時間
- ②振動の平均振幅
- ③振動の最大振幅
- ④2 Hzのフィルターをかけて高周波成分を除いたときの平均振幅
- ⑤0.5 Hzのフィルターをかけて高周波成分を除いたときの平均振幅

この内で④と⑤は火山性地震の周波数特性に関係する。2 Hzと0.5 Hzというフィルターの周波数は、実際の波形の卓越周波数にこれらに前後するものが多いことから選択した。なお、波形のスペクトルは、継続時間の違いもあって、ピークの周波数や大きさに明確な特徴がつかみにくいと判断して採用しなかった。

SOMの学習には9～12時に発生した100個の火山性地震を入力層とし、それを2次元空間（平面）の15x15個のノードに投影した。学習に先立って入力層を規格化し、重みベクトルをランダムに初期化した。学習の経過を、各ステップで設定した定数とともに図4に示す。

図4右は、重みベクトルを修正する割合 α と、

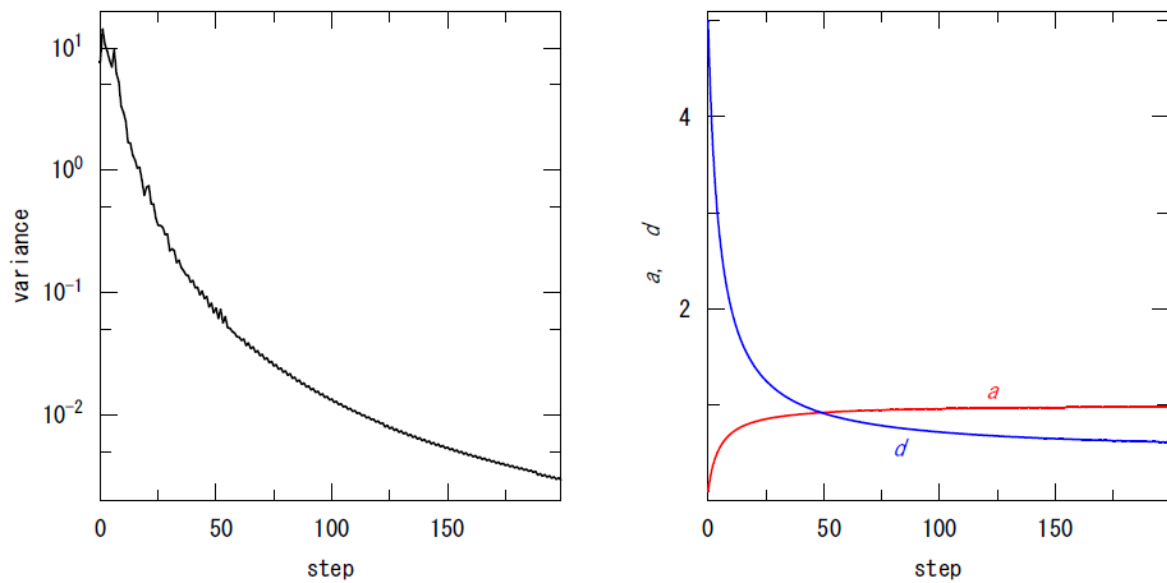


図 4 桜島火山の火山性地震に対する自己組織化写像 SOM の学習経過。横軸の 1 ステップはすべての入力層について重みベクトルを調整する過程を表す。variance は投影されたノードの重みベクトルとの成分間の差をすべての入力層について加算した値、 a は重みベクトルを修正する割合、 d は修正する範囲（単位は格子点間隔）である。

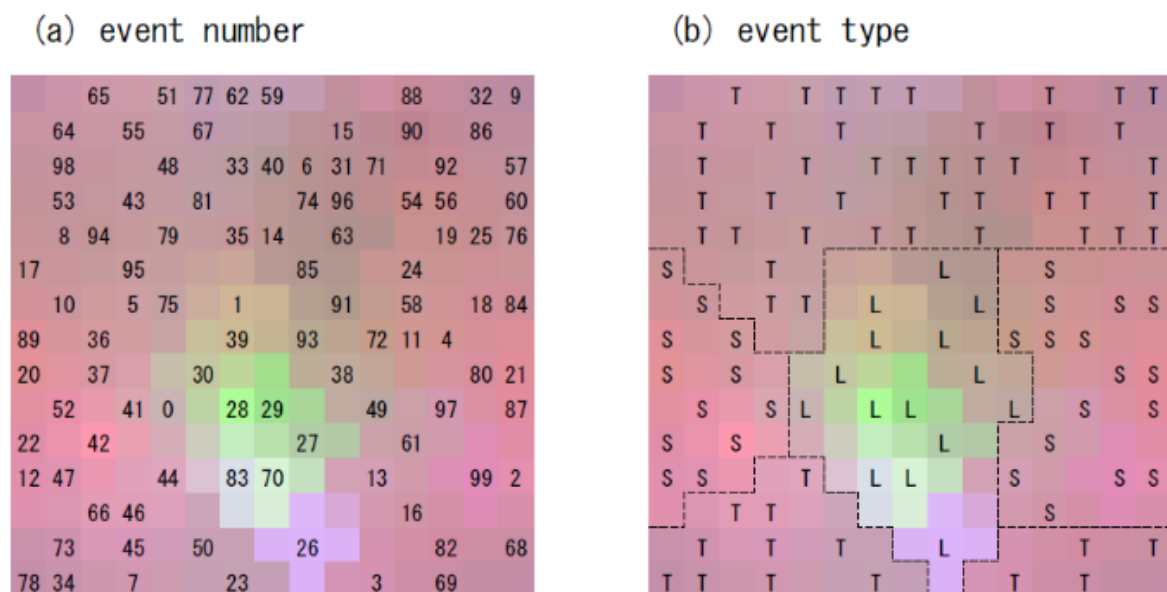


図 5 桜島火山の火山性地震に対する自己組織化写像 SOM の投影図。2015 年 8 月 15 日 9～12 時に観測された 100 個の火山性地震を学習に用い、それを 15x15 個のノード（正方形）に投影する。入力層の投影先を、(a)は火山性地震の番号（発生順につける）で、(b)は S、T、L に分類されたタイプで示す。3 タイプがしめる領域は (b)に点線で分割する。

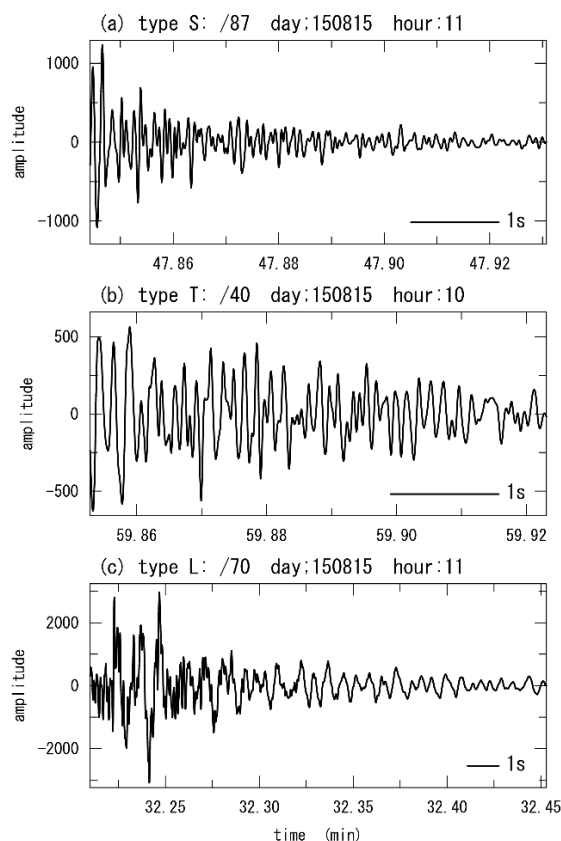


図 6 自己組織化写像 SOM (図 5b) でタイプ S、T、L の領域に入る火山性地震の典型的な波形例。横軸は分、縦軸は mm/s を単位とする速度振幅である。(a) タイプ S は鋭く立ち上がって次第に減衰する。(b) タイプ T は類似な振幅が反復する。(c) タイプ L は主に長周期の揺れから成る。

修正する範囲 d (単位は格子点の間隔) の設定値である。これらの値は、ステップ s とともに $1/(1+rs)$ の割合で最大値と最小値の間を変わるように設定した。ここで、定数 r は 0.2 とし、ステップとともに a は 0.1 から 1 まで、 d は 5 から 0.5 まで変わるようにした。

図 4 左の **variance** は、入力ベクトルと投影先の重みベクトルとの間で成分間の差の二乗和をとり、それをすべての入力層について加算したものである。その値は 200 ステップの間に 4 桁近く減少しており、学習によって重みベクトルが入力ベクトルに強く適合するようになったことが示される。

この図で、**variance** の変化には初期に顕著なゆらぎが認められる。このゆらぎは入力層と投影されるノードの関係が組み替えられるときにみられる。50 ステップをこえるあたりからは、重みベクトルは入力ベクトルにさらに近づくものの、入力層と投影されるノードの関係は固定される。

学習によって最終的に得られた SOM の投影図を図 5 に示す。投影図は重みベクトルの初期化や定数の変化のさせ方によって異なるが、得られる図はどれも似たり寄ったりの性質をもつ。図 5 は分類の目的からみて見やすいものを選んだ。

投影図を構成する多数の正方形が個々のノードに対応し、その色は赤 (r)、緑 (g)、青 (b) の強さを重みベクトル 5 成分に適当に割り振ってつけた擬似カラーである。ノードの色が似ていると、重みベクトルも似ていることになる。入力層が投影されたノードには、図 5(a) に入力層の番号 (火山性地震の発生順につける) を記入した。

投影図の入力層の分布には、他の入力層から離れてグループにまとまる部分もあるが、ほぼ連続する部分も多く、入力層をグループ (クラスター) に分けるのは簡単でない。グループ分け (クラスタリング) の一般的な方法 [8] を適用しても、曖昧さは除去しきれない。ここでは、ノードの色や入力層の波形の特徴も考慮して、入力層を S、T、L の 3 タイプに分類した。分類結果は図 5(b) にタイプ名で示す。

この 3 タイプの典型的な波形例を図 6 に示す。波形の特徴として、(a) のタイプ S は短周期の大きな振動で始まって次第に振幅を減らしていく。(b) のタイプ T は類似な振幅の振動が反復される。(c) のタイプ L は振動が相対的に長周期である (図の 1 秒の長さを比較せよ)。実際には、波形の特徴がこれらの中にあるものもあり、それが分類に曖昧さをもたらすひとつの原因になる。

図 5 には学習に用いた入力層が投影されない空白のノードもある。投影図を任意の入力層を分類する目的に使うには、空白のノードにも分類のタイプを割り振る必要がある。ここでは、ノードの色を考慮しながら S、T、L の 3 タイプがしめる範囲を決め、その境界に点線を引いた。

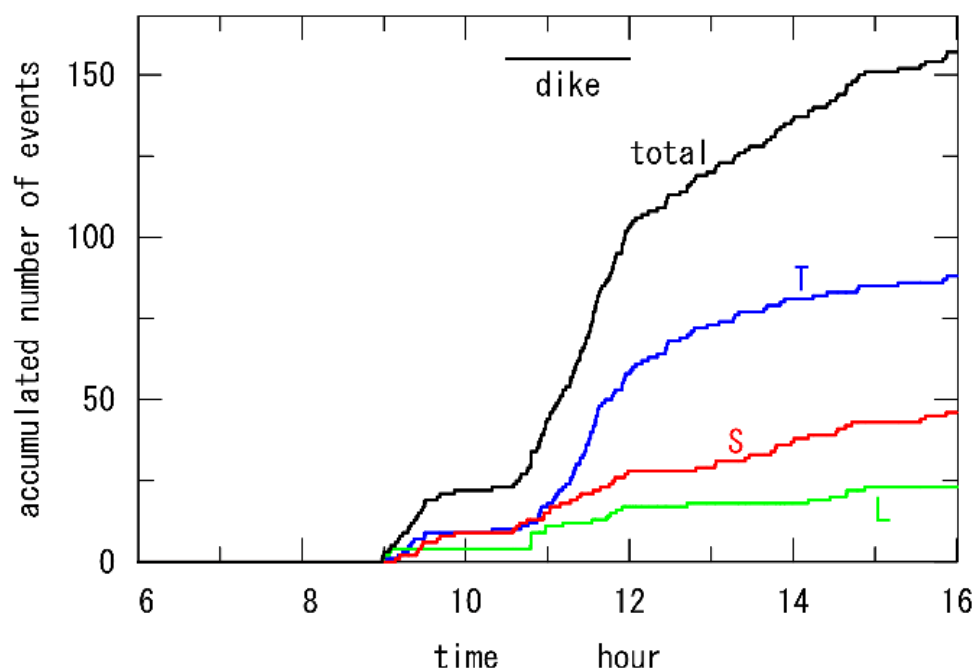


図7 火山性地震の発生数の累積図。全体の発生数とS、T、Lのタイプ別に数えた発生数を時間とともに累積させる。桜島で2015年8月15日6時～16時までに発生した火山性地震をとりあげ、分類には自己組織化写像SOMによる区画(図5b)を用いた。10時半ころから12時ころにかけてマグマが地殻浅部に貫入した(dikeと記す)と考えられる[9][10]。

5. 火山性地震のタイプの時間変化

学習に用いなかった火山性地震を含めて、桜島で2015年8月15日6時～16時までに発生した火山性地震をSOMの投影図(図5b)で分類し、各々のタイプの発生数を時間とともに累積させて図7に示す。この図には火山性地震の総数の累積数も加えられている。火山性地震がいつどの程度の割合で発生したかは、それぞれのタイプについて累積図の勾配から読みとれる。

火山性地震の総数は10時半ころから12時ころにかけて急増する。火山性地震の震源(震央)は、10時ころまでは南岳火口東淵付近に丸くまとまっていたが、その後北東方向に細長く伸びていった[9]。また、GNSS(GPS)、傾斜計、歪計を用いた地殻変動観測によれば、火山性地震が多発する時間帯に震源域をはさんで両側が大きく拡大した[10]。これらのデータから、10時半～12時ころにマグマが北東側の地殻浅部に貫入したと推測される(図7にdikeと表示)。

マグマの貫入が進行したとみられる時間帯に、タイプSの火山性地震はほぼ一定の割合で単調に発生している。一方、タイプLは貫入の初期に、タイプTは貫入の後半とそれ以降に頻発する傾向がある。このことから、3タイプの火山性地震は貫入過程に異なる関与をしたと推測される。

おそらく、タイプSの火山性地震(あるいはその一部)は、マグマの貫入による地殻の破壊過程に緊密に関わった。また、タイプLは貫入が開始する過程に、タイプTは貫入による変形を調整する過程に主に関わった。

6. まとめと展望

本研究によって、自己組織化写像SOMが火山性地震の分類に有効に活用できることが確認された。火山性地震の分類には人工ニューラルネットANNも使われるが、SOMはANNと比べて以下の特徴がある。

分類にSOMを用いるときは、分類のタイプを

あらかじめ決めておくことも、出力層の正解例を教師データとして作っておくことも必要でない。入力層を SOM で投影した結果をみて分類のタイプを決めればよい。そうすることで分類方法は ANN より客観性の高いものになりうる。分類のタイプがすでに決まっているときは、それを検証する目的に使える。

SOM による投影結果が複数のクラスターに自動的に分離したら、各々のクラスターに分類のタイプを割り振るだけでよい。実際には、入力層がクラスターにうまく分離せず、分類の仕方や境界線の引き方に迷うことも少なくない。その場合には、分類の一般的な指針[8]が役立つこともある。本研究では、投影図に加えて火山性地震の波形の特徴が考慮された。

火山性地震の分類に ANN や SOM などの人工知能技術を活用する場合には、入力データとして上下動以外の成分や他の観測点のデータを組み合わせることも容易である。水平成分を使えば振動源の振動方向の情報が入り、複数の観測点のデータを使えば震源の位置の情報も含められる。このような解析を試みることは今後の重要な課題である。

参考文献

- [1] 井田喜明『予測の科学はどう変わる？——人工知能と地震・噴火・気象現象』岩波書店、2019.
- [2] T. Kohonen, “The self-organizing map”, *Proc. IEEE*, 78, 1464–1480, 1990.
- [3] H. Langer, S. Falsaperla, and G. Thompson, “Application of Artificial Neural Networks for the classification of the seismic transients at Soufriere Hills volcano, Montserrat”, *J. Volcanol. Geotherm. Res.* 153, 1–10, 2006.
- [4] M. Ibs-von Seht, “Detection and identification of seismic signals recorded at Krakatau volcano (Indonesia) using artificial neural networks”, *J. Volcanol. Geotherm. Res.* 176, 448–456, 2008.

- [5] G. Curilem, J. Vergara, G. Fuentealba, G. Acuña, and M. Chacón, “Classification of seismic signals at Villarrica volcano (Chile) using neural networks and genetic algorithms”, *J. Volcanol. Geotherm. Res.* 180, 1–8, 2009.
- [6] R. Carniel, A. D. Jolly, L. Barbui, “Analysis of phreatic events at Ruapehu volcano, New Zealand using a new SOM approach”, *J. Volcanol. Geotherm. Res.* 254, 69–79, 2013
- [7] 藤田英輔・上田英樹・小澤拓・宮城洋介・三輪学央・川口亮平「桜島における地震計アレイ観測でとらえた 2015/8/15 噴火未遂」日本地球惑星科学連合 2016 年大会、SVC47-8, 2016.
- [8] J. Vesanto and E. Alhoniemi, “Clustering of the Self-Organizing Map”, *IEEE Transactions on Neural Network*, 11, 586–600, 2000.
- [9] 中道治久・井口正人・為栗健「2015 年 8 月桜島群発地震の振幅を用いた震源推定」京都大学防災研究所年報、B, 60, 396–401, 2017.
- [10] K. Hotta, M. Iguchi, T. Tameguri, “Rapid dike intrusion into Sakurajima volcano on August 15, 2015, as detected by multi-parameter ground deformation observations”, *Earth Planets Space*, 68: 68, DOI 10.1186/s40623-016-0450-0, 2016.

※ 技術情報誌アドバンスシミュレーションは、アドバンスソフト株式会社 ホームページのシミュレーション図書館から、PDF ファイルがダウンロードできます。(ダウンロードしていただくには、アドバンス/シミュレーションフォーラム会員登録が必要です。)