

(19) 日本国特許庁 (JP)

(12) 特 許 公 報 (B2)

(11) 特許番号

特許第6948740号
(P6948740)

(45) 発行日 令和3年10月13日 (2021. 10. 13)

(24) 登録日 令和3年9月24日 (2021. 9. 24)

(51) Int. Cl.	F I
GO 1 M 7/02 (2006. 01)	GO 1 M 7/02 H
GO 1 V 1/30 (2006. 01)	GO 1 V 1/30

請求項の数 6 外国語出願 (全 13 頁)

(21) 出願番号	特願2021-53294 (P2021-53294)	(73) 特許権者	518229179
(22) 出願日	令和3年3月26日 (2021. 3. 26)		青▲島▼理工大學
(65) 公開番号	特開2021-162591 (P2021-162591A)		Q I N G D A O U N I V E R S I T Y
(43) 公開日	令和3年10月11日 (2021. 10. 11)		O F T E C H N O L O G Y
審査請求日	令和3年4月27日 (2021. 4. 27)		中国山▲東▼省青▲島▼市▲経▼▲済▼技
(31) 優先権主張番号	202010236208. 9		▲術▼▲開▼▲発▼区嘉陵江▲東▼路7 7
(32) 優先日	令和2年3月30日 (2020. 3. 30)		7 号
(33) 優先権主張国・地域又は機関	中国 (CN)	(74) 代理人	110000659
早期審査対象出願			特許業務法人広江アソシエイツ特許事務所
		(72) 発明者	▲劉▼文▲鋒▼
			中国山▲東▼省青▲島▼市▲経▼▲済▼技
			▲術▼▲開▼▲発▼区嘉陵江▲東▼路7 7
			7 号

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 3層データセットニューラルネットワークによる性能地震動危険度解析方法

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項 1】

3層データセットニューラルネットワークによる性能地震動危険度解析方法であって、
それには、

- (1) 地震動データの収集及びデータのノイズ除去工程、
- (2) データの特徴パラメータ抽出及び初期化処理工程、
- (3) 訓練セット、区間セット、テストセットの生成工程、
- (4) 訓練セットによる多層ニューラルネットワークの訓練工程、

(5) 区間セットによるニューラルネットワーク出力値の訓練、出力値の相対誤差の平均値及び標準偏差の計算工程、当該工程中、区間セットのデータを前記工程 (4) で訓練したニューラルネットワーク中に入力し、データ毎の出力

10

 M_h^{f*}

を取得し、正解データ M_h との比較を行い、出力データ毎の相対誤差

$$\Delta M = \frac{M_h^{f*} - M_h}{M_h}$$

を計算し、区間セット出力値の相対誤差の平均値 μ 及び標準偏差 ε を計算し、

20

(6) テストセットによるニューラルネットワークの出力値決定の訓練、区間信頼度に基づくマグニチュード区間の計算工程、当該工程中、テストセットのデータを前記工程(4)で訓練したニューラルネットワーク中に入力し、データ毎の出力

$$M_h^*$$

を取得し、且つ前記工程(5)で得た相対誤差の平均値 μ 及び標準偏差 ε に基づき、それと正解データ M_h との相対誤差 ΔM を計算し、 M_h を

$$M_h = \frac{M_h^*}{1+\Delta M} = \frac{M_h^*}{1+\mu \pm \varepsilon}$$

10

として表し、信頼度を95%に設定し、検証セット中の m_h の95%が

$$\left[\frac{M_h^*}{1+\mu+\varepsilon}, \frac{M_h^*}{1+\mu-\varepsilon} \right]$$

の区間に入ることを原則として、テストセット中の信頼度要件を満たす最小値を計算すると、

$$\left[\frac{M_h^*}{1+\mu+\varepsilon}, \frac{M_h^*}{1+\mu-\varepsilon} \right]$$

20

が信頼度要件のマグニチュード区間を満たし、

$$M_{hmin}^* = \frac{M_h^*}{1+\mu+\varepsilon}, M_{hmax}^* = \frac{M_h^*}{1+\mu-\varepsilon}$$

となり、それらはそれぞれマグニチュード区間の最小マグニチュードと最大マグニチュードであり、

30

(7) 確率論的地震危険度解析、性能地震動の年超過確率及び再現期間の決定工程で、それには、

(7.1) サイトの建築物が達する性能地震動 Y を決定する工程、

(7.2) 3段階区分の原則に従い、潜在的震源領域を決定する工程、

(7.3) 潜在的震源領域内における下限マグニチュード M_0 、上限マグニチュード M_{uz} を決定し、下限マグニチュード M_0 から上限マグニチュード M_{uz} まで、 n 個のマグニチュード区間 M_j を決定する工程、そのうち $j = 1, 2, \dots, n$ であり、

(7.4) マグニチュードと発生頻度の関係(グーテンベルグ-リヒターの関係)の公式 $\lg N = a - bM$ に従い、実際の地震のマグニチュード M 、頻度 N に基づき統計をとり、 a 及び b 値を決定し、中間パラメータを $\beta = b - 1 \lg 10$ として、潜在的震源領域の下限マグニチュード以上の年間発生率 v_0 を計算する工程、

40

(7.5) 決定した性能レベルの地震動 Y 及び潜在的震源領域の震源距離 R に基づき、工程(6)を用いて性能地震動 Y に達する M_{Yhmin}^* 及び M_{Yhmax}^* の通過を検証し、マグニチュード区間が0.1のステップサイズに従って、 M_{Yhmin}^* から M_{Yhmax}^* までの性能地震動 Y に達する q 個の M_{Yhp}^* を取得せしめる工程、そのうち、 M_{Yhmin}^* は性能地震動 Y が対応する最小マグニチュード値であり、 M_{Yhmax}^* は性能地震動 Y が対応する最大マグニチュード値であり、

(7.6) 任意の1つの潜在的震源領域 k 内において、 M_{imin} 及び M_{imax} はそれぞれ M_i マグニチュード区間内の最小値及び最大値であり、

$$M_{imin} \leq M_{Yhp}^* < M_{imax}$$

であり、第 k 個の潜在的震源領域内で、性能地震動 Y を超える地震発生率を決定し、
【数 1】

$$v(S_a \geq Y|M, R) = \sum_{j=i}^n \frac{2v_0 \exp[-\beta(M_j - M_0)] \sinh(\frac{1}{2}\beta\Delta M)}{1 - \exp[-\beta(M_{uz} - M_0)]} \cdot f_{k, M_j}$$

式中、 S_a は地震パラメータであり、加速度、速度、応答スペクトルであり、 v_0 は潜在的震源領域における地震の年平均発生率であり、

$$f_{k, M_j}$$

は潜在的震源領域 k 、マグニチュード区間 M_j の空間分布係数であり、地震活動特性因子、区画発生率因子、地震構造条件因子、地震活動度因子、グリッド活動性因子、大地震発生率因子、中長期危険度因子、経過時間因子に基づいて決定する工程、

(7.7) 潜在的震源領域 k の t 年以内にサイトで性能レベルに達する地震が発生する超過確率は、以下とする工程、

$$P_{tk}(S_a \geq Y | M, R) = 1 - e^{-v \cdot t}$$

(7.8) サイトに m 個の潜在的震源領域が存在し、サイトの t 年以内に性能レベルに達する地震が発生する超過確率は、以下とする工程、

【数 2】

$$P(S_a \geq Y|M, R) = 1 - \prod_{k=1}^m [1 - P_{tk}(S_a \geq Y|M, R)]$$

(7.9) サイトの t 年以内に性能レベルに達する地震が発生する再現期間は、以下の通りであり、

【数 3】

$$T = - \frac{t}{\ln(1 - P(S_a \geq Y|M, R))}$$

q 本の性能地震動 - 超過確率の地震危険度曲線をプロットする工程、を含み、

(8) 性能地震動及び一致する確率に基づく、性能地震動に達するマグニチュード及び震央距離の決定工程で、それには、

(8.1) 任意の地震動 - 超過確率の地震危険度曲線を 1 本選び、性能地震動 Y_i に基づき、対応する超過確率を決定し、一致する超過確率に従って、性能地震動 Y_i に達する設定地震マグニチュード M_i を決定する工程、

(8.2) m 個の潜在的震源領域を等間隔の微小震源領域に区分する工程、サイト点から m 個の潜在的震源領域の微小震源領域までは、対応する数の震央距離 R_i が存在し、

(8.3) R_i をトラバースする方法により、 Y_i 、 R_i などのパラメータを訓練し終えたディープニューラルネットワークに戻して、

$$M_{Yhp}^*$$

を計算し、一致する超過確率を有し、且つ性能地震動 Y_i に達する設定地震震央距離 R_i をスクリーニングし、そのうち、 R_i のスクリーニング規則は、

1) 任意の潜在的震源領域内において、 $M_{imin} \leq M_i \leq M_{imax}$ 、

10

20

30

40

50

2)

$$M_{Yhp}^* \approx M_i,$$

3) R_i が対応する震源領域内である、というものであり、性能地震動 Y_i に達し、且つ確率が一致する設定地震のマグニチュード M_i 及び震央距離 R_i を決定する工程、を含むことを特徴とする解析方法。

【請求項 2】

10

前記工程 (1) 中の地震動データは、地震動の加速度、速度及び変位を含むことを特徴とする、請求項 1 に記載の解析方法。

【請求項 3】

前記工程 (2) 中の特徴パラメータはそれぞれ、性能地震動対数 $\ln Y$ 、マグニチュード M 、震源距離 R 、震源深さ H 、断層タイプフラグ F 、断層傾斜角 θ_1 、断層走向 θ_2 、断層傾斜方向 θ_3 、すべり角 θ_4 、記録経度 θ_{0x} 、次元 θ_{0y} 、サイト V_{30} であることを特徴とする、請求項 1 又は請求項 2 に記載の解析方法。

【請求項 4】

前記特徴パラメータに対して相関試験を行い、特徴対の情報利得 $Gain(A, B) = H(A) - H(A|B)$ を計算し、そのうち A は特徴パラメータ、 $Gain(A, B)$ は情報利得の特徴パラメータ A が一定であると分かった状況下における、期間超過確率 B の不確かさの減少度であり、 $H(A/B)$ は特徴パラメータが固定された場合の条件付きエントロピーであり、10% 以下の関連度を保証し、10% より大きい場合には、対応する特徴の除去を検討し、新たにデータテーブルを形成して、最終特徴パラメータを x であることを特徴とする、請求項 3 に記載の解析方法。

20

【請求項 5】

前記最終特徴パラメータ x に対して初期化処理を行い、全ての前記最終特徴パラメータ x を 0 と 1 の間にスケールリングするが、変換関数は以下の通りであり、

【数 4】

$$x_i' = \frac{x_i - x_{imin}}{x_{imax} - x_{imin}}$$

30

式中、 x_{imin} は特徴パラメータ x_i の最小値であり、 x_{imax} は特徴パラメータ x_i の最大値であり、マグニチュード M をデータリストの最後の一行とし、初期化処理後のデータをマグニチュード M に従って小から大の順序に配列し、入力リストを構築することを特徴とする、請求項 4 に記載の解析方法。

【請求項 6】

前記工程 (3) 中、訓練セット、区間セット、テストセットに採用するデータは、それぞれ総データ量の 60%、20%、20% の割合に従って分配することを特徴とする、請求項 5 に記載の解析方法。

40

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は耐震技術の解析方法に関し、特にニューラルネットワークによる地震危険度の解析方法に関するものである。

【背景技術】

【0002】

地震の「時間、空間、強度」の 3 つは、地震リスク解析技術における核心的問題である。1968 年に Cornell が提出した確率論的地震危険度解析方法は、マグニチュード - 度数関数関係がマグニチュードの強度分布の要件を反映する。ポアソン分布は、経時

50

的に変化する地震発生確率を反映する。潜在的震源領域内における各地震点の一樣分布は、地震の空間分布の要件を反映する。潜在的震源領域における一樣分布仮定の近似性を修正するために、1990年には「中国震度区画図」において総合確率論的地震危険度解析方法が提出され、潜在的震源領域が2段階で構成されるようになり、2015年には「中国地震動パラメータ区画図」において、潜在的震源領域が3段階で構成されるようになった。

【0003】

地震危険度解析には主に、確定論的危険度解析と確率論的地震危険度解析が含まれる。確定論的危険度解析は、地震地質学、地震活動度、歴史地震における最大の地震などを考慮したうえで、地震イベントの確定性を推定するものである。工学的意義が明確で、表現形式が簡単且つ直観的ではあるものの、将来の地震の時間、空間、強度の不確かさは客観的に定量化して表現することができない。確率論的地震危険度解析は、特定の領域における将来の一定設計基準期間内の地震パラメータ（震度、加速度、速度、応答スペクトルなど）がある設定値を上回る確率の解析方法であり、将来の地震の時間、空間、強度の不確かさが定量化された確率指標を示すものである。主に3種類の方法が含まれ、1つ目は経験的な統計方法、2つ目は震源スペクトルに基づくランダム振動法、3つ目は経験的グリーン関数に基づく地震学的方法である。地震危険度解析方法は既に実際の工学において応用されているものの、小さな領域でのグーテンベルグ-リヒターの関係におけるb値がべき乗則形式であることの合理性、地震帯の活動度に基づき潜在的震源領域の活動度及び潜在的震源領域の空間分布関数を決定することの客観性、確率論的地震危険度解析でのスケールが大きな時系列における予測結果の超リアリティー性、経験的な統計方法に存在する適用領域の限定性、震源スペクトルに基づくランダム振動法及び経験的グリーン関数に基づく地震学的方法における、複雑な地震理論計算モデルの不確かさなど、未だに多くの技術的課題が存在しており、改良が必要とされている。従って、実際の地震パラメータを記録したビッグデータに基づき地震危険度を直接予測して、地震危険度解析の効果を高めることは、地震危険度解析における新たな技術の一つである。

【0004】

ニューラルネットワークによるディープラーニングの分野において、訓練の構造モデルは現在2種類あり、1つは訓練セット+テストセット、もう1つは訓練セット+検証セット+テストセットである。2つ目の方法の検証セットの作用は、検証セット中で訓練セットのニューラルネットワークモデルを修正・改良することであり、この意義からすれば、2種類の方法は本質的に一致している。但し、データ量が少ない場合には、テストセット中で通過できない難題が生じてしまう。実際に最も多く採用されている方法は、誤差をテストすることで学習方法の汎化能力を評価するものである。しかし、こうした評価はテスト用データセットに依存しており、テスト用データセットには限界があるため、これによって得られた評価結果は信頼できない可能性がある。従って、如何に訓練構造モデルを変えて、ニューラルネットワークによるディープラーニングのロバスト性を向上させるかという点も、機械学習における重要な技術の一つである。

【0005】

地震危険度解析方法分野において、現在既に存在する方法は、地震発生の危険度から出発して地震パラメータを確定するものであり、即ち地震発生を起点として問題を考慮するものである。一方、性能（パフォーマンス、performance level）に基づく耐震設計は、構造の地震中における性能（パフォーマンス）から考慮するものであり、即ち地震発生がもたらす構造の振る舞いの結果から問題を考慮するものである。従来の文献及び特許では既に性能レベルに基づく耐震設計方法が提出されているが、性能地震動危険度解析方法（performance-level seismic motion hazard analysis method）はなかった。

【0006】

地震動の距離減衰式が地震危険度解析結果に与える影響は、最も顕著でデリケートである。現在、地震動の距離減衰式は表現形式の制約を受けており、地震動（震度を含む）、

10

20

30

40

50

マグニチュード及び震央距離の３つのパラメータしかないため、地震の複雑性を全面的に具現することは難しく、適用されるのは領域の地震動減衰シミュレーションのみとなっている。

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【０００７】

本発明の技術的効果は、上述の欠点を克服し得るものである。本発明は、地震記録のビッグデータを利用し、ニューラルネットワークにマルチパラメータを入力するとともに、新しいニューラルネットワーク訓練方法を採用して、地震動の距離減衰式を予測することで、距離減衰式の適用における広範性及びロバスト性を向上させる、３層データセットニューラルネットワークによる性能地震動危険度解析方法を提供する。

10

【課題を解決するための手段】

【０００８】

上記目的を達成させるために、本発明は下記技術案を用いる。それは以下の工程を含む。

【０００９】

(１) 地震動データの収集及びデータのノイズ除去。

【００１０】

(２) データの特徴パラメータ抽出及び初期化处理。

【００１１】

(３) 訓練セット、区間セット、テストセットの生成。

【００１２】

(４) 訓練セットによる多層ニューラルネットワークの訓練。

【００１３】

(５) 区間セットによるニューラルネットワーク出力値の訓練、出力値の相対誤差の平均値及び標準偏差の計算。

【００１４】

(６) テストセットによるニューラルネットワークの出力値決定の訓練、区間信頼度に基づくマグニチュード区間の計算。

【００１５】

(７) 確率論的地震危険度解析、性能地震動の年超過確率及び再現期間の決定。

【００１６】

(８) 性能地震動及び一致する確率に基づく、性能地震動に達するマグニチュード及び震央距離の決定。

【発明の効果】

【００１７】

現状では、地震記録がまだ百万レベル、千万レベルのビッグデータに達していないため、既にあるニューラルネットワークによるディープラーニングを採用して地震動の距離減衰式を予測すると、テストセット中で通過できない難題が生じ得る。この欠点を解決するために、本特許では訓練セット＋区間セット＋テストセットの訓練構造モデルを採用しており、従来の訓練構造モデルと異なり、ニューラルネットワークによるディープラーニングのロバスト性を向上させた。現在、性能地震動に基づく危険度解析方法はまだ存在しておらず、この欠点を解決するために、本特許は３層データセットディープニューラルネットワークによる地震動の距離減衰式の予測を採用し、確率論的地震危険度解析方法を用いて性能地震動の年超過確率及び再現期間を予測し、性能地震動及び一致する確率に基づき、設定地震のマグニチュード及び震央距離を決定する。

40

【図面の簡単な説明】

【００１８】

【図１】本方法のフロー概念図である。

【図２】性能地震動 - 超過確率の地震危険度曲線である。

50

【図 3】性能地震動の超過確率の決定方法である。

【図 4】一致する超過確率により性能地震動の設定地震のマグニチュードを決定することを示す図である。

【発明を実施するための形態】

【0019】

実施例

本発明の 3 層データセットニューラルネットワークによる性能地震動危険度解析方法は、以下の工程を含む（図 1 を参照）。

【0020】

1、地震動データの収集及びデータのノイズ除去：大量の地震動記録（地震動の加速度、速度及び変位を含む）を収集し、ベースライン校正及びバンドパスフィルタリングなどのクリーニング作業を行って、地震動記録データのフォーマットを統一する。

10

【0021】

2、データの特徴パラメータ抽出及び初期化処理：地震動記録中からニューラルネットワークの入力特徴パラメータ x を抽出し、相関試験及びデータの初期化を行う。

【0022】

特徴パラメータはそれぞれ、性能地震動対数 $L_n Y$ 、マグニチュード M 、震源距離 R 、震源深さ H 、断層タイプフラグ F 、断層傾斜角 θ_1 、断層走向 θ_2 、断層傾斜方向 θ_3 、すべり角 θ_4 、記録経度 θ_{0x} 、次元 θ_{0y} 、サイト V_{30} である。

【0023】

20

特徴パラメータ x の相関試験を行い、特徴対の情報利得 $Gain(A, B) = H(A) - H(A|B)$ を計算する。 A は特徴パラメータ、 $Gain(A, B)$ は情報利得の特徴パラメータ A が一定であると分かった状況下における、期間超過確率 B の不確かさの減少度であり、 $H(A/B)$ は特徴パラメータ x が固定された場合の条件付きエントロピーである。10% 以下の関連度を保証し、10% より大きい場合には、対応する特徴の除去を検討し、新たにデータテーブルを形成して、最終特徴パラメータを x とする。

【0024】

最終特徴 x に対して初期化処理を行う。 $MinMaxScaler$ アルゴリズムを例とすると、全ての特徴を 0 と 1 の間にスケールリングするが、変換関数は以下の通りである。

【0025】

30

【数 1】

$$x_i' = \frac{x_i - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}}$$

【0026】

式中、 $x_{i\min}$ はデータセット中の特徴パラメータ x_i の最小値であり、 $x_{i\max}$ はデータセット中の特徴パラメータ x_i の最大値である。

【0027】

マグニチュード M をデータリストの最後の一行とし、マグニチュード M に従って小から大の順序に配列し、新たに入力リストを構築する。

40

【0028】

3、訓練セット、区間セット、テストセットに採用するデータは、それぞれ総データ量の 60%、20%、20% の割合に従って分配する。

【0029】

4、訓練セット内において、多層ニューラルネットワーク MLP を訓練する。訓練方法は、常套のニューラルネットワーク訓練方法である。

【0030】

[1] 入力層、隠れ層及び出力層に応じ、フィードフォワード BP アルゴリズムに基づき、多層ニューラルネットワーク MLP を構築する。 $Python$ で開発した MLP ニューラルネットワークを例とすると、 $Scikit-Learn$ の機械学習ライブラリ中の

50

MLPClassifier()関数を転用し、外部パラメータのhidden_layer_sizes(隠れ層サイズ)、activation(活性化関数)、solver(最適化装置)、alpha(正則化パラメータ)、max_iter(最大反復回数)などを導入することにより、ニューラルネットワークオブジェクトの構築を実現する。カスタマイズした上述のパラメータの全部又は一部を決定し、activation:{'identity','logistic','tanh','relu'}などのように、それぞれ値リストの割り当てを行い、交差検証のグリッドサーチオブジェクトを構築し、訓練セットをPython Numpyの数値計算ライブラリ中のndarrayオブジェクトに変換し、グリッドサーチオブジェクトに入力して、モデルの最適なパラメータ組み合わせを決定する。

10

【0031】

[2] 1つ前の工程で示された最適なパラメータ組み合わせに従い、多層ニューラルネットワークMLPを定義し、訓練セットラベルのndarrayオブジェクトをネットワークに入力し、現在のニューラルネットワーク出力値とデータラベルとの差分を計算し、BPアルゴリズムに基づき、誤差関数を層毎にフィードバックしてノード毎に勾配を計算し、ノード毎の重みとバイアス値を段階的に更新して、多層ニューラルネットワークMLPを訓練する。

【0032】

5、区間セット内において、ニューラルネットワークの出力マグニチュードを訓練することにより、区間セット出力値の相対誤差の平均値及び標準偏差を計算する。

20

【0033】

区間セットのデータを工程(4)で訓練したニューラルネットワーク中に入力し、データ毎の出力 M_h^* を取得し、正解データ M_h との比較を行い、出力データ毎の相対誤差を計算し、区間セット出力値の相対誤差

$$\Delta M = \frac{M_h^* - M_h}{M_h}$$

の平均値 μ 及び標準偏差 ε を計算する。

【0034】

6、テストセット内において、ニューラルネットワークの出力マグニチュード

30

$$M_h^*$$

を訓練することにより、区間信頼度に基づきマグニチュード区間を計算する。

【0035】

テストセットのデータを工程(4)で訓練したニューラルネットワーク中に入力し、データ毎の出力

$$M_h^*$$

40

を取得し、且つ工程(5)で得た相対誤差の平均値 μ 及び標準偏差 ε に基づき、それと正解データ M_h との相対誤差 ΔM を計算し、 M_h を

$$M_h = \frac{M_h^*}{1+\Delta M} = \frac{M_h^*}{1+\mu \pm l\varepsilon}$$

として表し、信頼度を95%に設定し、検証セット中の $m_{\underline{h}}$ の95%が

$$\left[\frac{M_h^*}{1+\mu+l\varepsilon}, \frac{M_h^*}{1+\mu-l\varepsilon} \right]$$

の区間に入ることを原則として、検証セット中の信頼度要件を満たす最小 1 値を計算すると、

$$\left[\frac{M_h^*}{1+\mu+l\varepsilon}, \frac{M_h^*}{1+\mu-l\varepsilon} \right]$$

10

が信頼度要件のマグニチュード区間を満たし、

$$M_{hmin}^* \text{ と } M_{hmax}^*$$

はそれぞれマグニチュード区間の最小マグニチュードと最大マグニチュードである。

【 0 0 3 6 】

7、確率論的地震危険度解析、性能地震の年超過確率及び再現期間の決定。

【 0 0 3 7 】

20

[1] サイトの建築物が達する性能地震動 Y を決定する。具体的な方法については、本発明者の既に登録又は公開された特許を参照することができる。

【 0 0 3 8 】

[2] 「中国地震動パラメータ区画図 G B 1 8 3 0 6 - 2 0 1 5」の 3 段階区分の原則に従い、潜在的震源領域を決定する。

【 0 0 3 9 】

[3] 潜在的震源領域内における下限マグニチュード M_0 、上限マグニチュード M_{uz} を決定し、下限マグニチュード M_0 から上限マグニチュード M_{uz} まで、 n 個のマグニチュード区間 M_j ($j = 1, 2, \dots, n$) を決定する。

【 0 0 4 0 】

30

[4] マグニチュードと発生頻度の関係 (グーテンベルグ - リヒターの関係) の公式 $\lg N = a - bM$ に従い、実際の地震のマグニチュード M 、頻度 N に基づき統計をとり、 a 及び b 値を決定し、中間パラメータを $\beta = b - 1 \quad n - 10$ として、潜在的震源領域の下限マグニチュード以上の年間発生率 v_0 を計算する。

【 0 0 4 1 】

[5] 決定した性能レベルの地震動 Y 及び潜在的震源領域の震源距離 R に基づき、工程 (6) を用いて性能地震動 Y に達する M_{Yhmin}^* 及び M_{Yhmax}^* の通過を検証し、マグニチュード区間が 0.1 のステップサイズに従って、 M_{Yhmin}^* から M_{Yhmax}^* までの性能地震動 Y に達する q 個の M_{Yhp}^* を取得せしめるが、そのうち、 M_{Yhmin}^* は性能地震動 Y が対応する最小マグニチュード値であり、 M_{Yhmax}^* は性能地震動 Y が対応する最大マグニチュード値である。

40

【 0 0 4 2 】

[6] 任意の 1 つの潜在的震源領域 k 内において、 M_{imin} 及び M_{imax} はそれぞれ M_i マグニチュード区間の最小値及び最大値であり、

$$M_{imin} \leq M_{Yhp}^* < M_{imax}$$

であり、第 k 個の潜在的震源領域内で、

$$M_{Yhp}^*$$

を超える地震発生率を決定する。

【 0 0 4 3 】

【 数 2 】

$$v(S_a \geq Y|M, R) = \sum_{j=i}^n \frac{2v_0 \exp[-\beta(M_j - M_0)] \sinh(\frac{1}{2}\beta \Delta M)}{1 - \exp[-\beta(M_{uz} - M_0)]} \cdot f_{k, M_j} \quad (1)$$

10

【 0 0 4 4 】

式中、 S_a は地震パラメータであり、加速度、速度、応答スペクトルなどでよい。 v_0 は、潜在的震源領域における地震の年平均発生率である。

$$f_{k, M_j}$$

は、潜在的震源領域 k 、マグニチュード区間 M_j の空間分布係数であり、地震活動特性因子、区画図発生率因子、地震構造条件因子、地震活動度因子、グリッド活動性因子、大地震発生率因子、中長期危険度因子、経過時間因子などに基づいて決定する。

【 0 0 4 5 】

20

【 7 】潜在的震源領域 k の t 年以内にサイトで性能レベルに達する地震が発生する超過確率：

【 0 0 4 6 】

$$P_{t, k}(S_a \geq Y | M, R) = 1 - e^{-v \cdot t} \quad (2)$$

【 0 0 4 7 】

【 8 】サイトに m 個の潜在的震源領域が存在し、サイトの t 年以内に性能レベルに達する地震が発生する超過確率：

【 0 0 4 8 】

【 数 3 】

$$P(S_a \geq Y|M, R) = 1 - \prod_{k=1}^m [1 - P_{t, k}(S_a \geq Y|M, R)] \quad (3)$$

30

【 0 0 4 9 】

【 9 】サイトの t 年以内に性能レベルに達する地震が発生する再現期間：

【 0 0 5 0 】

【 数 4 】

$$T = - \frac{t}{\ln(1 - P(S_a \geq Y|M, R))} \quad (4)$$

【 0 0 5 1 】

40

図 2 を参照して、 q 本の性能地震動 - 超過確率の地震危険度曲線をプロットする。

【 0 0 5 2 】

8、性能地震動及び一致する確率に基づく、性能地震動に達するマグニチュード及び震央距離の決定。

【 0 0 5 3 】

【 1 】図 3 を参照して、任意の地震動 - 超過確率の地震危険度曲線 Y_{hp} を 1 本選び、性能地震動 Y_i に基づき、対応する超過確率を決定する。図 4 を参照して、一致する超過確率に従って、性能地震動 Y_i に達する設定地震マグニチュード M_i を決定する。

【 0 0 5 4 】

【 2 】 m 個の潜在的震源領域を等間隔の微小震源領域に区分すると、サイト点から m 個

50

の潜在的震源領域の微小震源領域までは、対応する数の震央距離 R_i が存在する。

【 0 0 5 5 】

[3] R_i をトラバースする方法により、 Y_i 、 R_i などのパラメータを訓練し終えたディープニューラルネットワークに戻して、

$$M_{Yhp}^*$$

を計算する。

【 0 0 5 6 】

一致する超過確率を有し、且つ性能地震動 Y_i に達する設定地震震央距離 R_i をスクリーニングする。 10

【 0 0 5 7 】

そのうち、 R_i のスクリーニング規則は以下の通りである。

【 0 0 5 8 】

1) 任意の潜在的震源領域内において、 $M_{i \min} \leq M_i \leq M_{i \max}$ 。

【 0 0 5 9 】

2)

$$M_{Yhp}^* \approx M_i$$

20

【 0 0 6 0 】

3) R_i が対応する震源領域内である。

【 0 0 6 1 】

性能地震動 Y_i に達し、且つ確率が一致する設定地震のマグニチュード M_i 及び震央距離 R_i を決定する。

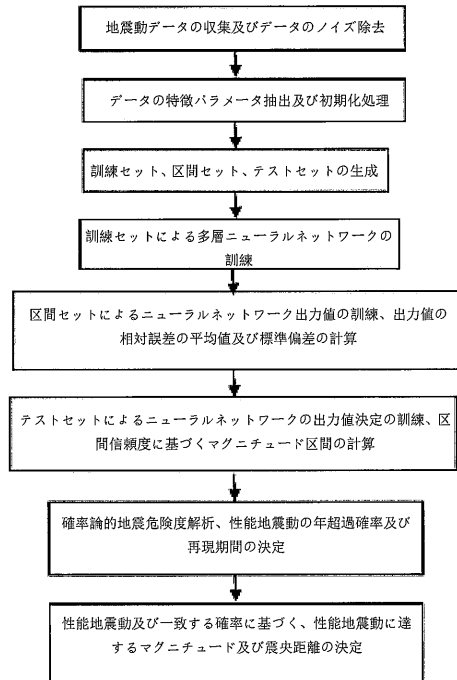
【 0 0 6 2 】

本特許はデータドリブン (Data Driven) を採用し、ディープニューラルネットワークにより地震動の距離減衰式を構築する。確率論的地震危険度解析方法を採用し、性能地震動の年超過確率及び再現期間を予測する。性能地震動及び一致する確率に基づき、設定地震のマグニチュード及び震央距離を決定する。 30

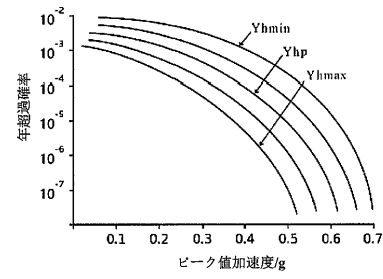
【 0 0 6 3 】

なお、本特許のディープニューラルネットワークの本質は地震動の距離減衰式であり、従来採用される統計解析でも地震動の距離減衰式を得られ、誤差範囲が示される。本特許における工程 (7) 及び工程 (8) に従って性能地震動危険度解析方法を行うと、同様に、性能地震動に達する超過確率、再現期間及び対応する設定地震のマグニチュード、震央距離が得られるため、説明を省略する。

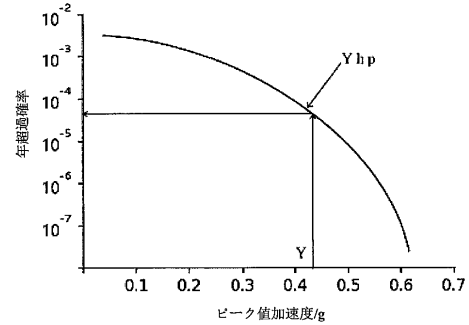
【図 1】



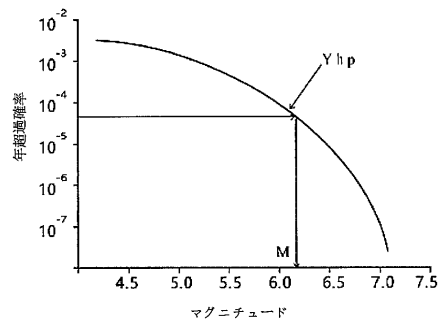
【図 2】



【図 3】



【図 4】



フロントページの続き

(72)発明者 周正

中国山▲東▼省青▲島▼市▲経▼▲済▼技▲術▼▲開▼▲発▼区嘉陵江▲東▼路777号

(72)発明者 李建峰

中国山▲東▼省青▲島▼市▲経▼▲済▼技▲術▼▲開▼▲発▼区嘉陵江▲東▼路777号

審査官 森口 正治

(56)参考文献 特開2021-15086(JP,A)

特開2020-193935(JP,A)

特開2020-112445(JP,A)

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

G01M 7/02

G01V 1/30