

動的時間伸縮法を用いた波形の分類: 火山性地震への応用

井田 喜明^{*, **, ***} 藤田 英輔^{****}Clustering of Waveforms Using Dynamic Time Warping:
Application to Volcanic EarthquakesYoshiaki Ida ^{*, **, ***} and Eisuke Fujita ^{****}

時系列などの波形は一般にデータの長さが不揃いなので比較や分類を定量的に実行する手法が限られる。ここでは波形の違いを動的時間伸縮法 (dynamic time warping) で定量化して k 平均法 (k-means clustering) で分類する方法を開発する。グループ分けの基準となる中心波形は対象メンバーから選び、すべての可能性を考慮して望ましい分類を選び出す。分類の選択には同じ分類に収束する初期候補の数が多いこと、全波形への適合度が高いことを用いる。開発された分類方法は桜島火山の火山性地震に適用し、波形やスペクトルの特徴と比較してグループ毎に火山性地震の発生機構を推測する。また、火山性地震が頻発する時間をグループ別に調べて、分類が火口直下にマグマが貫入する過程と関連することを見出す。

Keywords: 波形の分類、動的時間伸縮法、k 平均法、火山性地震、マグマの貫入

1. はじめに

時間的な変化などが波形として数値的に記録される現象は少なくない。波形を解析する際には異なる波形間で性質を比較したり、多数の波形を複数のグループに分類したりする必要性がしばしば生ずる。しかし、波形の長さや波形データの点数は通常不揃いなので、波形間の違いを定量的に評価する手法は限られる。その手法のひとつに動的時間伸縮法 (dynamic time warping) [1]がある。

動的時間伸縮法で定量化される波形の違いを用いて波形を分類するには k 平均法 (k-means

clustering) [2]が活用できるが、長さが不揃いな波形は平均的な性質も計算できない。そこで、グループの基準となる中心波形をメンバーから選ぶ方法を開発する。この分類方法は火山性地震の分類に適用して有効性を検証する。

火山性地震は火山で地震計によって計測される地面の揺れの時間変化で、その波形は多様性に富む。波形は古くから記録紙上で目視によって分類され、噴火活動などとの関係が議論されてきた。近年は時間の一定間隔毎に計測される振幅の並びが波形として数値的に記録されるようになった。

火山性地震の分類は AI 技術を用いて自動化する試みが最近さかんである。自動化の目的は作業を省力化し、分類の客観性を高めることである。分類にはニューラルネットが適用され、AI の学習には人間の目で過去に得られた分類結果が用いられることが多い[3][4][5]。また、著者は教師なし学習手法のひとつである自己組織化写像 (self-organizing map, SOM) を火山性地震の分類に適用した[6]。

ところが、火山性地震の波形は継続時間が一定でなく、データの点数が不揃いなので、ニューラ

* 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

ルネットやSOMなどの通常のAI技術は波形に直接適用できない。そこで、波形から振幅の最大値や平均値、継続時間、卓越周波数、特定な周波数帯の平均値などの特徴的な量を抽出し、それを入力データとしてAI技術を適用することになる。

しかし、このような入力データの選択には任意性があり、選択の仕方でも分類結果が変わる可能性がある。もし波形が分類に直接適用できれば、分類結果は客観性の高いものになるはずである。そこで、動的時間伸縮法とk平均法を組み合わせた分類方法を適用して火山性地震を波形で分類することを試みる。

第2章では、動的時間伸縮法とk平均法について紹介しながら波形の分類方法を一般的に考案する。第3章以降で分類方法を火山性地震に適用し、分類過程で生じる個々の問題に対処しながら分類方法の特徴を明らかにする。分類の対象となる火山性地震のデータは以前SOMを適用したのと同じ桜島火山の観測結果である[6]。

2. 波形の分類方法

波形を分類するには波形間の違い（逆にいえば類似性）を定量的に評価する必要がある。データを構成する点数が同じ場合には、違いの度合いは例えば成分間の差の二乗和で表現できる。相関係数で評価することも可能である。しかし、波形を構成するデータの点数は通常不揃いなので、これらの方法は適用できない。

データの点数が異なる場合に違いを定量化する方法に動的時間伸縮法 (dynamic time warping) がある[1]。この方法で定量化されるデータ間の違いをDTW相違度（または単に相違度）とよぶことにしよう。その計算方法を以下に述べる。

波形など、比較の対象にする数値の並び（ベクトル）を u_i ($i=0, 1, \dots, m-1$) と v_j ($j=0, 1, \dots, n-1$) としよう。データの点数（ベクトルの成分数）の m と n は一般に異なる。DTW相違度を求めるために、差の合計 $S_{i,j}$ を i と j の小さい方から順に次のように計算していく。

$$S_{0,0} = (u_0 - v_0)^2 \quad (1)$$

$$S_{i,j} = \min(S_{i-1,j}, S_{i,j-1}, S_{i-1,j-1}) + (u_i - v_j)^2 \quad (2)$$

ここで、 $\min()$ 内の変数で最小の値を意味する。この計算を実行して最後に求まる $S_{m-1,n-1}$ がDTW相違度である。なお、ここでは相違度の計算に成分間の差の2乗を用いたが、差の絶対値など他の目安に変えてもよい。

DTW相違度は、平面上に i と j がつくる格子点の間を $(u_i - v_j)^2$ の累計が最小となるような経路をたどって計算した総計である。この経路は一般に曲がりくねるので、曲がった経路(warped path)を導入することが動的時間伸縮法の特徴である。なお、 $m=n$ のときは、経路を $i=j=0$ から $i=j=m$ まで一直線にとると、この経路に沿う総和は $(u_i - v_i)^2$ の和になるが、この値は一般にDTW相違度とは一致しない。

次に波形を分類する方法を考える。波形などデータの点数が不揃いなメンバーの分類にも適用できる方法にk平均法 (k-means clustering) がある。この方法は、グループ数 (cluster数) k を適当な数に指定して、メンバーを k 個のグループに分類する[2]。グループ数は分類の目的に応じて自然に決まることもあるが、決め方についての議論もある[7]。

k分類法では、各グループに中心メンバーを定めて、メンバーを一番近い（違いが一番小さい）中心メンバーをもつグループに所属させる。その際に、違いとしてDTW相違度を用いればデータの点数が異なる波形もグループに分けられる。

k分類法の中心メンバーはグループに所属するメンバーの平均的な性質をもつように定めるのがよい。データの点数が同じときは、グループに所属する全メンバーに対して各成分の相加平均（あるいは相乗平均）を計算して、それを中心メンバーの成分とする方法がよく用いられる。しかし、データの点数が不揃いなときはこの方法は使えない。

そこで、中心メンバーはグループに所属するメンバーの中から選ぶことにする。そうすれば各メンバーと中心メンバーの違いはDTW相違度とし

て算出できる。中心メンバーにはグループの所属メンバーとの相違度の総和が最小になるメンバーを選べばよい。このような工夫によって動的時間伸縮法をk平均法に組みこむことができる。

分類の操作には通常反復法を用いる。反復の各ステップでは、まず中心メンバーに合わせて全メンバーをグループ分けする。次にグループの新しい構成メンバーに合わせてもっと適切な中心メンバーを選び直す。このステップを中心メンバーの選択と全メンバーの所属が確定するまで繰り返すのである。

この反復計算は最初の中心メンバーをグループの数だけ設定しないと始まらない。中心メンバーの初期候補を選ぶことで、波形がDTW相違度を用いてk平均法で分類できる。ところが、分類結果は一般に初期候補に依存する。そこで、初期候補の選択はk平均法の重要課題であり、対処の仕方に提案もある[8]。

ここでは初期候補は分類の対象となるメンバーの中から選ぶので、その組み合わせ数は有限である。そこで、可能な分類結果をすべて考慮して適切な分類を選ぶことができる。しかし、多数の分類結果から適切な分類をどう選ぶかが新たな問題になる。この問題は火山性地震を分類する過程で具体的に考えることにする。

3. 火山性地震の分類

解析例として分類に用いるデータは、桜島火山のSKN5観測点で2015年8月15日6~16時(日本時間)に観測された地面の揺れの上下動成分である。地震計は固有周期1秒の速度型で、地面の揺れの速度が1/200秒毎に計測されている。同じデータは以前自己組織化写像(SOM)の解析に適用したが[6]、今回は連続データから波形を選ぶ際に最小振幅の判定基準を多少厳しくして90個の火山性地震をとり出し、発生順に0から89までの番号をつけた。

火山性地震の最大振幅を発生時刻と対比して図1に示す。連続データは6時から解析したが、8時より前は火山性地震と識別される変動がなかった。それ以後に火山性地震と識別された90個

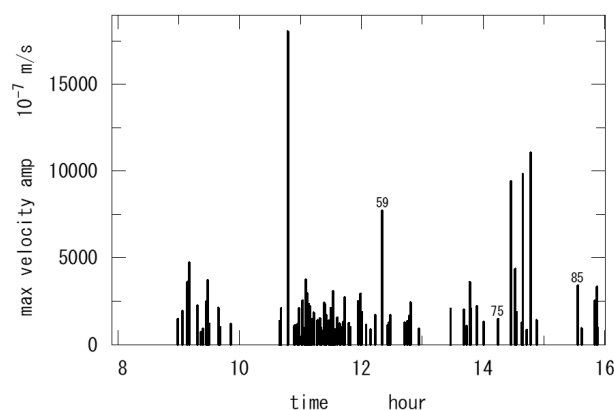


図1 火山性地震の発生時刻と最大振幅。データは桜島火山SKN5観測点で2015年8月15日に観測された上下動で、横軸はその日の時間、縦軸は速度振幅の最大値である。火山性地震の59, 75, 85番は分類の中心メンバーとなる。

の波形は継続時間が2秒から7秒余りまで、データの点数が402~1424点である。なお、火山性地震のデータには振幅が大きくなるほど継続時間が長くなる傾向があるが、それは振幅が大きくなるほどノイズの影響を受けにくくなるためである。

さて、火山性地震の波形を動的時間伸縮法による相違度の評価を用いてk平均法で分類する。波形の振幅は火山性地震毎に違いがあるが、振幅の大小は分類結果に影響させたくないため、各点で揺れの大きさを最大振幅で割って波形を規格化する。DTW相違度の計算には規格化された波形を用いる。

k平均法の適用には分類数(グループ数、k)の設定が求められるが、対象とする火山性地震の発生期間や総数が限られることから、分類数には2と3を選ぶ。中心メンバーの初期候補にはメンバーのすべての組み合わせを考慮して、分類結果は表1(分類数2)と表2(3)にまとめる。なお、分類過程の反復計算で初期候補から最終的な分類結果に収束するのに要するステップ数は、ほとんどの場合に5ステップ以内であった。

分類のグループ構成は中心メンバーの組み合わせで定まるので、表1と表2では分類は最終的に決まる中心メンバーで区別する。また、同じ分類は多数の初期候補から収束するので、表には初期候補の数を記す。さらに、グループの中心メン

表 1 分類数が 2 のときの火山性地震の分類。
初期候補のすべての組み合わせで得られる分類を網羅する。分類は中心メンバーの番号で区別し、同じ分類に収束する初期候補の数、所属メンバーと中心メンバーの間で算出される DTW 相違度の総和とともに示す。

分類	初期候補の数	相違度の総和
59, 85	661	1.1002
59, 75	602	1.1025
26, 59	588	1.0926
59, 71	396	1.1087
38, 59	332	1.1087
30, 77	187	1.1108
35, 59	145	1.1256
6, 59	137	1.1336
6, 77	81	1.1402
48, 59	79	1.6957
59, 70	76	1.1481
37, 59	75	1.1397
59, 83	70	1.1648
33, 59	64	1.1424
50, 59	63	1.1313
58, 63	58	1.1518
11, 59	53	1.1238
59, 86	50	1.1502
59, 64	43	1.1400
79, 85	42	1.1582
30, 59	27	1.1410
27, 59	25	1.1697
61, 77	19	1.1503
54, 85	17	1.1603
59, 80	16	1.1734
15, 59	16	1.1773
21, 59	15	1.1559
59, 60	15	1.1521
42, 59	13	1.1814
70, 77	8	1.1504
7, 59	7	1.1671
39, 59	7	1.1444
26, 85	5	1.1649
10, 59	4	1.1777
59, 88	4	1.1818
59, 69	2	1.1840

バーと所属メンバーとの間で算出される DTW 相違度をすべて加え合わせた総和を加える。

分類数が 2 の場合には、初期候補の組み合わせは全部で 4,005 通りあるが、分類計算で最終的に得られる分類は重複を除いて 36 種類にとどまる。表 1 にはそのすべてを取り上げて、初期候補の数が多い順に並べる。

分類数が 3 になると初期候補の組み合わせは 176,226 通りに増えるが、独立な分類は 841 種類である。それでもすべてを表示するには多すぎるので、表 2 には初期候補の数が 1000 以上の 22 分

表 2 分類数が 3 のときの火山性地震の分類。
分類は中心メンバーの番号で区別し、同じ分類に収束する初期候補の数が 1000 以上の分類を、所属メンバーと中心メンバーの間で算出される DTW 相違度の総和とともに示す。

分類	初期候補の数	相違度の総和
59, 75, 85	10527	1.0187
38, 59, 85	5654	1.0188
26, 59, 85	2917	1.0354
37, 59, 85	2890	1.0587
59, 78, 85	2518	1.0309
6, 38, 59	2345	1.0654
6, 59, 85	2306	1.0449
35, 59, 75	2303	1.0327
6, 26, 59	2269	1.0471
6, 59, 75	2251	1.0635
38, 59, 77	2171	1.0630
59, 70, 75	2000	1.0577
59, 70, 71	1588	1.0372
33, 38, 59	1462	1.0688
30, 38, 77	1383	1.0597
26, 38, 59	1340	1.0454
38, 59, 70	1380	1.0639
35, 59, 71	1220	1.0315
35, 59, 85	1213	1.0653
35, 38, 59	1184	1.0323
6, 77, 85	1067	1.0678
33, 59, 77	1058	1.0695

類のみを取り上げる。

計算で得られる多数の分類の中で、初期候補の数が大きな分類は広い可能性から収束するので生じ易い分類である。また、DTW 相違度の総和が小さな分類は全メンバーへの適合性が高い分類である。そこで、初期候補の数が大きく、相違度の総和が小さな分類が考慮に値する適切な分類とみなせるだろう。

表 1 と表 2 には、初期候補の数が大きな分類は DTW 相違度の総和も小さい傾向がみられるので、適切な分類の 2 つの基準は実際には整合的である。基準の中で DTW 相違度の総和には余り大きな差がみられないので、初期候補の数を重視して、これ以後に着目して考察を進める分類を探す。

着目する分類としては、分類数が 2 の分類（表 1）から初期候補の数の順番で中心メンバーに 59 番と 85 番、および 59 番と 75 番をもつ 2 つの分類を選び出す。分類数が 3 の分類（表 2）では初期候補の数が一番大きく DTW 相違度の総和も最小なのは中心メンバーが 59, 75, 85 番の分類なの

表 3 火山性地震の着目する 3 つの分類の構成メンバー。A, B, C は 59、75、85 番の波形を中心メンバーとするグループである。

分類	グループ	構成メンバー
分類数 2 59, 75	A (59)	2, 3, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 15, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 26, 27, 30, 31, 32, 35, 39, 42, 45, 47, 48, 49, 50, 51, 52, 53, 54, 57, 58, 59, 60, 61, 62, 64, 65, 66, 67, 68, 69, 70, 72, 74, 76, 77, 78, 80, 81, 83, 84, 85, 86, 87, 88
	B (75)	0, 1, 5, 14, 16, 17, 25, 28, 29, 33, 34, 36, 37, 38, 40, 41, 43, 44, 46, 55, 56, 63, 71, 73, 75, 79, 82, 89
分類数 2 59, 85	A (59)	0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 14, 15, 16, 20, 21, 23, 24, 25, 26, 28, 29, 30, 31, 32, 34, 36, 37, 38, 39, 40, 41, 42, 43, 44, 45, 47, 48, 52, 54, 55, 56, 58, 59, 60, 61, 63, 66, 68, 69, 70, 73, 74, 75, 76, 77, 79, 80, 81, 82, 83, 86, 87, 88, 89
	C (85)	11, 12, 13, 17, 18, 19, 22, 27, 33, 35, 46, 49, 50, 51, 53, 57, 62, 64, 65, 67, 71, 72, 78, 84, 85
分類数 3 59, 75, 85	A (59)	2, 3, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 15, 20, 21, 23, 24, 26, 30, 31, 32, 39, 42, 45, 47, 48, 52, 54, 58, 59, 60, 61, 66, 68, 69, 70, 74, 76, 77, 80, 81, 83, 86, 87, 88
	B (75)	0, 1, 5, 14, 16, 17, 25, 28, 29, 33, 34, 36, 37, 38, 40, 41, 43, 44, 55, 56, 63, 73, 75, 79, 82, 89
	C (85)	11, 12, 13, 18, 19, 22, 27, 35, 46, 49, 50, 51, 53, 57, 62, 64, 65, 67, 71, 72, 78, 84, 85

で、この分類を取り上げる。これ以外の分類も排除する必要はないが、議論の単純化のために以下の考察はこの 3 つの分類を軸に進める。

これら 3 つの分類についてグループに所属する全メンバーを表 3 にまとめる。3 つの分類には 59, 75, 85 番の波形が中心メンバーとして重複して出現するので、59, 75, 85 番の波形を中心メンバーとするグループを便宜的に A, B, C とよぶ。グループ A, B, C は分類毎にメンバーの一部が入れ替わるが、中心メンバー以外もかなり多くが固定メンバーなので、各々が分類を超えた独自の性質をもつようだ。

4. 着目する分類間の関係

着目する 3 つの分類の関係や性質を調べるために、図 2 と図 3 は波形の全メンバーを 2 つの中心メンバーとの DTW 相違度で位置づけて比較する。中心メンバーとしては、(a)では 59 番と 75 番、(b)

では 59 番と 85 番の波形を選ぶ。メンバーの所属グループは記号と色で区別する。なお、中心メンバーは座標軸上にくる。

図 2 は分類数が 2 の場合で、メンバーを(a)はグループ A と B に、(b)は A と C に分ける。いずれの図もメンバーの分布にグループ間で明確なギャップはみられない。グループは性質の不連続な違いで自然に分かれたというより、DTW 相違度の大小で強制的に分けられたようにみえる。そこで、波形の性質は連続的に変わっており、メンバーは何らかの性質の相対的な大小でグループ分けされたと理解できる。

図 3 は分類数が 3 の表示である。中心メンバーが 3 つあるので分布は 3 次元になるが、比較の便宜から図 2 と同じ面上に投影する。図 2 との違いは中心メンバーが座標軸にない第 3 のグループが色と記号で区別されている点である。この第 3 のグループは(a)、(b)ともに残りの 2 グループの境界付近にあり、大部分がグループ A から派生する。

この関係を踏まえて表 3 を見直すと、グループ B と C は共通のメンバーが少ないことに気づく。分類数が 3 の分類は、分類数が 2 の A と B の分類から C のメンバーとして 46 番と 71 番以外を A から抜き出すことで得られる。あるいは、A と C の分類から B のメンバーとして 17 番と 33 番以外を A から抜き出すことで得られる。

波形には A, B, C を特色づける性質がさまざまな割合で混在すると考えれば、メンバーを A と B の 2 グループに分けると C の性質は A に吸収され、A と C に分けると B の性質は A に吸収される。このいずれの分類も A には B か C の性質が混入する。そこで、A, B, C の性質をすっきり表現するには、分類数を 2 よりも 3 にする方が合理的である。

ここで表 2 に戻って分類数が 3 の他の分類をみると、ここで着目する 59, 75, 85 番の分類には 2 位に 38, 59, 85 番の分類が続く。初期候補の数や DTW 相違度の総和で、この分類は着目する分類と比べて余り見劣りせず、3 位以下の分類を画然と引き離す。しかし、38 番はグループ B に所属する(表 3)ので、波形をやはりグループ A, B, C に

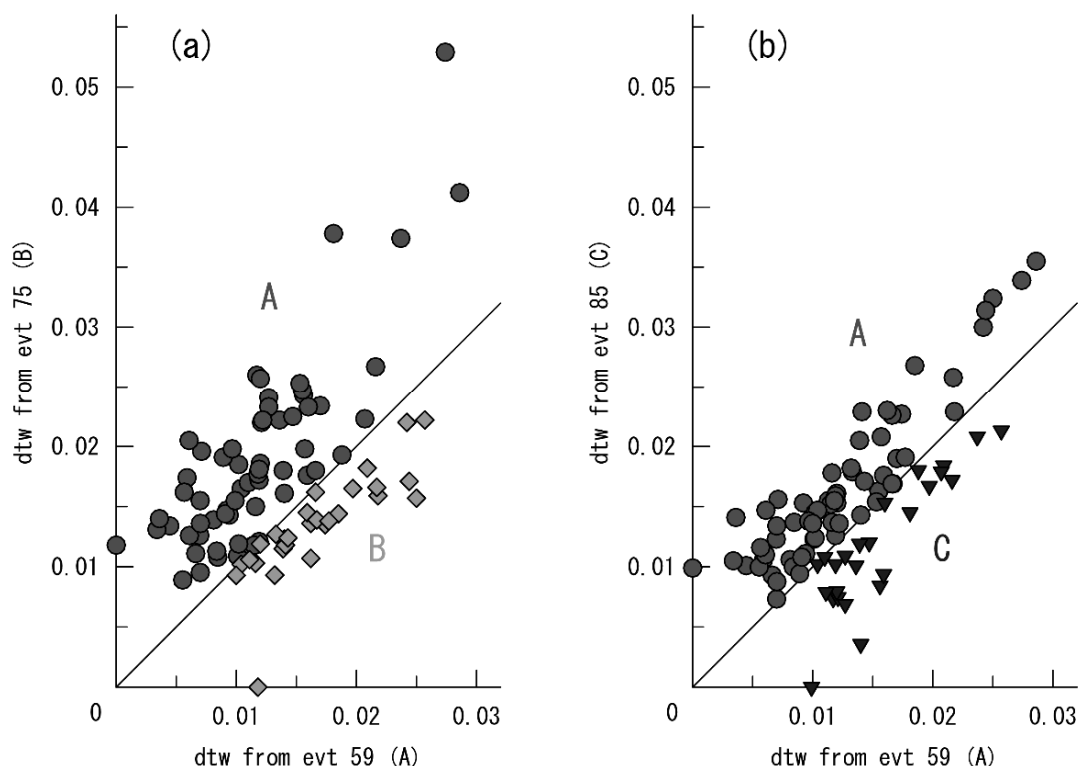


図 2 中心メンバーとの DTW 相違度 (dtw と略記) で位置づける全メンバーの分布。分類数は 2 とし、(a)は中心メンバーとして 59 番と 75 番を、(b) は 59 番と 85 番を選ぶ。メンバーの所属グループ A, B, C は色と記号で区別する。

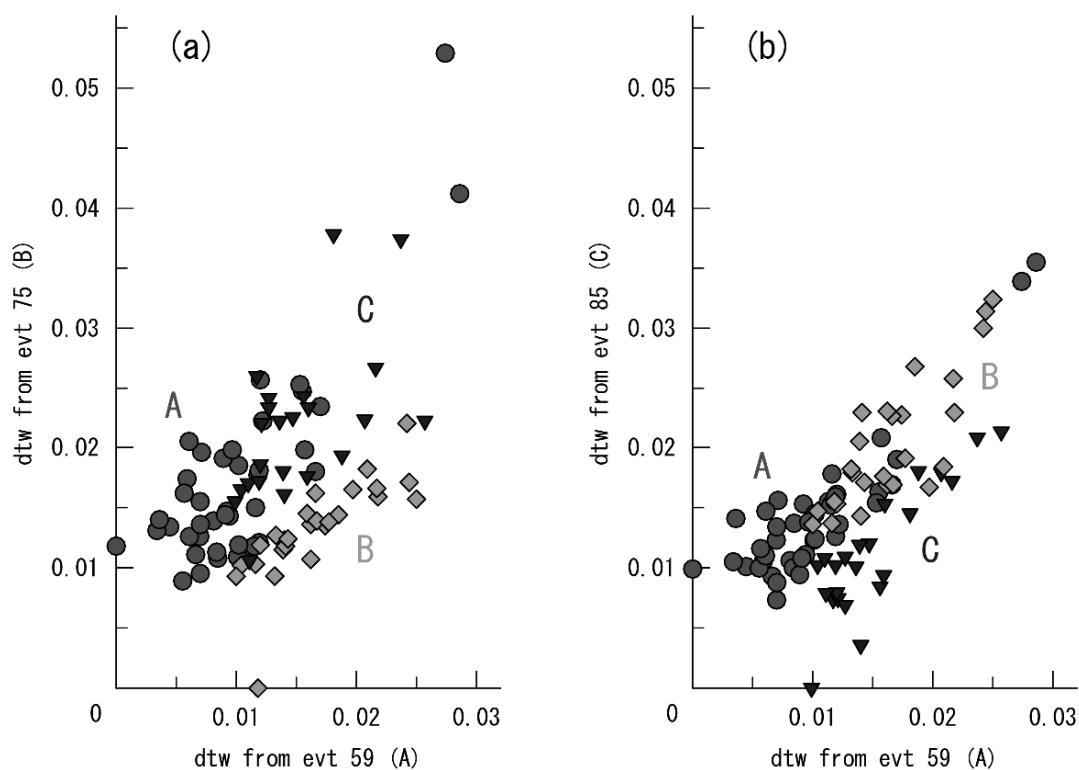


図 3 中心メンバーとの DTW 相違度 (dtw と略記) で位置づける全メンバーの投影。分類数は 3 とし、メンバーの分布は、(a) は中心メンバー 59 番と 75 番の断面で、(b) は 59 番と 85 番の断面でみる。メンバーの所属グループ A, B, C は色と記号で区別する。

分け、本質的に新しい分類とはいえないさそうである。

なお、図 1 と図 2 で 59 番を中心メンバーとする軸は DTW 相違度の分布範囲がかなり狭い。また、表 1 と表 2 には中心メンバーとして 59 番が頻繁に登場し、表 3 ではグループ A がどの分類でも最も多くの所属メンバーを有する。59 番の波形は性質がどのメンバーとも余り離れておらず、メンバー全体の平均的な性質を備えているようだ。

5. 中心メンバーの波形とスペクトル

グループ A, B, C は 59、75、85 番の火山性地震を中心メンバーとして分類される。グループを代表するこの 3 波形を図 4 に並べる。図は横軸の時間と縦軸の振幅の単位をそろえて規格化されない元の波形を比較する。

波形の中で 59 番の波形は振幅の時間的な変動がかなり大きい。小さな振動で始まってからすぐに大きな振動が続き、大きな振動もすばやく減衰する。この特徴は火山以外でよくみられる通常の地震波形に似ており、この特徴をもつ火山性地震はテクトニックな地震とよばれる。

59 番の波形で初期の小さな振動は縦波 (P 波) に、すぐ後に続く大きな振動は横波 (S 波) に対応すると解釈できる。この解釈が正しければ、この火山性地震は通常の地震のように地殻の破壊で生み出される。発生源では破壊で小さな断層ができ、断層面を境に急速なすべりが生じて、その変動が地震波としてまわりに広がる。

この解釈に従えば、59 番の発生源 (震源) ではほぼ瞬間的な断層すべりが弾性波の短いパルスを生み出している。実際の波形で振動が長く続くのは、色々な方向に発せられたパルスが伝播途上のあちこちで反射したり屈折したりして、さまざまな時間差で遅れて到着するためである。

一方、85 番の波形は 59 番と似たところがあり、同じ発生機構をもつ地震とみることもできる。最初に縦波に対応する部分がないのは波形を切り取るときに失われたとも解釈できる。しかし、59 番と比べると減衰が遅く後続波が長時間続くので、むしろ別な発生機構で生じたと考えたい。大きな振動で始まる同様な波形は多くの火山でよ

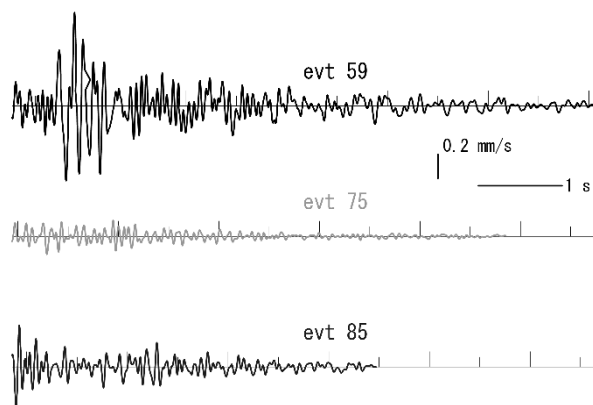


図 4 グループ A, B, C の中心メンバー 59、75、85 番の波形。波形は規格化される前の上下動成分で、横軸の時間と縦軸の振幅は単位が共通である。

くみられ、しばしば長周期 (低周波) 地震とよばれる。ただし、具体的な発生機構は明らかでない。

波形の継続時間は火山性地震の波形を連続的な振動から切り取るときに決まる。観測データに含まれるノイズには大きな変動がないので、ノイズを超えて波形として取り出される範囲は振幅が大きな現象ほど長くなる傾向がある。この傾向を考慮すると、振幅の小さな 75 番の波形は異常に長い時間にわたって振動を続けている。

75 番の波形の特徴は、継続時間を通して振幅の変動が小さく、同じような振動が単調に続くことである。このような単調な振動はやはり多くの火山で観測されており、火山性微動とよばれる。おそらく発生源は単発的な振動ではなく、振動が繰り返されている。例えば、振動体が刺激を何度も受けて共鳴している。

図 5 は高速フーリエ変換法 (Fast Fourier Transform, FFT) で計算された波形スペクトルの振幅成分 (各周波数の振動の大きさ) である。スペクトルの計算には波形データの最初の 1024 点を用いた。スペクトルは大きさが元の波形の振幅に比例し、ピークの配列が波形の特徴を表現する。

59 番と 85 番のスペクトルは卓越する大きなピークがひとつあり、そのまわりに複数のピークが並ぶ。ピークの配列は無秩序ではないが、等間隔でもない。85 番のスペクトルが全般的に高周波よりなので、両方とも断層すべりが原因なら、断層

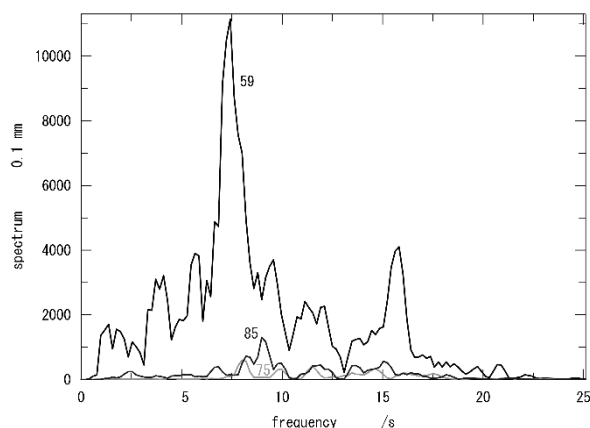


図 5 グループ A, B, C の中心メンバー 59、75、85 番の振幅スペクトル。波形データの最初の 1024 点を使って高速フーリエ変換法 (FFT) で計算した。

の大きさは 85 番の方が小さい。なお、この特徴をみると 85 番を長周期地震とよぶのは違和感がある。

75 番のスペクトルは形状がのっぺりとしており、ピークの高さにも余り大きな違いがない。明確なピークがあるので、雑音のようにさまざまな振動数が雑多に混ざり合っているわけではない。最大のピークの高周波側に主なピークがほぼ等間隔に並ぶので、発生源では高次のモードを含めて振動体の共鳴が起きているのだろう。

波形とスペクトルの解析結果をまとめると、75 番の波形は 59 番や 85 番の波形と明確に異なる特徴をもつ。59 番と 85 番の間にも違いがありそうだが、断定はできない。59 番の火山性地震は発生源が単発的で、おそらく小さな断層すべりが起きている。75 番の発生源では振動体が共鳴して振動が減衰しながら繰り返されているのだろう。

6. 火山性地震の発生時期

解析対象にしてきた 90 個の火山性地震の発生時期を分類されたグループに分けて調べる。図 6 は火山性地震が発生した時間に回数を積み上げてつくった累積図で、火山性地震が頻発する時間帯は累積図の傾きが急になる。(a)は分類数を 2 として波形をグループ A と C に分けた場合、(b)は分類数を 3 として A, B, C に分けた場合である。

発生数の合計 (図の total) をみると、桜島の火

山性地震は 2015 年 8 月 15 日には 9 時ころから活発化し、10 時半頃から 12 時頃にかけて特に頻度が高まった。地震活動[9]や地殻変動[10] についての観測データの解析から、火山性地震の頻度が高まった時間帯 (図に dike と表示) には山頂の南岳火口直下にマグマが割れ目をつくって貫入したと考えられている。

火山性地震の活動をグループ別にみると、分類数が 2 の場合(a)にはグループ A, C がともに全体の合計とほぼ同様な推移をたどっている。しかし、詳細には違いもみられる。例えば、一連の活動が始まった 9 時頃は発生のがほとんどがグループ A の火山性地震である。また、14 時半ごろにやや活発化した時期も活動が高まったのは A である。

分類数を 3 にした(b)はグループの寄与がずっと明確である。すでに指摘したように、分類数を増やして新たに出現するグループ B は、メンバーのほとんどが分類数 2 のときの A から派生する。累積図から判明するグループ B の顕著な特徴は、発生がマグマの貫入時に集中することである。B の火山性地震は A, C よりも貫入過程とのかかわりが直接的なのである。グループ数を増やしたことで、マグマの活動と密接にかかわるグループ B が抽出されたことになる。

各グループの活動時期も明確になる。9 時頃からの活動はまず B で始まってすぐに A に引きつがれる。その後全体としては静穏な時期に C が多少活発化してからマグマの貫入に至る。貫入の最中は B の活動が顕著だが、A と C も活発化する。貫入後の活動は主に A と C が担うが、細かくみると 13 時半すぎは C だけが活発化し、14 時半頃には A だけが活発化する。

このように、波形で分類された火山性地震のグループは各々が火山活動に独自の関与をする。特に、分類数を 2 から 3 にすることで貫入過程に密接にかかわる新たなグループ B が出現した。グループ B の発生原因には、例えばマグマの貫入とともに進行する気体成分の発泡やマグマの共振が考えられる。一方、グループ A や C の火山性地震は火口周辺の応力変化に関係しそうである。

分類によって明らかにされた火山性地震とマ

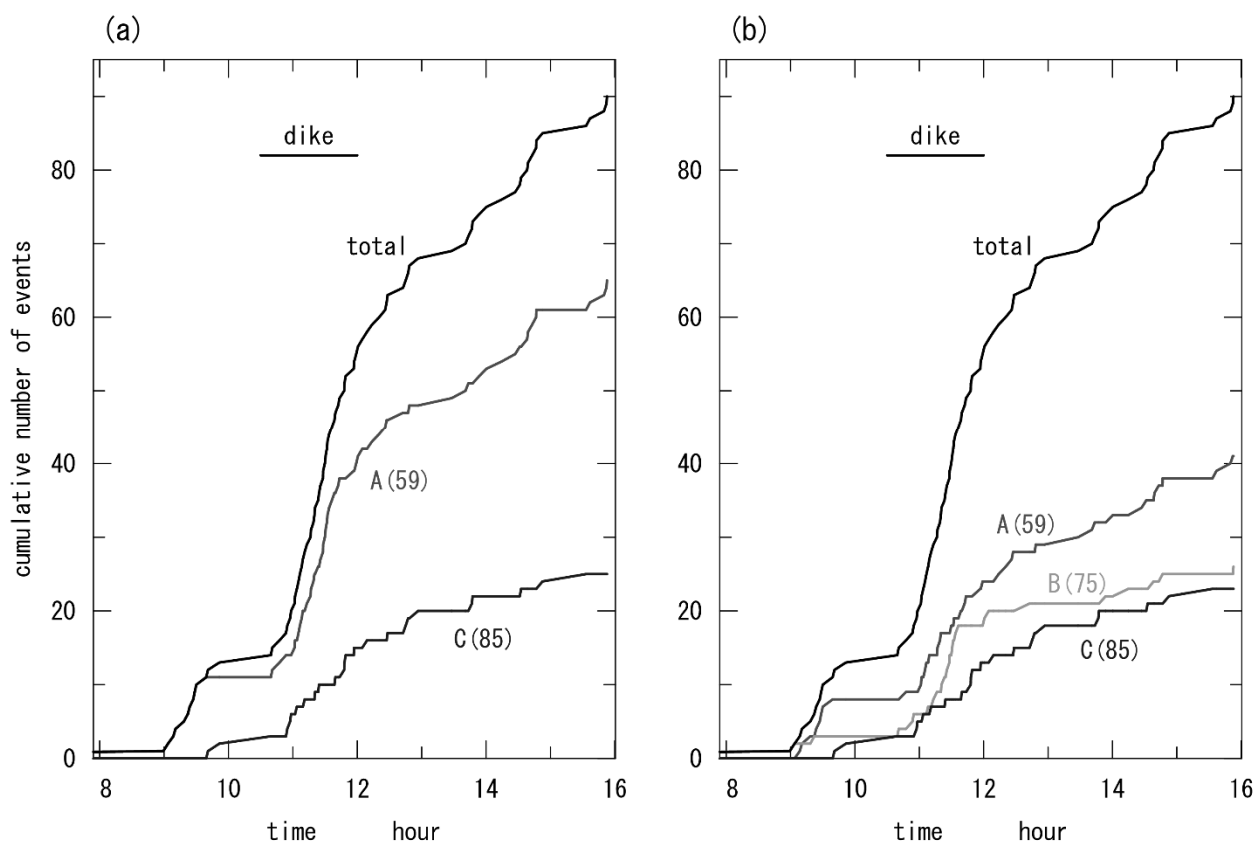


図 6 火山性地震の発生数の累積図。(a)は発生数を A と C の 2 グループに、(b)は A, B, C の 3 グループに分ける。火山性地震は桜島火山 SKN5 観測点で 2015 年 8 月 15 日に観測されたものである。

グマ活動との関係は、グループ A, B, C の火山性地震の特徴や発生機構を究明する上で、またマグマの貫入過程の詳細を理解する上で重要である。今後他のデータとも組み合わせて解析することで究明がさらに進むと期待される。

7. まとめ

波形で表現される時間的な推移の違いを動的時間伸縮法 (dynamic time warping) で定量化し、それを用いて波形を k 平均法 (k-means clustering) で分類する方法を開発した。この方法を桜島火山の火山性地震の波形に適用して、分類された波形のグループが火山の活動と独自の関連性をもつことを見出した。詳細は以下のようにまとめられる。

(1) 動的時間伸縮法に k 平均法を組み合わせる波形を分類する方法を開発した。この方法はデータ長の異なる波形の違いを DTW 相違度で定量化し、分類には k 平均法を適用する。グループの中心波形は分類対象となるメンバーか

ら選ぶ。

(2) k 平均法は分類結果が一般に中心波形の初期候補に依存するが、開発された分類方法は初期候補のすべての組み合わせに対して分類結果を得て、同じ分類に収束する初期候補の数や全メンバーへの適合度などを比較して、適切な分類を選ぶことができる。

(3) この分類方法は波形データを直接用いること、可能な分類結果をすべて考慮して望ましい分類を選択できることから、任意性が低く客観性の高い方法である。分類されるグループ数は設定する必要があるが、それは分類結果の比較から得られることもある。

(4) この分類方法は桜島火山でマグマの貫入が発生した日の火山性地震の分類に適用された。分類結果は波形やスペクトルの特徴、頻度の高まる時期と比較して、分類数を 3 にするのが望ましく、その分類結果はマグマの貫入過程と密接にかかわることを見出した。

参考文献

- [1] D. J. Bemdt and J. Clifford, “Using dynamic time warping to find patterns in time series”, AAAI Technical Report WS-94-03, pp.359-370, 1994.
- [2] I. B. Mohamad and D. Usman, “Standardization and its effects on K-means clustering algorithm”, Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology 6, 3299-3303, 2013.
- [3] H. Langer, S. Falsaperla, and G. Thompson, “Application of artificial neural networks for the classification of the seismic transients at Soufrie`re 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] 井田喜明・藤田英輔、「自己組織化画像を用いた火山性地震の分類」、アドバンスシミュレーション、27, 35–42, 2019.
- [7] D T Pham_, S S Dimov, and C D Nguyen, “Selection of K in K-means clustering”, J. Mechanical Engineering Science (Proc. IMechE), 219 (Part C), 103-119, 2004.
- [8] P. S. Bradley and Usama M. Fayyad, “Refining initial points for K-means clustering”, Proceedings of the 15th International Conference on Machine Learning (ICML98), J. Shavlik (ed.), pp. 91- 99. Morgan Kaufmann, San Francisco, 1998.
- [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 multiparameter ground deformation observations”, Earth Planets Space, 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（カラー版）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。）