ニューラルネットワークを用いた 地震動の初期微動による 主要動予測手法[†]

恒川 裕史*

防災対策のために、地震の初期微動と主要動との時間差を利用して、初期微動を観測してから主要動が来襲する前にその地震による揺れを予測する手法を開発した。この時間差を利用して、居住者の避難誘導、エレベータ・ガスの停止、AMD(制振装置: Active Mass Damper)の制御などを行なうことができる。これにより、大きな地震動に対する準備を行うことができ、地震による被害を最小限にすることが可能となる。ファジィ化した震動方向データ等を入力とした階層型のニューラルネットワークを用い、実測データに基づいて最大加速度を予測した。また、特に精度の悪かった地震を例外として扱うことで、例外を用いないモデルに比較して予測精度が約5倍に、線形回帰モデルに比較しても約3倍に向上した。

キーワード: 強震動予測, リアルタイム地震学, ファジィ理論, ニューラルネットワーク, 例外知識

1. はじめに

わが国は世界でも有数の地震国であり、国土のほとんど全ての地域において大きな地震に見舞われる危険をはらんでいる。特に太平洋プレート、北米プレート、フィリピン海プレート、ユーラシアプレートの各プレート境界付近では昔から大きな地震が発生し、多大な被害を起こしている。そこで、こうした大地震を予知する研究が盛んに行なわれている。中でもユーラシア・プレートとフィリピン海プレートの境界に発生する東海地震に対しては、大規模な観測及び予知の体制が敷かれている。しかしながら、東海地震の監視が継続されている一方で、釧路沖地震、北海道東方沖地震、兵庫県南部地震などの被害をとまなう地震が発生しており、地震防災を予知にだけ頼るのは難しいのが現状である。そこで、地震の発生を予知するのではなく、地震の小さな揺れを観測してからその揺れが大きくなる前にその地震による揺れがどれほどになるかを予測する手法を検討した。地震の初期に観測される小さな揺れを初期微動という。この初期微動が観測されてから被害を及ぼすような主要動が来襲するまでには、ある程度の時間がかかる。日本の大地震に多いプレート境界の地震では震源と都市との間の距離が比較的遠いと考えられる。例えば震源からの距離が200 kmの地

点では、最初の揺れからS波が到達するまでの時間は約25秒、最大地動までの時間は更に長くなる。この時間差を利用して、居住者の避難誘導、エレベータ・ガスの停止、AMD(制振装置: Active Mass Damper)の制御などを行なうことができる。これにより、大きな地震動に対する準備を行うことができ、地震による被害を最小限にすることが可能となる。そのために、初期微動と主要動の関連性を実測データに基づいて検討し、ニューラルネットワークを用いた主要動予測システムを開発する。予測モデルは、汎化能力を高めるための(A)入力データのファジィ化と、予測精度を向上させるための(B)例外知識を分離した構造化ネットワークという特徴を持っている。

2. 地震発生地域の予測

地震動は、発生する地域によって特性が異なることが指摘されている。こうした地域特性を利用することによって、主要動予測精度の向上が期待できる。そこで、観測された地震波データから、その地震の発生した地域を推定した。ネットワークの入力には各地震動のパワースペクトルと震動方向データを用いた。

2.1 震動方向データ

本研究で使用する、いわゆる初期微動は地震波の中でP波と呼ばれる縦波である。この波は主に地震波の進行方向に揺れるものであるから、震源の方向を特定するために使うことができる。ただ、実際には震動の方向がそれほど綺麗に震源の方向と一致する訳ではなく、ある程度の誤差を含んでいるものと考えなくてはならない。なお、竹中工務店旧技術研究所(東京都江東

[†] A Neural Network Prediction Model of the Principal Motions of Earthquakes Based on the Preliminary Tremors

Hiroshi TSUNEKAWA

* ㈱竹中工務店 技術研究所 基礎研究部先端数理グループ
Fundamental Research Department, Research and Development Institute, TAKENAKA Corporation

区南砂2丁目)において観測された地震波の中で支持地盤と考えられる GL-44.4 m のデータを用いた¹⁾。表-1 に解析に用いた地震の諸元を示す。

震動方向は、以下の手順で算出した。まず、初期微動の加速度時刻歴を2次元平面上の速度時刻歴に変換する。この速度波形の各々の山から谷を1つの単位としてその方向と振幅を算出する。震動の向きは上下方向のデータから決定する。震動方向で10度ごとに2次元速度振幅を累積し、最後に和が1になるように基準化する。一例を図-1 に示す。これとは別に、実際の震央の方向を調べるために、代表的な震源地域毎に各地震の震央方向を示したのが図-2 である。

これを見ると、同じ地域でも震央の方向にはかなりの範囲があることが判る。こうした問題に対処するために、ファジィ演算を用いて震動方向データにある種の「ぼかし」処理をすることにした。すなわち、図-3

図-1 震動方向データ(長野県西部地震)

表-1 地震データリスト

#	地震発生時刻	地震名	震 央		M	Δ km	Vp mkine	卓越周期 sec	2次元max gal	L/E
			北緯	東経						
1	1983/01/08 03:19	茨城県南西部	36 5 13	139 54 0	4.9	47.2	37.3	0.12	3.43	L
2	1983/01/10 03:36	千葉県中部	35 37 12	140 9 54	4.6	31.5	41.7	0.14	2.60	L
3	1983/02/27 21:14	茨城県南部	35 56 12	140 9 18	6.0	42.5	255.5	0.85	29.26	L
4	1983/05/04 10:05	茨城県南西部	36 4 36	139 53 30	4.3	46.0	47.2	0.18	2.71	L
5	1983/05/21 19:46	千葉県東方沖	35 17 24	140 24 42	5.0	68.0	145.3	0.32	3.43	L
6	1983/08/08 12:48	神奈川県・山梨県境	35 31 6	139 1 30	6.0	74.2	67.2	0.13	7.98	L
7	1983/10/28 10:50	茨城県南西部	36 12 12	140 1 23	5.1	62.3	149.4	0.37	5.69	E
8	1984/02/21 20:52	茨城県南西部	36 7 60	140 7 42	5.0	58.8	41.3	0.20	5.26	L
9	1984/07/26 13:52	茨城県南西部	36 10 60	140 3 18	4.8	61.1	34.2	0.18	2.27	L
10	1984/09/14 08:49	長野県西部地震	35 49 18	137 33 36	6.8	205.6	113.1	2.56	3.58	L
11	1984/09/15 07:15	同(余震)	35 47 6	137 28 12	6.2	213.5	85.8	1.28	2.11	E
12	1984/11/02 17:45	東京湾北部	35 41 36	139 58 6	4.2	13.6	28.0	0.11	3.23	L
13	1984/12/17 23:49	千葉県中部	35 35 48	140 3 30	4.9	22.8	40.7	0.23	7.97	L
14	1985/04/13 01:12	千葉県中部	35 36 48	140 7 0	4.5	27.4	27.7	0.09	2.18	E
15	1985/06/08 01:29	千葉県中部	35 32 60	140 15 0	4.8	40.9	30.9	0.10	2.88	L
16	1985/10/04 21:26	茨城・千葉県境	35 52 60	140 9 0	6.1	38.2	661.5	0.64	30.22	L
17	1985/10/11 22:39	茨城・千葉県境	35 49 60	140 7 18	4.4	32.8	27.2	0.20	1.67	E
18	1985/10/17 22:06	埼玉・千葉県境	35 52 0	139 52 30	4.5	22.7	46.3	0.14	2.88	L
19	1985/11/06 00:31	千葉県中部	35 21 18	140 14 24	5.0	51.4	88.2	0.23	8.13	L
20	1985/11/22 13:17	茨城県南西部	36 1 54	139 58 36	4.9	42.9	62.4	0.26	5.41	E
21	1986/06/24 11:53	房総半島南東沖	34 49 24	140 43 12	6.5	124.4	187.4	0.32	15.33	L
22	1986/11/29 07:29	茨城県沖	36 23 30	141 10 48	5.8	146.6	37.8	0.32	4.80	L
23	1987/04/10 19:59	茨城県南西部	36 7 12	139 52 30	4.9	50.6	116.9	0.20	9.65	L
24	1987/04/17 16:33	千葉県北部	35 44 31	140 8 24	5.1	30.0	51.5	0.43	6.70	L
25	1987/04/23 05:13	福島県沖	37 5 17	141 37 48	6.5	226.5	30.0	0.14	4.15	L
26	1987/11/20 04:17	埼玉県中部	35 55 19	139 32 24	4.0	38.2	31.9	0.09	0.73	L
27	1988/01/16 20:42	千葉県東方沖	35 23 13	140 24 36	5.2	61.8	92.4	0.37	4.79	L
28	1988/01/18 19:37	千葉県東方沖	35 33 11	139 56 24	4.1	16.5	52.6	0.13	4.41	E
29	1988/03/18 05:34	東京都東部	35 39 43	139 39 0	6.0	15.6	189.6	0.09	40.49	L
30	1989/02/19 21:27	茨城県南西部	36 1 5	139 54 36	5.6	39.8	304.9	0.43	19.29	L
31	1990/04/09 00:52	茨城県南西部	36 3 25	139 56 60	4.6	44.9	61.1	0.11	8.46	E
32	1990/12/16 14:23	千葉県中部	35 36 54	140 13 12	4.6	36.5	71.8	0.37	3.41	E
33	1991/06/28 20:11	東京湾	35 29 24	139 51 36	4.6	19.9	32.6	0.08	2.15	L
34	1991/08/11 06:41	東京湾	35 31 12	139 59 24	4.0	22.3	9.1	0.08	1.56	L
35	1991/09/29 13:13	千葉県北部	35 45 0	140 5 60	4.9	26.8	22.9	0.28	3.86	L
36	1991/09/29 13:42	千葉県北部	35 45 36	140 7 48	4.2	29.7	10.9	0.10	1.79	E
37	1991/09/29 14:00	千葉県北部	35 45 36	140 7 48	4.3	29.7	10.0	0.23	2.42	L
38	1991/10/19 08:31	茨城県南西部	36 4 48	139 55 12	4.3	46.8	41.0	0.09	2.92	L
39	1991/11/19 17:24	東京湾	35 36 0	140 1 48	4.9	20.2	49.9	0.23	8.38	L
40	1992/01/05 20:38	東京湾	35 34 48	140 4 48	4.3	25.3	22.0	0.37	1.46	E
41	1992/01/17 02:39	茨城県南西部	36 2 60	139 43 48	4.1	43.4	21.3	0.20	1.56	L
42	1992/02/02 04:04	東京湾	35 13 48	139 48 0	5.9	48.5	269.9	0.32	23.34	E
43	1992/04/10 23:31	東京都東部	35 43 12	139 37 48	4.9	18.4	32.7	0.14	8.72	L
44	1992/04/14 12:03	茨城県南西部	36 10 12	139 49 48	5.0	55.9	73.4	0.09	5.00	E
45	1992/04/23 01:21	茨城県南西部	36 4 48	139 52 48	4.3	46.2	41.8	0.18	2.14	L
46	1992/05/17 01:41	千葉県北部	35 46 12	140 9 0	4.0	31.8	2.4	0.18	0.75	L
47	1992/07/17 04:56	東京湾	35 37 12	140 7 48	4.0	28.4	5.5	0.14	0.75	L
48	1992/08/27 13:09	茨城県南西部	36 2 60	139 58 48	4.7	44.9	89.2	0.11	2.77	L
49	1992/08/30 04:20	東海地方南方はるか沖	33 7 26	138 11 60	6.6	319.4	31.3	0.18	3.49	L
50	1992/10/14 14:37	東京湾	35 18 36	139 28 12	4.1	50.9	15.7	0.12	2.71	L
51	1992/11/19 17:48	神奈川県東部	35 19 12	139 24 36	3.9	53.7	8.7	0.09	3.09	L
52	1992/11/20 05:22	千葉県北部	35 27 0	140 3 36	3.9	32.3	4.0	0.10	0.47	L
53	1992/11/28 09:47	茨城県南西部	36 2 60	139 31 48	4.7	50.1	37.5	0.11	1.63	L
54	1992/12/19 03:11	東京湾	35 17 24	139 33 0	3.5	48.6	11.4	0.32	0.71	E
55	1992/12/26 15:10	東京都東部	35 25 12	139 24 36	3.3	46.4	17.2	0.08	1.28	E
56	1992/12/27 07:13	神奈川県東部	35 21 36	139 19 48	4.0	56.2	19.9	0.08	2.25	E
57	1993/01/15 20:08	釧路沖	42 30 36	144 13 48	7.8	850.9	23.3	0.43	4.42	L
58	1993/05/16 22:19	茨城県南西部	36 5 24	140 1 48	3.7	50.6	9.7	0.18	0.78	L
59	1993/05/21 11:36	茨城県南西部	36 1 48	139 32 24	5.4	47.8	181.4	0.20	7.31	E
60	1993/07/23 16:34	東京湾	35 22 12	140 4 12	4.1	39.9	14.4	0.09	1.44	E
61	1993/07/26 20:42	茨城県南西部	36 3 36	139 33 0	3.9	50.1	14.3	0.18	2.22	E

Δ: 震央距離 Vp: 初期微動の最大速度 L: 学習用データ E: 検証用データ

図-2 震源地域別の震央方向

図-3 震動方向メンバーシップ関数

に示す様に、東向きを0度として45度毎にメンバーシップ関数を定義する。これは、約0度、約45度、約90度という概念に当たる。このメンバーシップ関数と、もともとの震動方向データ(これも便宜的にメンバーシップ関数と考える)との maxmin 演算を行い、各メンバーシップ関数とのマッチ度を計算する。このマッチ度を、改めてファジィ化された震動方向データと考える。

2.2 クリस्प震動方向データ

地震発生地域の予測モデルを前述の10度毎の震動方向データを用いて作成した。予測対象としては、多くのデータが得られており、3.2.2節で述べるようにやや特殊な茨城県南西部を選択し、茨城県南西部の地震か、そうでないかを予測するモデルとした。

入力層

0～50：パワースペクトル

51～86：クリस्प震動方向

中間層 2

出力層 茨城県南西部の地震のみ1

学習回数：1598

正答率

学習データ：18/18(100%)

検証データ：12/18(67%)

このモデルでは、学習に用いたデータについてはすべての地震において茨城県南西部か否かを正しく判断できるようになった。すなわち、学習は完全に終了した。しかしながら、学習によって獲得したネットワークによって検証用の地震を判定すると、正しく判定したのは2/3の地震であった。この程度では、まだ十分

な判定精度とはいえない。

2.3 ファジィ震動方向データ

ファジィ震動方向データを用いて予測モデルを作成した。モデルは、クリस्प震動方向データによるモデルとほぼ同じで、ファジィデータになった分だけ入力層のノード数が少ない。

入力層

0～50：パワースペクトル

51～58：ファジィ化震動方向

中間層 8

出力層 茨城県南西部の地震のみ1

学習回数：1598

正答率

学習データ：17/18(94%)

検証データ：16/18(89%)

ファジィ化した震動方向データでは、学習に用いたデータについての正答率は94%と、完全な学習はできなかった。しかしながら、獲得したネットワークを用いた検証データでの成績は約90%と向上した。この程度の精度を確保できれば、地震動予測のデータとして有用になると考えられる。データをファジィ化する手法(A)によって検証データにおける正答率を20%以上も向上させることが可能となった。これは、元々それほど精度の低いデータを細かく見るよりも、データをファジィ化して大まかに見ることによって、かえってネットワークの汎化能力が高まったためと考えられる。

3. 最大加速度の予測

初期微動から、主要動の予測を試みた。ここでは、予測する主要動のパラメータとして最大加速度を取り上げた。最大加速度は通常上下方向成分と水平方向成分が計測されるが、このうち構造物に大きな影響を及ぼすと考えられているのは水平方向成分である。したがって、ここでは観測された水平方向成分(南北方向、東西方向)の加速度記録から2次元振幅を算出し、その絶対値の最大値を、予測するパラメータとした。

初期微動から主要動を予測する方法としては、鉄道総研のユレダス等に使われている方法がある²⁾³⁾⁴⁾。この方法では、初期微動から地震の概略の諸元を推定し、地震動の減衰式を用いることによって主要動の最大加速度や最大速度を予測する。

一方、単純に考えれば初期微動の振幅が大きければ当然主要動も大きいことが予測できる。したがって、この初期微動の振幅という情報の他に何らかのデータを加えれば妥当な精度で主要動を予測できることが期

待される。本研究では、こうした方針に沿って初期微動の振幅とそれ以外の情報によって最大加速度を予測するモデルを構築した。モデルの評価では観測値と予測値との差を考慮する方法、比を考慮する方法、各データに重みを付ける方法などが考えられる。比を考慮する場合には、観測値と予測値とを対数で評価すれば、差と同様に扱うことが出来る。しかしながら、この場合には本来重要と思われる大きな地震における誤差が大きくなってしまいう問題がある。また、本研究で使用する一般化デルタルールを用いた誤差逆伝播学習法は、平均2乗誤差を最小化する最急降下法に等しいことが知られている⁵⁾。したがって、モデルの精度の判定には平均2乗誤差を用い、統計的な方法においても最小2乗法によって平均2乗誤差を小さくするような定式化を行った。なお、これは最大加速度を0~1に基準化した後のデータに対する平均2乗誤差である。また、基準化は、最大加速度を50 galで割ることによって行っている。重み付け評価に関しては、まとめて簡単に触れることとする。

3.1 統計的方法による予測

3.1.1 予測モデル1

ニューラルネットとの比較を行なうため、線形回帰によって主要動を予測した。説明変数の候補としては、

- (1) 初期微動の上下方向成分の最大値(初期微動UDmax)
- (2) 初期微動の上下方向成分の振幅を大きい順にならべ、最大から10点のデータの平均値(初期微動UD10a)
- (3) 初期微動の東西方向成分の最大値(初期微動EWmax)
- (4) 初期微動の東西方向成分の振幅を大きい順にならべ、最大から10点のデータの平均値(初期微動EW10a)

の4つの加速度を考慮した。非説明変数は、水平方向の加速度ベクトルの振幅の最大値(2次元max)とした。

まず、これら5つの変数に関して相関分析を行なった。この結果を表-2に示す。非説明変数との相関が最も大きくなった説明変数は(1)で、次が(2)、以下順に(4)(3)となった。それ程大きな差ではないが、上下方向成分の方が相関が大きくなった。また、説明変数間

表-2 最大加速度相関分析結果

	初動UDmax	初動UD10a	初動EWmax	初動EW10a	2次元max
初動UDmax	1.000				
初動UD10a	0.994	1.000			
初動EWmax	0.930	0.917	1.000		
初動EW10a	0.947	0.932	0.992	1.000	
2次元max	0.745	0.735	0.697	0.698	1.000

図-4 線形回帰による最大加速度の予測結果

の相関もかなり高く、相関係数は0.917~0.994とほぼ完全相関となっている。各方向成分の最大値と10ポイント平均値との相関はほぼ1となった。

相関分析の結果を踏まえて、相関が最も強かった(1)を説明変数とした回帰結果を以下に示す。図-4は、回帰用データおよび検証用データにおける最大加速度の観測値と予測最大加速度との関係を表わしたものである。なお、この回帰における平均2乗誤差は、以下の通りであった。

回帰データ：0.0124

検証データ：0.00765

パラメータ間の相関が高いので、これ以上のパラメータを説明変数として採用する理由はない。しかしながら、ニューラルネットによるモデルではこれらすべてのパラメータを用いているため、比較のためにすべてのパラメータを説明変数とした重回帰分析も行なった。その結果、重相関係数は0.758と(1)のみを用いたものよりわずかに増加した。また、回帰データにおける平均2乗誤差も0.0119と同様の傾向を示した。ところが、検証データにおける平均2乗誤差は0.0111と悪くなった。これは、説明変数間に強い相関があるために、重回帰分析が不合理なものになってしまっていることを示していると考えられる。したがって、統計的手法によるモデルとしては、(1)の初期微動の上下方向成分の最大値のみを説明変数とするモデルが適当であると結論できる。

3.1.2 予測モデル2

ユレダスの方法をそのまま適用するのは難しいが、参考のために、これと基本的な考え方が同じ方法を本研究で用いたデータに適用し、予測モデルを作成した。まず、初期微動(2.56秒間)の上下動の加速度の卓越周期 T_p とマグニチュード M の関係を回帰分析により求め、式(1)に示すマグニチュードの予測式を作成する。

$$M = 1.66 \log T_p + 6.05 \quad (1)$$

次に加速度データを積分して速度データを算出し、そ

の初期微動部分の最大値 $V_p(\text{mkine})$ と、先に求めた卓越周期と震央距離 $R(\text{km})$ との関係を重回帰分析により求め、式(2)に示す震央距離の予測式を作成する。なお、速度データの算出時には、低振動数部分をフィルターでカットし、FFTを利用して周波数領域で積分を行った。

$$\log R = -0.0520 \log V_p + 0.466 \log T_p + 2.09 \quad (2)$$

最後にマグニチュード及び震央距離と2次元最大加速度 $A(\text{gal}=\text{cm/s}^2)$ との関係を重回帰分析により求め、式(3)に示す2次元最大加速度の予測式を作成した。

$$\log A = 0.493 M - 0.860 \log R - 0.413 \quad (3)$$

3つの回帰分析を行った際の相関係数は、各々0.56, 0.42, 0.81であった。中村らの分析⁴⁾の相関係数0.62と比べて式(2)の相関係数が低く出ているが、これは加速度から速度を積分で求めているため、その精度も影響しているものと考えられる。最終的な式(3)の2乗平均誤差は、0.0229となった。

3.2 ニューラルネットワークによる予測

3.2.1 基本モデル

3層の階層型ニューラルネットワークで予測を行った。ネットワークの学習にはバックプロパゲーションのアルゴリズムを用いた。ネットワークの構成を以下に示す。

入力層

- 0～50：パワースペクトル
- 51：初期微動の上下方向成分の最大値
- 52：初期微動の上下方向成分の最大から10ポイントのデータの平均値
- 53：初期微動の東西方向成分の最大値
- 54：初期微動の東西方向成分の最大から10ポイントのデータの平均値

中間層

- 55～60：6ノード

出力層

- 61：水平方向の最大加速度ベクトル振幅の最大値

入力には3.1.1節の予測モデル1で用いた4つの説明変数に加えて、パワースペクトルを用いた。これは、3.1.2の式(1)にも示す様に規模の大きな地震は長周期のパワーが大きい傾向があり、これを予測に取り入れるためである。入力のパワースペクトルは、すべての地震波のパワースペクトルの最大値で0～1に基準化した。ネットワークの概要を図-5に示す。また、入力層から中間層への重みを非負に拘束した。これは、

図-5 最大加速度予測基本モデル

図-6 基本モデル予測結果

入力層のデータを地震波のパワースペクトルとする本研究のような場合には、ある周波数成分が大きくなると最大加速度が大きくなるが他の周波数成分が大きくなると最大加速度が小さくなるといったことは考えにくいのである。この解析では学習過程で負になるような作用を受けるノード間の重みは0と評価される。出力層における水平方向の最大加速度は、1つのノードの活性値で表わすこととし、50 galで基準化した。基本モデルによる予測結果を、図-6に示す。学習回数は、89,514回であった。

平均2乗誤差は、学習データで0.000935、検証データで0.0227となった。重線形回帰の結果に比べると、学習用データでは平均2乗誤差は小さくなっているが検証用データでは逆に大きくなっている。図に示すように、学習用データ、検証用データともに5 galから10 galの間の地震で予測精度が悪くなっている。この区間の検証用データの中で特に予測精度が悪いのは、何れも茨城県南西部の地震であった。また、検証用データで最大加速度が最も大きな東京湾の地震も、予測精度が悪い。

3.2.2 地震発生地域を入力としたモデル

基本モデルでは学習用のデータに関しては所定の予測精度を確保できているが、検証用のデータではあまり良い結果を得られていない。すなわち、与えられたデータの同定能力は高いが、汎化能力に問題があるといえる。これは、学習の際に最大加速度を予測できる

程の数のデータが得られていないことも一つの原因と考えられるが、検証用のデータに対する予測精度が統計的な方法よりも悪いのは問題である。検証用データの予測結果を検討すると、特定の地震に対する予測精度がそれ以外の地震に対する予測精度に比べて極端に悪いことが判る。そこで、これらの地震を例外と考えて処理すれば予測精度を向上させることが出来るものと期待される。事実、ニューラルネットワークによる認識に例外的な考え方を導入して認識力を向上させた例が報告されている⁹⁾。これまでの解析で茨城県南西部の地震に対する予測精度が他の地震に対するものに比べてかなり低いことから、この地震を例外として扱うこととした。ここでは、地震の発生した地域が判ると仮定して、入力に茨城県南西部地震のみ1となるノードを加えて予測精度が向上するか否かを検討した。予測結果を図-7に示す。

平均2乗誤差は、学習データで0.000924、検証データで0.00133、学習回数は60,361回であった。5 gal～10 galの間で特に予測精度が低かった茨城県南西部の地震の予測精度が飛躍的に改善されていることが判る。また、線形回帰による結果に比べても、平均2乗誤差が5分の1以下になっている。このことは、茨城県南西部の地震の性質がその他の地震の性質に比べてやや特異であることを示しているとともに、例外的な地震に関するデータを与えることによってニューラルネットの認識能力が飛躍的に改善されることをも示している。

3.2.3 地震発生地域を考慮した予測モデル

前節では全ての地震について地震の発生地域が予め判っているものとして予測を行なった。しかし、実際には初期微動を観測した時点で地震の発生地域を正確に決定することは困難である。そこで、地震発生地域の予測モデルと最大加速度の予測モデルとを組合せることで予測精度の向上を検討した。すなわち、ニューラルネットを定性的なルールのような構造として利用する手法(B)を検討した。この検討に用いたニューラルネットの構造を図-8に示す。図に示す通り、前述した地震発生地域予測モデルの出力を最大加速度予測モデルの入力とするようなモデルとなっている。地震発生地域予測モデルに組合せる最大加速度予測モデルには、地震発生地域が判っているものとして構成した前節のネットワークをそのまま用いた。

(1) クリस्प震動方向データ

震動方向をクリस्पに表現したデータを用いた地震発生地域予測モデルと最大加速度予測モデルを組合せた。予測結果を図-9に示す。

平均2乗誤差は、0.0292となった。基本モデルに比

図-7 発生地域既知モデル予測結果

図-8 震動方向データを用いた最大加速度予測モデル

図-9 クリस्प震動方向モデル予測結果

べても改善されておらず、地震発生地域の予測がこの程度の精度では最大加速度の予測の改善は難しいことが判る。

(2) ファジィ震動方向データ

ファジィ化した震動方向データを用いた地震発生地域予測モデルと最大加速度予測モデルを組合せた。予測結果を図-10に示す。

平均2乗誤差は、0.00226となった。地震の発生地域が判っているとして構成したネットワークよりは予測精度が悪いが、それにほぼ匹敵する精度が得られている。また、線形回帰による結果に比べても、平均2乗誤差が3分の1以下に改善されている。

図-10 ファジィ震動方向モデル予測結果

4. 構造化ネットワークの検証

ネットワークの構造化によってどの程度予測モデルの性能が向上しているかを検証するために、同じ入力と出力ノードを持つ、3層のニューラルネットワークによる予測モデルを作成し、解析を行った。使用したネットワークの構造を図-11に示す。図に示す様に、図-8の構造化モデルの中の茨城県南西部ノードを削除し、組合せた2つのネットワークの各中間層を同レベルに配置したネットワークである。ネットワークの構成を以下に示す。

入力層

- 0～50：パワースペクトル
- 51～54：初期微動の時刻歴の最大値など
- 55～62：震動方向

中間層

- 63～76：14ノード(6+8)

出力層

- 77：水平方向の最大加速度ベクトル振幅の最大値

構造化ネットワークを作る過程で得られた知見をこのネットワークにも活かすため、第1中間層グループ(6ノード)の入力層(パワースペクトルおよび初期微動の時刻歴の最大値)との結合荷重は非負に固定し、第

図-11 構造化ネットワーク検証モデル

2中間層グループ(8ノード)の入力層(パワースペクトルおよび震動方向)との結合荷重はランダムとして扱いを変えた。

平均2乗誤差は、学習データで0.000931、検証データで0.0122、学習回数は31,326回であった。この値は基本モデルよりは改善されており、震動方向データを入力層に加えた効果が見られるが、線形回帰による結果には及ばなかった。また、当然のことながら構造化ネットワークによる結果に比べて平均2乗誤差が5倍になっており、ネットワークを構造化したことによる効果を検証することができた。

なお、念のために中間層を2つに区別しないネットワークも検討したが、平均2乗誤差が0.0214と、区別したものに比べて予測精度が悪くなった。

5. まとめ

地震の初期微動を観測してからその揺れが大きくなる前にその地震による揺れがどれほどになるかを予測する手法を開発した。初期微動が観測されてから被害を及ぼすような主要動が来襲するまでにはある程度の時間がかかる。この時間差を利用して、居住者の避難誘導、エレベータ・ガス停止、AMD(Active Mass Damper)制御の準備などを行なうことができる。このように、主要動が来襲する前に、それがどのくらい大きくなるかを予測できれば、揺れに対する準備を行うことができ、地震による被害を最小限に抑えることができる。同時に、比較的大きな初期微動が観測されても、主要動があまり大きくならないことが予測できれば、機器などの不要な停止による経済的損失を防ぐこともできる。初期微動から算出されたデータを入力とするニューラルネットワークによって主要動を予測するモデルを、実測データに基づき検討した。作成した予測モデルは、初期微動のパワースペクトルと最大加速度に加えて(A)ファジィ化した震動方向データを入力とする、(B)例外知識を分離した構造化ネットワークという特徴を持つ。

通常のニューラルネットでは茨城県南西部の地震の予測精度が特に悪かった。このため、この地震を例外として学習させたところ、予測精度が向上した。また、茨城県南西部の地震を判別するために震動方向データを用いたが、通常の震動方向データでは十分な精度を得られなかった。そこで、震動方向データをファジィ化したところ、必要な判別能力を得ることができた。これは、精度の低いデータを細かく見るよりも、ファジィ化して大まかに見ることによって、かえってネットワークの汎化能力が高まったためと考えられる。

こうした入力データのファジィ化や例外知識の利用は、本研究に限らず他の局面でも効果が期待できる。もちろんすべての局面で利用可能な訳でないことは、本論では触れなかったが、パワースペクトルのファジィ化が精度の向上につながらなかったことで確認している。こうして得られた予測モデルは、回帰分析によって作成した予測モデルに比べて3倍程度の精度を持つことを示した。最後に構造化したことによる効果を、構造化していない単純な3層のネットワークと比較することで検証し、構造化したネットワークの予測精度は構造化していないものに比べて5倍も高いことを示した。

こうしたシステムにおいては、被害をもたらすような大きな地震に対する予測精度が高いことが求められる。本研究で用いたニューラルネットによるモデルの場合、予測はあくまでも内挿であるため、小さな地震のみを学習して大きな地震の予測モデルを構築するのは難しい。しかしながら、小さな地震に比べて大きな地震のデータが入手しにくいのは事実であり、こうした研究における障害となっている。本研究でもGL-44.4 mという地下の記録とはいえ、最大の記録でも2次元加速度で40 gal程度。大半が10 gal以下という小さな加速度の記録を用いている。100 galから数百galを越えるような地震動の予測が本来の目的であるから、こうした小さな地震動における精度よりも、大きな地震動の精度が重要である。

こうした観点から、大きな地震に対する予測性能を擬似的に検討するために、小さな地震に重みを置いて学習させた場合に大きな地震に対する予測値がどの様になるかを検討した。なお、2次元加速度の最大のデータが最小のデータの1/2となるように重みを設定した。その結果、2次元加速度が最大であるデータ(#42の東京湾地震)の観測値が23.3 galであるのに対して、重みなし学習による予測値は26.1 gal(誤差12%)、重み付き学習による予測値は32.9 gal(誤差41%)、重み付き2乗平均誤差は0.00474となった。結果としては誤差は重みを付けることで3倍になっており、小さな地震動データの特性を多く取り込んだモデルでは大きな地震動の予測精度が落ちることがわかった。比較のため、同じ重みを使って重み付き回帰分析を行った。その結果、重み付き2乗平均誤差は0.00474とほとんど同じ。#42の東京湾の地震の予測値は33.6 gal(誤差44%)と、これもほとんど同じとなった。やはり精度良い予測のためには様々な大きさの地震動のデータを均一に学習することが重要なのである。兵庫県南部地震を契機に全国に強震観測網が整備されてきており、それとともに各機関で観測されている強震観測データの公開も進んでいる。したがって、今後は予測に必要な

比較的大きな地震動データの入手が容易になり、予測精度の向上が期待できる。しかしながら、そうしたデータが得られるまでは外挿による予測を行わざるを得ないことになる。この場合には、3.1.2節に示した様なある程度地震工学の理論に裏付けられた線形の予測手法を補完的に使うことによって予測の安全性を確保する必要があるであろう。

大きな地震の方が長周期のパワーが大きい傾向があり、本研究では初期微動のパワースペクトルを入力とすることによって、それを利用しようとしている。しかし、現在の予測モデルはこれを活かし切れていないとも言えない。これは一つには学習に用いた地震動データの数が少なく、十分な学習ができなかったことが原因と考えられる。そこで、今後は、より多くの地震動データを収集するとともに、パワースペクトルなどのデータを現在のモデルよりも有効に活用し、地震の特性をより精密に把握できる様な手法を検討することで、予測精度の更なる向上を目指したい。また、前述の様に全国に整備されつつある強震観測網のデータを用いて、大きな地震に対する予測精度を高めていきたい。それとともに、計測した地動が地震動か否かの判定機能、局所的な地盤の影響を考慮するためのメカニズムなどを検討し、システムの実用化を目指したい。

謝 辞

本研究は、国際ファジィ工学研究所(LIFE)と竹中工務店との共同研究として実施され、牛田博英、井村敦両氏には多大なる協力をいただきました。慶應義塾大学理工学部電気工学科の萩原将文先生には、ニューラルネットに関しての助言および最大加速度予測モデルで重要な示唆をいただきました。宇都宮大学工学部情報工学科の山口亨先生には茨城県南西部の地震を例外として扱うという点で助言をいただきました。竹中工務店技術研究所基礎研究部の天池文男氏には本研究の元となるアイデアを提供していただき、貴重な観測データを提供していただくと同時に地震工学上の助言をいただきました。また、同阿部康彦氏にも地震工学上の助言をいただきました。

以上の方々に心から感謝の意を表します。

参 考 文 献

- [1] 阿部康彦, 杉本三千男他, "軟弱地盤—杭—建物の地震観測(その1)~(その7)", 日本建築学会大会, (1982~1987)
- [2] 中村豊, "地震(津波)警報のための地震早期検知を行なう1地点検知システムの考え方とパソコンによる実施

- 例”, 第18回地震工学研究発表会, 505/508 (1985)
- [3] 中村豊, 斎藤明夫, 橋本民雄, ”1観測点のデータに基づく震央方位の推定”, 地震学会大会, 305(1983)
- [4] 中村豊, 上野真, 橋本民雄, ”P波の初期微動部分で震源距離を推定する方法”, 土木学会年次学術講演会講演概要集第1部, 41(1986)
- [5] D.E.ラメルハート, J.L.マクレランド, ”PDP モデル認知科学とニューロン回路網の探索”, 産業図書, (1990)
- [6] A. Imura, T. Yamaguchi, H. Ushida and T. Takagi, ”An Associated Memory System Based on Exceptional Processing,” Proc. of the third Int. Conf. on Fuzzy Logic, Neural Nets and Soft Computing, 183/186 (1994)

[問い合わせ先]

〒270-13 千葉県印西市大塚1-5-1

㈱竹中工務店 技術研究所基礎研究部

先端数理グループ

恒川 裕史

TEL : 0476-47-1700

FAX : 0476-47-3060

E-mail: tsune@taklab.rdi.takenaka.co.jp

(1996年11月12日 受 付)

(1997年 4月15日 再受付)

— 著 者 紹 介 —

恒川 裕史 (つねかわ ひろし)

㈱竹中工務店 技術研究所基礎研究部 先端数理グループ

1985年 京都大学大学院工学研究科修士課程交通土木工学専攻を修了。同年 ㈱竹中工務店に入社, 1986年より技術研究所勤務。1990年より2年間技術研究組合国際ファジィ工学研究所へ出向。1992年に技術研究所へ戻り, 現在に至る。主にファジィ理論, ニューラルネットワーク, 遺伝的アルゴリズムなどの建設分野への応用に関する研究に従事。日本ファジィ学会, 土木学会, 日本建築学会, 地盤工学会会員。

A Neural Network Prediction Model of the Principal Motions of Earthquakes Based on the Preliminary Tremors

by

Hiroshi TSUNEKAWA

Abstract :

A technique to predict the principal motions of earthquakes using preliminary tremors, has been developed. Taking advantage of the time lag between them, we can take suitable countermeasures against the principal motions that affect the urban structures; e.g. an escape from dangerous zone, stopping elevators and gas supply, and setting up AMD (Active Mass Damper) system. A structured neural network is used to construct the maximum acceleration prediction model, where inputs are fuzzified shaking direction data, power spectrum and maximum acceleration of preliminary tremors. The proposed model has been improved by handling some earthquakes in Ibaraki-ken southwest area that least fit the model as exceptions. Average square error of the improved model is reduced to third of one of the statistical model.

Keywords : Strong Motion Prediction, Real Time Seismology, Fuzzy Theory, Neural Network, Exceptional Knowledge

Contact Address : **Hiroshi TSUNEKAWA**

Fundamental Research Department, Research and Development Institute, TAKENAKA Corporation

5-1, 1-chome, Ohtsuka, Inzai-shi, Chiba, 270-13 Japan

TEL : 0476-47-1700

FAX : 0476-47-3060

E-mail : tsune@taklab.rdi.takenaka.co.jp