

学習ニューラルネットワークを用いた リアルタイム液状化モニタリングシステムの構築

高田至郎¹・尾崎竜三²

¹フェロー 工博 神戸大学教授 工学部建設学科 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町1-1)

²学生会員 工修 神戸大学大学院生 自然科学研究科 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町1-1)

本研究は液状化モニタリングシステムの構築を目的としている。地震後に得られる地表面最大加速度にもとづき、ボーリングデータ点で液状化判定を行う手法を提案した。提案手法ではニューラルネットワークを用いており、本研究での学習方法によれば良い精度で再現性が得られた。さらに具体的な市域を対象として想定地震による地震動強度の推定を行い、それにもとづいて液状化判定を行った。判定結果の精度は妥当なものであると考えられる。またニューラルネットワークの特徴である知識更新機能により、発生した地震による液状化発生に関する情報を即座にフィードバックできるシステムの構築が可能になった。それにより判定結果の精度は向上することが知られた。

Key Words: liquefaction, real-time, liquefaction monitoring system, neural network, scenario earthquake

1. はじめに

広域の液状化予測手法としては地形・地質、過去の液状化履歴などを用いた手法¹⁾がある。また、これら地盤の情報を詳細に検討し、液状化の可能性を予測したもの^{2), 3)}、さらにN値、砂層厚などの土質データも併せて考慮することでより詳細に液状化の可能性を検討した研究⁴⁾も見られる。これらの方法では地震動強度に関する情報が要因として取り扱われている。しかしながら、これらでは地震動強度を、想定した(発生した)地震のマグニチュード・震央距離によるアテニューエーション式と当該地点の表層地盤特性により算定する方法、もしくは基盤波を想定し、重複反射理論にもとづいた地震応答解析により算定する方法を用いているため、地震発生後すぐに得られる計測地震動を用いての推定には適さない。

また従来⁵⁾の研究より地震動の大きさのみならず、地盤情報の判定基準はかなり重要であり、微地形区分や地盤種別以外に液状化の発生に関与すると考えられる砂層分布などの土質情報や地下水位を考慮すべきである。

そこで本研究では、実測にもとづいた液状化判定手法を新たに提案するために、ボーリングデータ点を単位として液状化発生に関与する地盤情報を考慮する。そこで得られる複数の地盤情報と形状補間法^{6), 7)}に

より推定される即時地震動強度に関する情報を同時に解析する液状化判定手法の提案を行う。また本研究においては、地震中、直後のみならず、逐次更新される災害情報を用いて、その後の被害の軽減、対応に有益であると考えられる段階も含めてリアルタイムと呼ぶことにする。

2. ニューラルネットワークによる液状化判定

ニューラルネットワークを用いた液状化発生の可能性評価に関する研究は、Tung et al⁸⁾によって行われている。またニューラルネットワークを用いた他の研究として、高田ほか⁹⁾は被害程度の推定を行い、モニター地震計の配置に利用している。本研究では地震後の液状化の判定について、地震動加速度などの単一の要因で個々に判断するのではなく、複数の要因を同時に解析するのが望ましいと考え、地質などの定性的な要因を考慮することができ、また知識の更新が可能であるニューラルネットワークを適用し、多変量解析を行って、液状化を判定する。その際、兵庫県南部地震によって液状化の発生した地域およびその周辺地域よりデータを収集し、分析を行っていく。

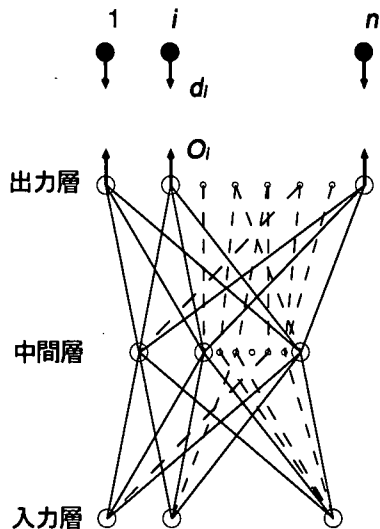


図-1 3層ネットワーク

(1) ニューラルネットワークの概要¹⁰⁾

人間の神経細胞（ニューロン）のモデルを用いた人工のシステムとしてのニューラルネットワークの特徴は第一にその並列分散情報処理能力にある。神経回路網における並列分散処理の様式として、競合と強調によるものが考えられるが、これは、相互に結合した回路網の内部で、可能な決定をめぐって情報が競合するとともに強調し合い、回路網の力学過程を経て一挙に結論を出す方式である。並列分散処理システムによって多量の情報を安定して処理することができ、多変量解析や不確定を考慮した要因分析を行うことができる。第二の特徴は、学習能力と自己組織化能力を持つことである。つまり外部環境に合うように、自分自身を変化させて調節する能力を持っている。ここでニューロンの学習とは、情報処理システムの目的に合うように各ユニット間の結合荷重を調節することである。本研究では入力層、中間層、出力層からなる3層のネットワーク（図-1）を用いており、バックプロパゲーション法（図-2）による学習を行っている。任意のパターンを識別するには、最低3層あれば十分であることが知られており¹⁰⁾、本研究でもあまり複雑でないシステムを構築するために3層のネットワークを用いることにした。いま入力層にある信号が入力されたとき計算される出力層の*i*番目のニューロンの出力を O_i とし、入力信号に対するそのニューロンの望ましい出力（出力教師信号）を d_i とすると、望ましい出力と実際に得られた出力との二乗平均誤差は、式(1)で与えられる。

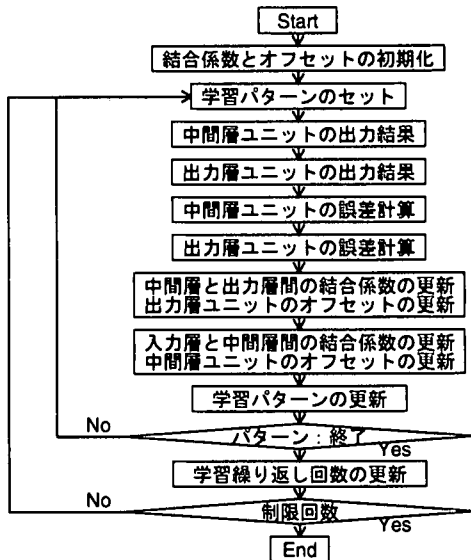


図-2 バックプロパゲーション法の学習フロー

$$E = \sqrt{\frac{\sum (d_i - O_i)^2}{n}} \quad (1)$$

ここに、 n ：出力層ユニット数。

バックプロパゲーション法は、式(1)の二乗平均誤差を極小化するようにネットワークの結合荷重を変化させる手法である。

(2) 分析に用いる要因と傾向

従来の液状化予測に関する研究^{11), 4), 11), 12)}において、地盤情報に関与するものは、地盤種別、微地形区分、限界 N 値、 F_L 値（液状化に対する抵抗率）、 P_L 値（液状化抵抗率の深度分布、液状化指数）などが用いられている。

本研究では、これらの予測法を参考にして、かつ分析に用いる学習データおよび認識用のデータとして収集が可能であることを考慮して、以下に示す要因を取り上げる。

① 地下水位

液状化は、地下水位の浅いところで発生しやすいと考えられている。

② N 値

標準貫入試験の打撃回数で、 N 値が小さい場合は、あまり密でない地盤であり、液状化発生ときわめて関わりが深い。

③ 飽和砂層厚

地表近くに飽和砂層が厚く堆積している箇所は液状化しやすい。

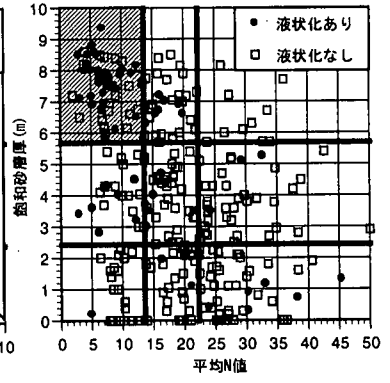
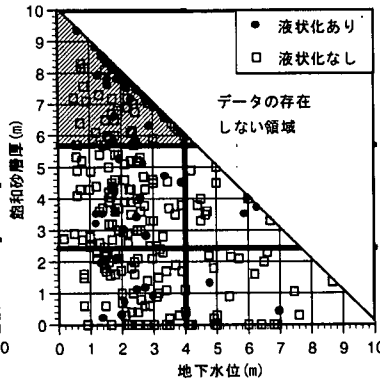
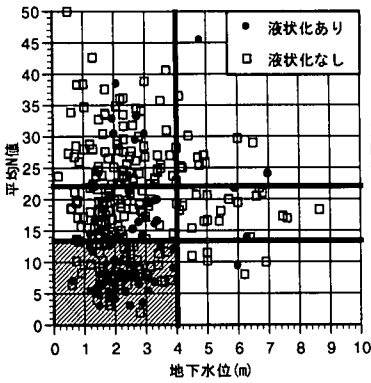


図-3 地下水位と平均 N 値の関係 図-4 地下水位と飽和砂層厚の関係 図-5 平均 N 値と飽和砂層厚の関係

④地質

埋立地、沖積層、自然堤防・砂州、段丘（低位・中位など）に分類されており、液状化が発生しやすいのは、埋立地、沖積層などである。

上記の地盤に関するデータを基本として、N 値をもとに得られる以下の 2 つの指標についても考慮した。N 値の深さ方向の分布から得られる地盤の軟弱さを表す $S_n^{(13)}$ （表層地盤が軟弱であるほど大きい値を取る）とそこから得られる地盤増幅率に相当する $c_a^{(13), (14)}$ である（式(2)、式(3)）。 S_n は深さ方向について N 値の影響をより詳しく考慮でき、また c_a については当該地点の地震動に対する特性を示すことが可能であると考えた。

$$S_n = 0.264 \int_0^d \exp\{-0.040 \cdot N(x)\} \cdot \exp\{-0.140 \cdot x\} dx - 0.885 \quad (2)$$

ここに、 $N(x)$ ：深さ x m の N 値、 d ：N 値が得られているところまでの深さ。

$$c_a = \begin{cases} 1.56 & (0.6 \leq S_n \leq 1.0) \\ 2.0 S_n & (S_n < 0.6) \end{cases} \quad (3)$$

兵庫県南部地震による液状化地域とその周辺で、文献 15) をもとにして、収集したデータ数は 288 個で、文献 16), 17), 18) より噴砂・噴水や地盤変状などの発生より判断した結果、66 個が液状化の発生している地点のものであった。これらのデータをもとに液状化に関与すると考えられる要因相互の関係を検討したものを図-3 から図-5 に示す。ただし S_n や c_a については N 値と関連があるので省略した。地質については、連続した量として表現できないので要因間の関係分析

においては除外した。本研究では地表面で見られる噴砂・噴水や地盤変状より液状化を考慮するため、N 値は地盤の硬軟の指標として地下水位を問わず、地下 10m までの N 値を一律に平均して用いた。砂層厚は地下 10m までに堆積している飽和砂層厚を扱った。

これらの図より「地下水位が浅く、平均 N 値が小さく、飽和砂層厚が厚い」条件（図の斜線部分）での液状化発生が多く見られる。またそれぞれの図においていくつかの領域に境界分けされているが、これは地下水位を除いて、その要因毎の領域に含まれるデータ数がほぼ等しくなるように分けられており、平均 N 値 (N とする) は、13.5、22.2 が境界値となり、飽和砂層厚 (H とする) は、2.45m、5.7m が境界値となった。地下水位 (W とする) については、1.8m、2.8m が境界値となったが、各領域内の液状化発生データの割合から「地下水位が浅くても液状化が発生しにくい」という過去の事例から判断される液状化の発生しやすい傾向に反する結果となったため、ほとんどの液状化発生データが 4m 以内にあることを考慮して、4m を境界値としている。また液状化事例の多い領域（図-3 から図-5 の斜線部分）の液状化発生データは、 $W < 4.0$ かつ $N < 13.5$ では、総データ 89 個中の 38 個 (42.7%)、 $W < 4.0$ かつ $H \geq 5.7$ では、95 個中で 40 個 (42.1%)、また $N < 13.5$ かつ $H \geq 5.7$ では、54 個中の 31 個 (57.4%) であった。

上述の傾向をふまえてニューラルネットワークによる学習を行わせることにする。本研究では解の収束性を考慮して、あるカテゴリーに含まれるデータを用いて学習させることにする。上述したように液状化事例の占める割合の高いカテゴリーは、N 値と飽和砂層厚で境界分けされる $N < 13.5$ かつ $H \geq 5.7$ であるため、これを考慮して図-6 に示す 4 つの領域 (case1 : $N < 13.5$ かつ $H \geq 5.7$, case2 : $N < 13.5$ かつ $H < 5.7$, case3 : $N \geq 13.5$ かつ $H \geq 5.7$, case4 : $N \geq 13.5$ かつ $H < 5.7$) で、領域内のデータを用いて 4 通りのニューラ

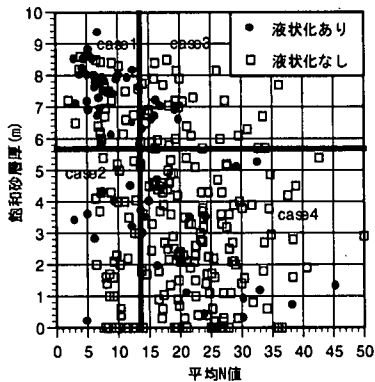


図-6 データの領域分け

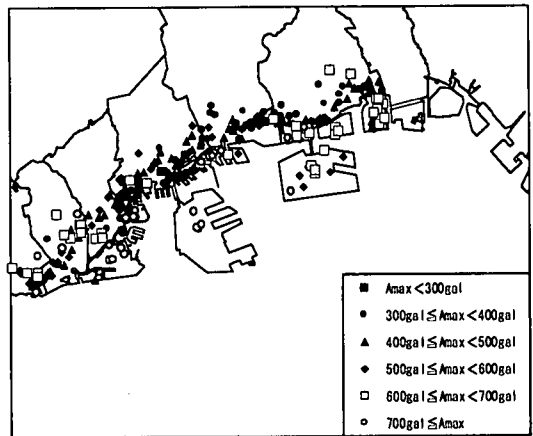


図-7 ボーリングデータ点の推定地表面最大加速度

ルネットワークを作成することにした。

学習データの入力要因としては、地下水位、飽和砂層厚、平均 N 値、地質（埋立地、沖積層、砂州・自然堤防、段丘の区分で用いる）、 S_n 、 c_a とした。 S_n や c_a については N 値との相関が高いと思われるが、ここでは要因の1つとして取り扱った。

さらに地震動に関して、形状補間法^{6), 7)}により地表面最大加速度（本検討では、地表面最大加速度＝地盤増幅率 c_a ×基盤最大加速度である）を推定して用いることにする。図-7 に教師データとして用いた地点の推定加速度分布を示す。

ポートアイランドなど人工埋立地に関しては、液状化発生のため地表面最大加速度値は基盤面より小さな値となっている。基盤加速度は大きかったが、液状化の発生による地盤の剛性の低下の影響で地表面加速度は小さくなったと考えられる。本研究では、液状化が発生しなかった場合の加速度レベルを教師データに用いた。

出力要因としては、その地点の液状化の発生の有無を用い、発生を 1、非発生を 0 とした。入力層ユニット数は 7 個、出力層ユニット数は 1 個で、その間に入る中間層ユニット数は 20 個とした。中間層ユニット数を 15、20、25 個に変化させた場合、式(1)で算定される 2 乗平均誤差を 0.3 以下に収束させるのに要する学習回数にはほとんど差がなく、本モデルで妥当であると考えられる。本モデルを対象にバックプロパゲーション法によりニューラルネットワークに学習させた。

(3) ニューラルネットワークの学習結果

ニューラルネットワークの学習結果の精度を検討するために、出力教師データと入力教師データを与えた時の出力値（本研究では再現結果と呼ぶ）との誤差

e_i （式(4)）について最も誤差の少ないケースと多いケースを例として図-8 に示す。なお case は前節で定義した領域分けに対応している。

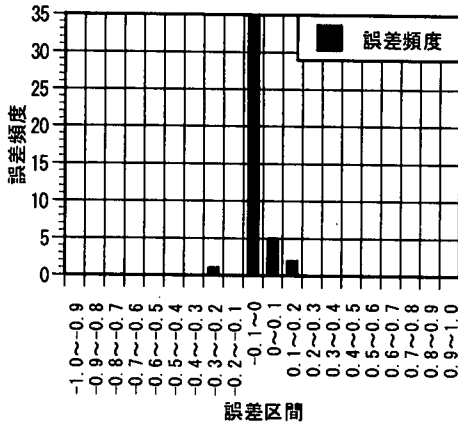
$$e_i = d_i - O_i \quad (4)$$

ここに、 d_i ：地点 i における実際の液状化の発生状況（液状化を 1、非液状化を 0 としている）、 O_i ：ニューラルネットワークの出力値。

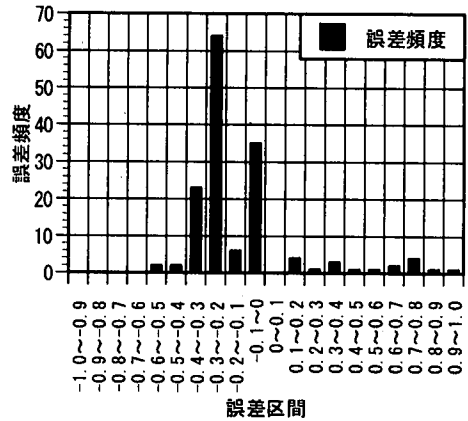
これらの図よりどのケースにおいても誤差が小さいゼロ近傍付近に多く分布していることから、かなりよい精度で学習できていることが分かる。case4 についてのみ、-0.4 から-0.2 の誤差範囲に頻度が高いが、学習に用いた教師データ数が多いために、条件にばらつきが大きいことが原因として挙げられる。しかしながら負の誤差であるため安全側の判定を行っていると言える。

再現結果について地図上にプロットしたものを図-9 に示す。構築したニューラルネットワークの特徴上、認識結果は液状化 = 1、非液状化 = 0 ではなく、液状化は 1 に近い値（例えば 0.99）、非液状化は 0 に近い値（例えば 0.01）など曖昧さを含んで出力されるため、教師出力値の中間値である 0.5 を境界値とし、ニューラルネットワークの出力値が 0.5 より大きいものを液状化、そうでないものを非液状化として判断した。また図-10 は文献 16)、17)、18) をもとに作成した液状化分布図を示しており、本図と図-9 を比較することで、精度よく学習できていることが分かる。

本研究におけるニューラルネットワークは従来のようにすべてのデータを要因ごといくつかのカテゴリに分けて用いるのではなく、あるカテゴリーに含ま



(a) 誤差の少ないケース (case3)



(b) 誤差の多いケース (case4)

図-8 誤差頻度分布

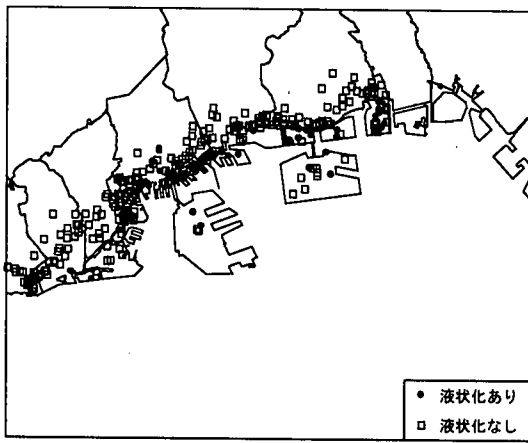


図-9 ニューラルネットワークの判定結果

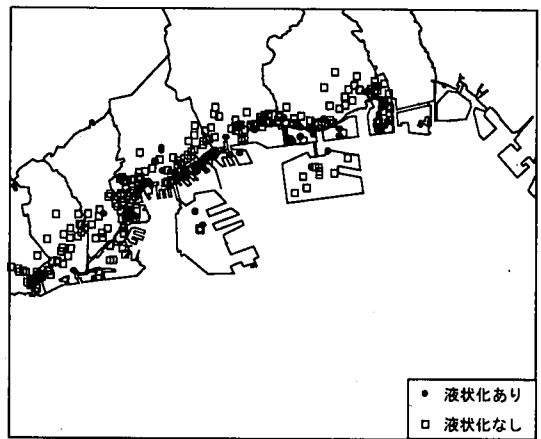


図-10 実際の液状化の発生状況

れるデータを用いることで、精度よく学習を行わせることができました。

またニューラルネットワークを用いているため、地震直後に新しく得られるデータも併せて再学習し知識を更新することで、発生した地震による液状化の情報をフィードバックさせることのできるリアルタイムシステムの構築も可能になる。

3. ケーススタディとリアルタイム判定への適用

対象地域を設定し、前章までに提案した液状化モニタリング手法を適用して、想定地震による液状化判定を行う。対象地域として1995年兵庫県南部地震で被害の大きかった尼崎市を選択した。市域は南北に広く、北部の低位段丘から南部の埋立地まで様々な地質で構成されている。また液状化に関する被害も臨海部や河川沿いで発生しており¹⁹⁾、地震動強度に関しても市

域内では、A地点：321.5gal、B地点：293.9gal、C地点：472.0gal、D地点：351.6gal、E地点：647.5gal、F地点：303.0galと大きな加速度が得られており、市域外の周辺地域についてもG地点：694.2gal、H地点：792.0gal（ベクトル和）をはじめとして大きな地表面加速度が記録されている²⁰⁾。

(1) 対象地域

対象地域とした市域周辺の地質図を図-11に示す。本図より市域は北部に低位段丘、南部に埋立地、中間部に沖積層を有し、かつ河川沿いは砂州、自然堤防で構成されていることが分かる。つぎに図-12に市域で収集したボーリングデータ地点²¹⁾を、1995年兵庫県南部地震の際に液状化が発生した地点とそうでない地点（液状化発生地点の分布については文献17)、22)、23)を参照した)に分けて示した。本図および図-11より液状化が発生しているのは、南部の埋立地、河川沿いの沖積層であることが知られる。

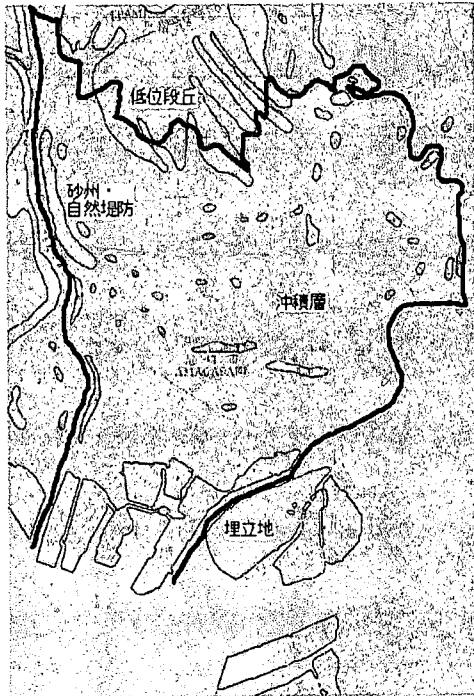


図-11 市域の地質図

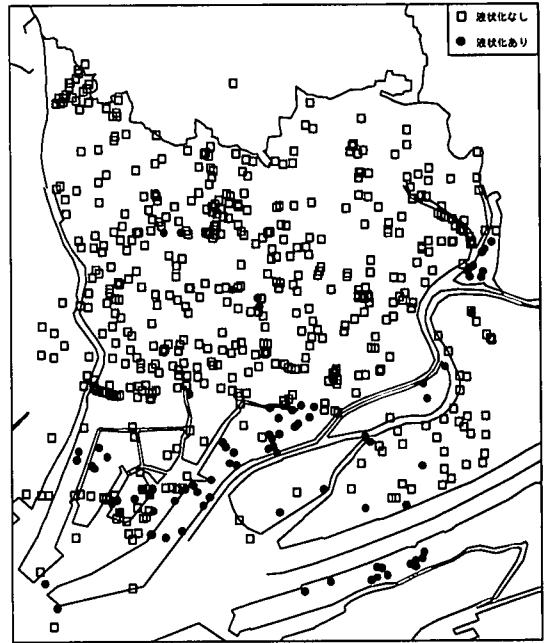


図-12 市域の液状化発生地点分布
(1995年兵庫県南部地震)

表-1 観測地点情報

No.	地点	北緯 (度)	東経 (度)	Amax (gal)	地盤 増幅率
1	G	34.809	135.344	694.2	1.00
2	H	34.721	135.351	649.1	1.06
3	I	34.687	135.474	210.6	1.47
4	J	34.790	135.477	266.0	0.70

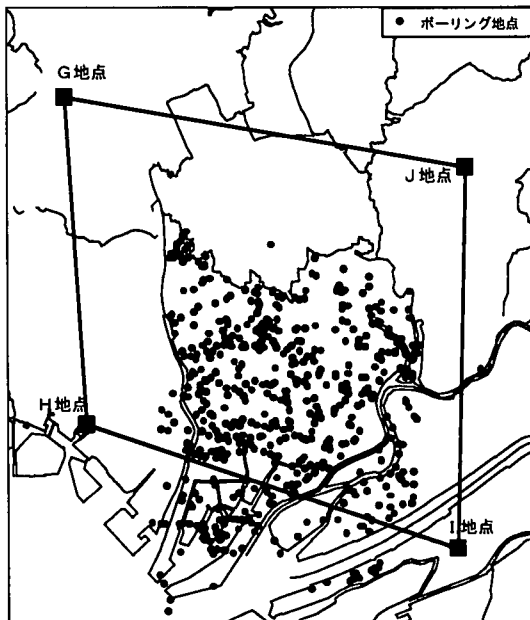


図-13 推定ネットワーク

(2) 形状補間法による地震動強度の推定

ここでは市域のボーリングデータ点において、1995年兵庫県南部地震を想定した地表面最大加速度を推定する。最大加速度の推定には形状補間法を適用している。その際の推定ネットワークを形成する観測地点に関しては、図-13に示すように市域を概ね内包できるように、かつ1995年兵庫県南部地震時にも液状化発

生など地盤の顕著な非線形特性を受けていないと考えられる地点として、1) : G地点, 2) : H地点, 3) : I地点, 4) : J地点を採用した。

H地点に関しては、加速度情報がベクトル和の最大値のみしか得られていないため、文献24)において推定した地表面波形より最大値を649.1galとした。

観測地点の増幅特性については、前章に示した学習教師データを作成したとき同様、各地点でのN値分布より地盤増幅率を算出した。観測地点位置、地表面加速度などについて表-1にまとめて示す。本表にもとづき、市域のボーリングデータの存在位置で、地表面最大加速度を推定する。本推定においても表層地盤の地盤増幅特性についてはN値より算出した地盤増幅率によることにした。推定結果を図-14に示す。本図より観測された加速度の大きいH地点、G地点に近い市域西側での地表面加速度が大きいことが知られる。また地盤の増幅特性としてN値より算出した増幅率を適用しているため、液状化が発生している埋立地においても高い加速度になっていることが分かる。しかしながらニューラルネットワーク構築時の学習教

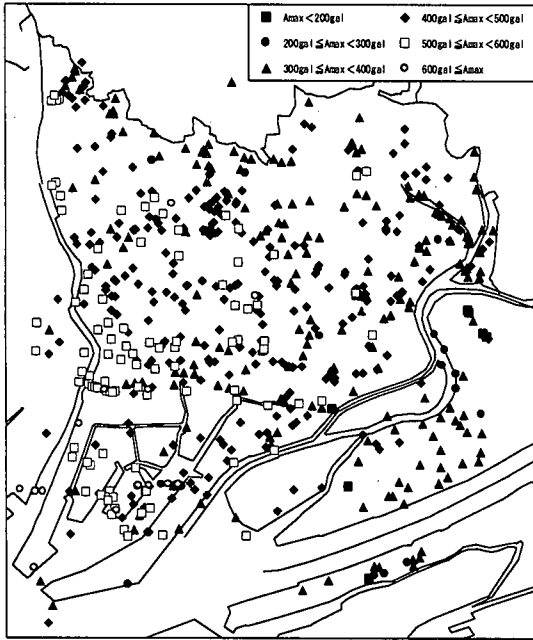


図-14 1995年兵庫県南部地震時の地表面推定加速度

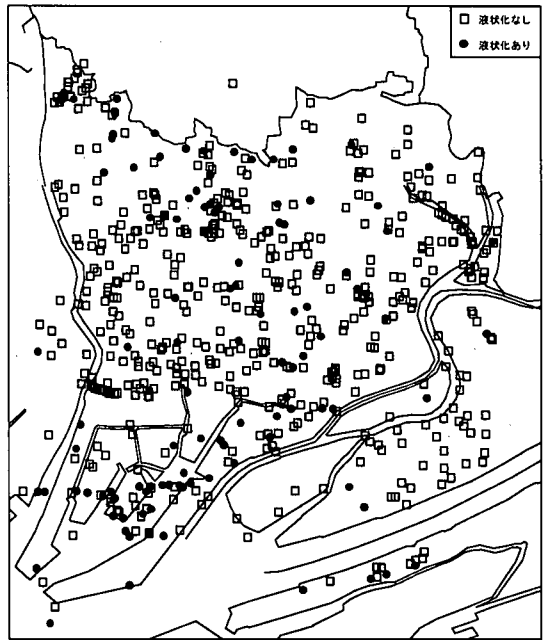


図-15 1995年兵庫県南部地震での判定結果

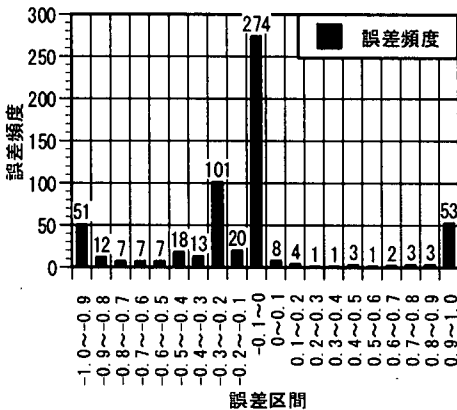


図-16 誤差頻度分布

師データと同様に、図-14に示した値を用いる。

(3) 想定地震による広域液状化判定

前節で推定した地表面最大加速度値および市域でのボーリングデータ、地質図などより得られる地下水位、平均 N 値、 S_n 値、地盤増幅率 c_a 、10m までの飽和砂層厚、地質（埋立地、沖積層、砂州・自然堤防、段丘）を前章で構築したニューラルネットワークに入力し、液状化判定を行う。

1995年兵庫県南部地震を想定した際の液状化判定結果を図-15に示す。前章同様にニューラルネットワークの出力値で閾値を0.5としてそれより大きいものを液状化あり、小さいものを液状化なしとしている。

図-12と比較することにより市北部、中央部に位置する沖積層で液状化と判定された地点が多いものの、実際に液状化が発生している地点についてはおおむね液状化と判定されていることが知られる。ここで判定結果の精度を検証するために式(4)の推定誤差 e_i を考え、その頻度分布を図-16に示した。

図-16より-0.3～0付近の誤差の少ない範囲に多く分布していることからおおむね良好な判定ができているものと考えられる。またマイナス側の誤差が多く出ていることから、判定結果は安全側の結果を与えていることが知られる。しかしながら実際には液状化が発生しているにもかかわらず、液状化なしと判定されている地点が60箇所程度あり、この誤差をなくしていくことが課題と言える。

(4) リアルタイム液状化判定への適用

液状化判定にニューラルネットワークを用いているため、地震直後に新しく得られたデータを含め、再学習し、知識を更新することによって、発生した地震によるデータをフィードバックさせることができる。ここでは地震後に更新されたニューラルネットワークによる液状化判定結果について考察する。想定地震を液状化の発生状況の明らかな兵庫県南部地震として地震後の時間の経過を考え、表-2に示した3つの段階を考慮している。本節ではデータの追加によるニューラルネットワークの学習精度を検証するために最終段階

表-2 地震後の時間経過を考慮した3つの段階

段階	状況
1	地震直後、市域のボーリング地点の地震動強度が形状補間法により得られた(図-15、図-16)。
2	地震後、調査、通報などによって市域の半分のボーリング地点での液状化の発生状況が明らかになった。
3	地震後、さらなる調査などによって市域のすべてのボーリング地点での液状化の発生状況が明らかになった。

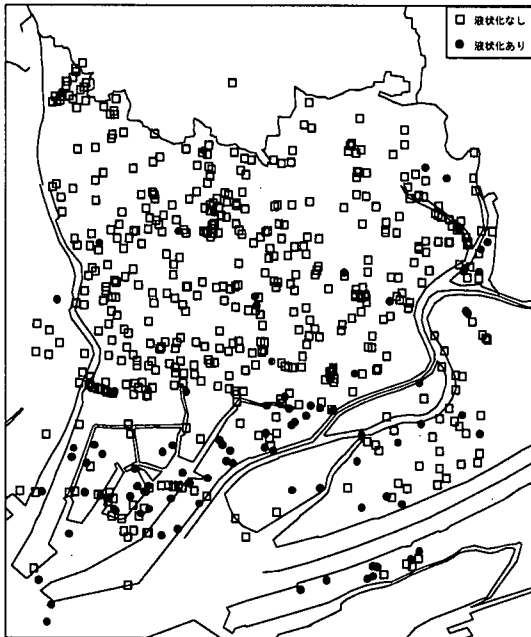


図-18 液状化判定結果(段階2)

としてすべての地点で液状化の発生状況が明らかになった場合についても検討している。

a) 段階1：地震動情報のみが得られた段階

地震直後、地震動情報のみが得られた場合については、前章で検討したニューラルネットワークによる判定が行われ、図-15、図-16に示した結果が得られることになる。この時点では北部の沖積層と低位段丘の地質境界部付近で液状化と判定される地点が多く見られることが分かる。

b) 段階2：対象地域の半分の地点で地表面での噴砂などから液状化発生状況が明らかになった段階

つづいて本研究で対象としている市域のボーリングデータ地点の半分で液状化発生状況が明らかになった段階について考慮する。得られたと仮定した半分のデータは、市域の全データから無作為に抽出した。その時点で得られていたデータに地震後明らかになった市域のデータをあわせて、10mまでの平均N値と飽和砂層厚の関係を図-17に示す。本図には図-6に示した

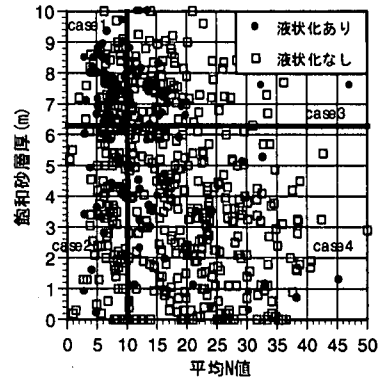


図-17 データの領域分け(段階2)

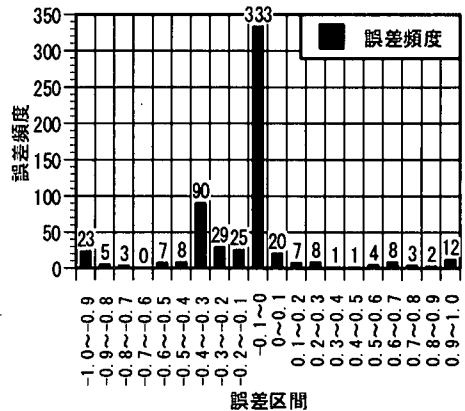


図-19 誤差頻度(段階2)

のと同様に液状化の領域分けが行われており、平均N値に関する境界値は10.0、飽和砂層厚に関する境界値は6.3mとなる。この領域毎に4つのニューラルネットワークを構築して、市域について判定を行った結果を図-18に示す。図-12、図-15と比較することで、市北部の地質境界付近で地震直後に液状化ありと判定された地域が、液状化なしと判定され、また南部の埋立地に関しても液状化発生状況に近い分布を示している。さらに図-19に式(4)により判定精度を検討した結果を示す。図-16と比較することで推定精度が向上していることが知られる。とくに0.5以上の誤差を持つ地点は実際には液状化の発生があるにもかかわらず、液状化の発生はないと判定されている地点であり、これが大幅に減少していることが知られる。

c) 段階3：対象地域のすべての地点で地表面での噴砂などから液状化発生状況が明らかになった段階

さらに時間が経過して、すべての地点で液状化の発生状況が明らかになった場合について検討する。前の段階と同様に得られたデータの平均N値と飽和砂層厚の関係を図-20に示す。本図においても液状化の領域分けが行われており、平均N値の境界値は9.4、飽和砂層厚の境界値は6.4mである。この4つの領域毎

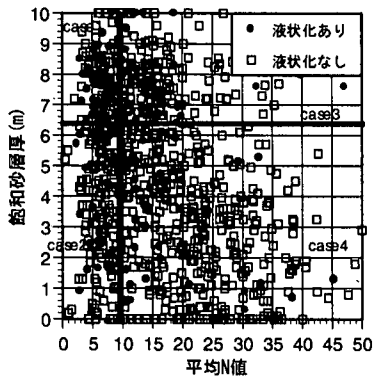


図-20 データの領域分け (段階3)

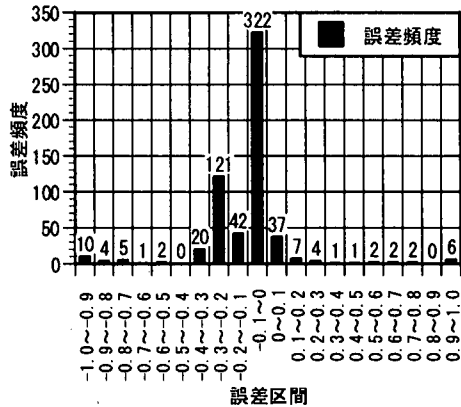


図-22 誤差頻度 (段階3)

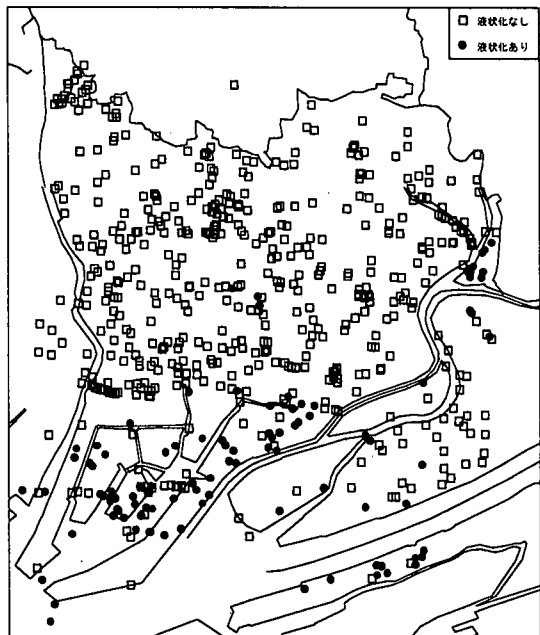


図-21 液状化判定結果 (段階3)

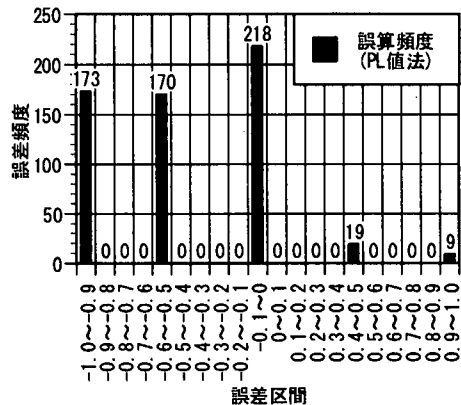


図-23 誤差頻度 (PL 値法)

に構築したニューラルネットワークによる判定結果を 図-21 に示す。市域のすべてのデータを学習させているので、ほとんどの地点で実際の液状化の状況(図-12)と合致しており、かなり精度良く判定(再現)できていることが知られる。また式(4)による誤差頻度を 図-22 に示す。本図からも前の2段階(図-16、図-19)と比較して、0.5以上の誤差を持つ地点が減少していることが知られ、妥当な判定結果が得られた。

このように本研究ではニューラルネットワークを用いているため、地震後明らかになる情報をフィードバックさせることが可能リアルタイムシステムを構築することができ、その判定結果は向上していくことが明らかになった。

d) 従来手法との比較

本検討では、ボーリングデータの得られている地点

を対象とし、また地表面最大加速度の算定も行っていることから、従来より液状化の判別に用いられている PL 値を算定し、本提案手法との比較を行った。 PL 値の算定については文献 25) による。各ボーリング地点について算定した PL 値で5未満を0、5以上15未満を0.5、15以上を1としたものを O_i とし、式(4)より実際の液状化:1、非液状化:0との誤差を検討した。図-23に誤差頻度を示す。本図より PL 値による判定結果は、多くが安全側の結果となっていることが知られる。本図と図-16、図-19、図-22を比較した結果、提案手法は、過度に安全な判定を行わず、データの更新とともに判定精度が向上することが知られる。

4. まとめ

本研究では、ボーリングデータ地点で得られる地盤情報をもとにニューラルネットワークを用いて液状化モニタリングシステムを構築した。また想定地震による地表面最大加速度を推定し、構築したシステムを用

いて、具体的な市域を対象とした液状化判定を行った。得られた結果をまとめると以下のようである。

- 1) 解の収束性を考慮してカテゴリごとにニューラルネットワークを作成する提案手法によれば良い精度で再現性が得られることが明らかになった。
- 2) 具体的な市域を対象とした判定結果から判断すると本研究で構築したニューラルネットワークはおおむね良好な結果を与えていることが知られた。
- 3) ニューラルネットワークを用いているため、地震後明らかになるデータをフィードバックさせることにより、判定精度が向上するリアルタイム液状化モニタリングシステムの構築が可能となった。
- 4) 従来の液状化判別手法と比較した結果、提案手法は、過度に安全な判定を行わず、データの更新とともに判定精度が向上することが知られた。

参考文献

- 1) (社)土質工学会：地盤の液状化，(社)土質工学会，pp.26-42，1984.2.
- 2) 松岡昌志，翠川三郎，若松加寿江：国土数値情報を利用した広域液状化危険度予測，日本建築学会構造系論文報告集，No.452，pp.39-45，1993.10.
- 3) 小池武，今井俊雄，中野昭三郎：GISによる広域液状化危険度予測手法について，土木学会論文集，No.505/III-29，pp.277-286，1994.12.
- 4) 山田公夫：想定地震による名古屋市沖積地盤の液状化予測，土木学会論文集，No.445/III-18，pp.37-45，1992.3.
- 5) 高田至郎，尾崎竜三：兵庫県南部地震の液状化地点データに基づく阪神沿岸部の液状化予測，建設工学研究所報告，第38-B号，pp.13-26，1996.11.
- 6) 高田至郎，高谷富也，小川安雄，福井真二：モニタリングシステムにおける地震動補間法と精度の検証，構造工学論文集，Vol.40A，pp.1151-1160，1994.3.
- 7) 尾崎竜三：有効応力解析による液状化評価と広域液状化モニタリングに関する基礎的研究，神戸大学大学院自然科学研究科修士論文，1996.3.
- 8) Tung, A. T. Y., Wang, Y. Y., Wong, F. S.: Assessment of

liquefaction potential using neural networks, *Soil Dynamics and Earthquake Engineering* 12, pp.325-335, 1993.

- 9) 高田至郎，福家貞二，上野淳一：ニューラルネットワークによるモニタリング地震計の配置優先度の決定，構造工学論文集，Vol.40A，pp.1169-1179，1994.3.
- 10) 中野肇，飯沼一元，ニューロンネットワークグループ，桐谷滋：ニューロコンピュータ，pp.12-84，223-276，1989.
- 11) 常田賢一，福井次郎，松本秀應：地盤の液状化の簡易予測法，土木技術資料，34-3，pp.61-67，1992.3.
- 12) 草野郁，阿部博，小川好，中山俊雄：東京低地の液状化予測，土木学会論文集，No.418/ III-13，pp.95-104，1990.6.
- 13) 後藤尚男，亀田弘行，杉戸真太：地震動の最大地動予測におけるN値を用いた地盤条件の評価法について，土木学会論文報告集，第317号，pp.69-78，1982.1.
- 14) 福井真二：地震動モニタリングネットワーク構築理論とシステム制御における意志決定に関する基礎的研究，神戸大学大学院工学研究科修士論文，pp.47-66，1993.3.
- 15) 神戸市企画局総合調査課：神戸の地盤，神戸市企画局総合調査課，pp.69-148，1980.3.
- 16) 濱田政則，磯山龍二，若松加寿江：1995年兵庫県南部地震，液状化，地盤変状及び地盤，(財)地震予知総合研究振興会，1995.9.
- 17) 鴻池組：阪神大震災被害調査報告書 土木構造物編(第1報)，pp.96-97，1995.3.
- 18) (社)地盤工学会，阪神大震災調査委員会：阪神・淡路大震災調査報告書(解説編)，pp.171-228，1996.3.
- 19) 尼崎市防災会議：尼崎市地域防災計画，地震災害対策編(平成10年修正)，p.9，1997.
- 20) 阪神・淡路大震災調査報告編集委員会：阪神・淡路大震災調査報告，共通編-2，(社)土木学会，(社)日本建築学会，pp.178-186，1998.3.
- 21) 尼崎市土木局河川緑地部河港課，(財)建設工学研究所：尼崎市地盤沈下調査業務委託報告書(資料編)，1997.3.
- 22) 尼崎市土木局河川緑地部河港課，(財)建設工学研究所：尼崎市地盤沈下調査業務委託報告書，pp.31-32，1997.3.
- 23) (社)土木学会：土木学会阪神大震災調査第二次報告会資料，pp.109-124，1995.3.
- 24) 高田至郎，尾崎竜三：地震動補間に基づく任意地点での加速度波形推定，建設工学研究所論文報告集，第40-B号，pp.1-22，1998.11.
- 25) (社)日本道路協会：道路橋示方書(V耐震設計編)・同解説，(社)日本道路協会，pp.83-97，1996.12.

(1999. 3. 8受付)

DEVELOPMENT OF REAL-TIME LIQUEFACTION MONITORING SYSTEM USING NEURAL NETWORK

Shiro TAKADA and Ryuzo OZAKI

This paper shows a newly developed liquefaction monitoring system. The methodology of the detection of liquefaction at boring point based on the observed and estimated peak ground acceleration on ground surface is proposed. The neural network is applied to the proposed methodology. It seems that the accuracy of the detected results is appropriate. Further, the case study in which the objective area is Amagasaki City is conducted and the accuracy of the proposed methodology is verified. Also because of the characteristic of knowledge update in the neural network, it is possible to develop the real-time system that can feedback the information of liquefaction just after earthquake.