Architectural Institute of Japan

日本建築学会構造系論文集 第456号・1994年2月
Journal of Struct. Constr. Engng, AIJ, No.456, Feb., 1994

ニューラルネットワークを利用した構造計画段階での連層壁応力度推定システムの研究

REASONING SYSTEM FOR BEARING WALL STRESSES BY NEURAL NETWORK IN STRUCTURAL DESIGN STUDY

堤　和敏*, 谷　明勲**, 河村　廣***,
松林隆道*, 片岡裕美****
Kazutoshi TSUTSUMI, Akinori TANI, Hiroshi KAWAMURA,
Takamichi MATSUBAYASHI and Hiromi KATAOKA

This report proposes a reasoning system for bearing shear wall stresses in the ultimate state by using geometrical data of buildings and shear walls at the initial stage of aseismic structural design study. A neural network is used for reasoning, so elasto-plastic stress analysis is carried out for selected shear wall arrangements, then the analytical results are used as the training data. The reasoning results of the bearing shear wall stresses in arbitrary shear wall arrangements are compared with elasto-plastic analytical results, and show satisfactory agreements.

Keywords : *neural network, structural design study, bearing wall, shear stresses*
ニューラルネットワーク、構造計画、耐力壁、せん断応力度

1．はじめに

構造設計におけるコンピュータ利用は、一貫構造設計プログラムや各種ＣＡＤソフトの開発により、特に実施設計分野において広く普及してきた。しかし、最近のコンピュータハードの性能アップとA.I.・ファジィ・ニューラルネットワーク・オブジェクト指向等の人工知能的システム化手法の発展により、新たなコンピュータ利用が考えられるようになってきた。本論文は、より知的に設計を支援するシステムの開発をめざし、構造計画段階における（崩壊形を仮定した）終局状態での耐力壁の負担せん断応力度（以降、応力度と呼ぶ）の評価を対象とした。

構造計画には、1)架構形式の検討（壁配置も含む）、2)構造種別の検討、3)荷重・外力の検討、4)部材断面の検討、5)基礎・地業の検討、等のフェーズがある。

部材断面の検討フェーズでは、設定された架構形式の基で耐力壁の性状（崩壊モード、負担せん断力等）を精度良く評価する事が重要である。従来、このような評価は、設計者の経験や工学的判断により行ってきたが、中低層の建物においては、耐力壁の配置が複雑で、特に経験の少ない設計者には、崩壊モードや負担せん断力の評価は難しい場合が多い。

本研究は、このような経験や工学的判断により行ってきた耐力壁の負担せん断応力度を、壁配置と建物形状により推定し、経験の少ない設計者でも精度のよい構造計画を行えるようめざしたものである。[1)2)3)9)10)]

著者らは、既報[1)]において壁の負担応力度と壁の配置関係との分析を行った。分析結果を下記に示す。

1）連層壁架構中の壁要素は、浮き上がりまたは曲げ崩壊系を示す「連層壁」、せん断崩壊系を示す「独立壁」、連層壁に接する」取り付き壁」の３種類に分類できる。（図－３参照）

2）連層壁の応力度(τ)は、独立壁、取り付き壁の無い連層壁のみの時の応力度、すなわち基本応力($\tau 0$)と、

本論文は文献10）の内容に加筆したものである。

* (株)フジタ設計統括部・工修　Architectural & Engineer Division, Fujita Corp., M. Eng.
** 神戸大学工学部建設学科　助手・工修　Research Assoc., Dept. of Architecture and Civil Engineering, Kobe Univ., M. Eng.
*** 神戸大学工学部建設学科　教授・工博　Prof., Dept. of Architecture and Civil Engineering, Kobe Univ., Dr. Eng.
**** (株)フジタ設計統括部　Architectural & Engineer Division, Fujita Corp.

NII-Electronic Library Service

Architectural Institute of Japan

独立壁・取り付き壁が存在する事により派生する補正応力度(Δτ)との代数和として与える事ができる。

3）補正応力度(Δτ)は各層ごとに求める事とするが、当該層の位置（例えば3層目、5層目等）や独立壁・取り付き壁の配置関係（たとえば当該層より2層上に独立壁が2枚、1層下に取り付き壁が1枚等）を変数として考慮する事により、どの層に関しても同一の関数で与えられる。

上記2）、3）は、文献1)の図－2、3より推測される。

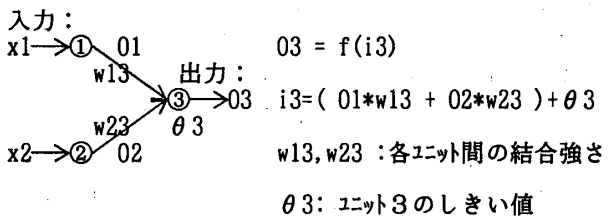
本報は、上記分析結果3）に注目し、独立壁、取り付き壁の配置情報と補正応力度(Δτ)との関係を階層型のニューラルネットワーク[7),8)]を用いて推定する研究を行い、ニューラルネットワークの構造計画への応用の可能性を追求するものである。

2．ニューラルネットワーク

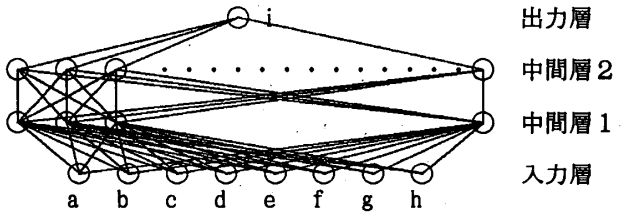
ニューラルネットワークは、人間の神経回路を模したネットワークを用いて、いくつかの実例を教師信号として自己学習する事により、任意の入力に対して出力を行う工学的情報処理システムである。 この学習機能を利用して、画像処理やパターン認識、さらに構造工学の分野では構造システムの最適化や、欠陥同定といった分野で応用されている。[4)5)6)] 学習は、入力信号とそれに対して望まれる教師信号の組を用い、入力信号を入力したときの出力値と教師信号との差を誤差情報として出力層から入力層へ逆伝搬させてネットワークの結合の重みを逐次修正する誤差逆伝搬法で行われる[7)]。 図－1に階層型ニューラルネットワークの概念図を示す。

図中に○で示すものがユニットで、各ユニットは図中に示すように矢線で結合されている。 f(x) は、入出力関数であり、通常はシグモイド関数が用いられる。

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$



図－1階層型ニューラルネットワークの概念図



図－2ニューラルネットワークの構成

一方、統計的予測手法である線形重回帰分析は、図－1（中間層のないニューラルネットワーク）で f(x)=x とした場合と等価である。 この事は、ニューラルネットワークが線形重回帰分析を包含するものである事を示している。 あるデータ群に対する推定精度をより高める事を考えた場合、統計的手法では高度な非線形回帰式等の定式化を行なわなければならないが、ニューラルネットワークでは中間層数の数やユニット数を変える事によって精度を高める事が出来る。 一方、ニューラルネットワークは、学習には時間を要するが、一度学習を終えれば、その後の利用に際しては、単なる一方向の掛け算と足し算のため短時間で済み、実用上の問題はなく、統計的手法と比べて実用的であると思われる。

3．階層型ニューラルネットワークの構成とモデル化

階層型ニューラルネットワークの場合、中間層数と中間ユニット数を組み合わせることにより無数のネットワークが考えられるが、これらの組み合わせに関する系統的な手法は無く、試行錯誤的に決めなければならない。

本研究では、数種類の組み合わせに対して事前学習を行い、学習精度及び収束性が比較的良かった図－2に示す中間層2層、中間ユニット数25のネットワークを採用した。 入力層は、既報[1)]で行った分析結果を基に8ユニットを使い、連層壁の形状、配置を下式のようにモデル化して入力する。 a)は、連層壁形状、b)は対象としている層位置のモデル化であり、c)-e)は取り付き壁、f)-h)は、独立壁の配置情報を当該層に対する影響係数としてモデル化している。 c),f)は、対象としている層より上層に壁がある場合の影響係数、d) ,g)は、対象層に壁がある場合の影響係数,e),h)は対象層より下層に壁がある場合の影響係数である。 c),e),f),h)に対する影響係数は、0.05から0.95の範囲で設定し、既報[1)]の分析結果を参考に対象層に対して独立壁・取り付き壁の位置が建物層数の1/2の時に0.5となり、その近傍層では直線関係をもち、その位置より離れるに従って非線形性を持つようにシグモイド関数を摸した cos関数で表現した。

a) $H/B*0.2$　　b) iz/Nz
c) $0.45*\cos(\pi*jtu/Nz)+0.5$
d) $0.5*ntw$
e) $0.45*\cos(\pi*jtl/Nz+\pi)+0.5$
f) $0.45*\cos(\pi*jsu/Nz)+0.5$
g) $0.5*nsw$
h) $0.45*\cos(\pi*jsl/Nz+\pi)+0.5$

H:壁高さ　,B:壁幅
iz:対象としている壁の下階から数えた層位置
Nz:連層壁の総層数
jtu:対象層に対して、上層にある取り付き壁の相対位置
ntw:対象層に取り付き壁が存在する壁枚数
jtl:対象層に対して、下層にある取り付き壁の相対位置
jsu:対象層に対して、上層にある独立壁の相対位置
nsw:対象層に独立壁が存在する壁枚数
jsl:対象層に対して、下層にある独立壁の相対位置

NII-Electronic Library Service

c),e),f),h)式を、cos関数で与えた事と0.45,0.5を用いたのは以上の理由による。 また、対象層での壁枚数の影響については、壁が１枚の時に0.5を与え、壁枚数の影響については線形関係とした。 また、c)-h)では壁がない層に対しても同じ扱いをするために影響係数の下限値である0.05を与えることにした。 また、上層、下層に複数枚壁がある場合には、それぞれの値を加算して使用する。 図-３に壁の配置情報のモデル化と具体体的な入力例を示す。

出力層は、１ユニットとして、独立壁、取り付き壁が組み合わされたときの連層壁の補正応力度を出力する。

出力i)は、独立壁、取り付き壁が組み合わされた場合の連層壁の補正応力度とするがニューラルネットワークの性質上［0,1］の範囲に規準化しなけらばならない。壁の補正応力度は、本例では $-3.5<\Delta\tau/\sqrt{Fc}<3$ の範囲に入っているので、下式を用いて［0,1］の範囲に入るように規準化を行った。

i) $\{\Delta\tau/\sqrt{Fc}+3.5\}/6.5$

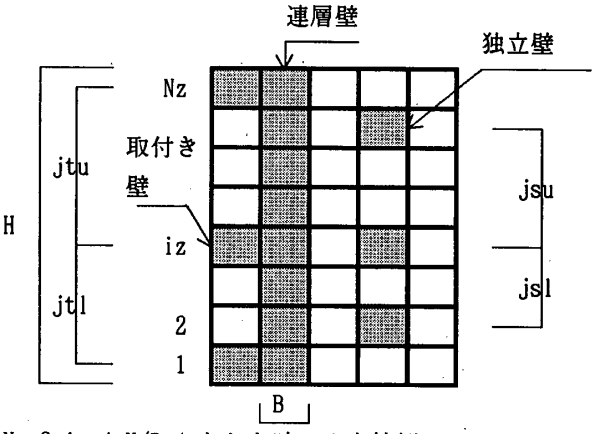
$\Delta\tau$:壁せん断補正応力度　(kgf/cm2)

Fc:コンクリート設計規準強度　(kgf/cm2)

学習は、逆誤差伝搬法を使用し、既報の分析結果をもとにどの層に関しても同一のニューラルネットワークを用いるものとした。

４．学習用基本壁配置と学習方法

基本建物モデルとして、図－４に示す８層５スパン、浮き上がり崩壊系を示す連層壁を持つ建物を考える。学習用基本壁配置としては図－５に示す、独立壁配置４タイプ、取り付き壁配置４タイプ、独立壁と取り付き壁が混在する１タイプ、それぞれに対して壁形状のパラメータH/B(H:壁高,B:壁幅)が2,3,4の３タイプの計27タイプを考える。 ただし、図－４でB-C間のスパン長は、H/B=2の時12m、H/B=3では、8mとした。



Nz=8,iz=4,H/B=4 とした時の入力値例
a) 0.8 b) 0.5
c) 0.5 d) 0.5 e) 0.33 f) 0.67 g) 0.5 h) 0.18

図－３　壁のモデル化

図－４、図－５に示す壁配置モデルに対して、（株）フジタ保有の構造設計システム「BUILSYS-V3」[11]を使って、荷重増分法による保有水平耐力の解析を行った。解析して得られた壁のせん断応力度(τ)と、基本モデルでの連層壁のせん断応力度($\tau 0$)との差を取った補正応力度を出力とし、それぞれの壁の配置情報を入力として各層共通で図－２に示す同一のニューラルネットワークに与えて学習させた。 学習データは、壁配置27タイプ及び層数8の計216ケースを与えた。 学習には文献[8]の添付ソフトをＷＳ上で用い、設定したニューラルネットワークの各ユニット間の結合強さと各ユニットのしきい値を学習させた。 学習に要した計算回数は、28,333回、打ち切り誤差は0.05とした。

５．検証方法

ニューラルネットワークによる推定精度の検証は、下記の３ケースに付いて行った。

1)再現性：学習させたモデルに対する検証

2)内挿性：学習に使用した壁配置を組み合わせたモデルに対する検証

3)外挿性：学習に使用した壁配置とは全く異なる壁配置を持つモデルに対する検証

それぞれの検証用モデルに対して、荷重増分法による保有水平耐力解析を行い、その解析結果とニューラルネットワークによる推定結果とを比較する。 尚、検証には４．で得られたニューラルネットワークの結合強さとしきい値を用い、別途作成したプログラムを用いて推定値の計算を行う。

６．内挿性検証用壁配置モデル

内挿性検証用の壁配置の一部を図－６に示す。

７．外挿性検証用壁配置モデル

外挿性の検証は下記の４ケースに対して行った。

1)基本建物モデルと同一層数、同一スパン数の建物に対する外挿性の検証（図－７）

2)建物層数を１６層（Ｈ／Ｂ＝８）とした建物に対する外挿性の検証（図－８）

3)層数は同じであるがスパン数が１０スパンとした建物に対する外挿性の検証（図－９）

4)１０スパンで、独立壁が同一層に複数枚とした建物に対する外挿性の検証（図－１０）。

それぞれの壁配置を下図に示す。

８．推定結果と解析結果との比較

それぞれの検証モデルに対して推定した補正応力度に連層壁の基本応力度を加算して求めた負担せん断応力度と実際に解析を行って求めた負担せん断応力度との比較

NII-Electronic Library Service

Architectural Institute of Japan

図を図－１１～１６に示す。　図中、縦軸は連層壁の高さ方向の層位置、横軸が連層壁の負担せん断応力度を示す。　点線($\tau 0$)が基本応力度、実線(τ)が解析結果、破線($\tau 0+\Delta\tau$)が推定した結果を示している。

９．考察

図－１１～１６より推定値と解析値との差異ついて考察する。　平均誤差としては、各層ごとの推定応力度と解析応力度の差を最大解析応力度で除したものの平均値を採り、最大誤差は、各層における推定応力度と解析応力度の差の最大値を最大解析応力度で除したものとした。

1)再現性（図－１１）については、平均誤差５%、最大誤差１６%であり非常に精度の良い推定が可能である。

2)内挿性（図－１２）についても平均誤差１５%、最大誤差５７%であり充分な精度で推定が可能である。

3)外挿性については、スパン数の変化（図－１５）や独立壁の枚数の変化（図－１６）については、平均誤差２９%、最大誤差８５%であり、ほぼ充分な精度で推定可能である。

4)壁のＨ／Ｂ＝８の場合には、最大誤差１３１%と一部に誤差が大きい所もあるが、平均誤差は３４%であり、初期の構造計画段階としては、満足できる範囲で推定可能である。

5)Ｈ／Ｂ＝８のモデルで多少誤差が大きいのは、今回学習に使用したデータのＨ／Ｂが２、３、４の３種類であり、Ｈ／Ｂ＝８は学習範囲外であったためと思われる。　従って、学習データとしては、想定されるデータの範囲をカバーするような幅広い範囲のモデルを使用した方がよい精度を得られると思われる。

6)補正応力度の高さ方向の分布形状も解析結果の分布形状と非常に良く一致している。

１０．結論

以上の考察より、次の結論を得た。

1)　本システムは構造計画の部材断面検討フェーズで連層壁の応力度を推定する非常に有効なツールになると思われる。

2)　浮き上がり崩壊系を示す連層壁の負担せん断応力度を、基本応力度と補正応力度に分離する事ができる。

3)　補正応力度は、ニューラルネットワークを用いて学習を行う事により、壁の配置情報を入力するだけで簡単に推定する事が可能である。

4)　壁の配置情報は、壁を連層壁・独立壁・取り付き壁に分類し、連層壁の対象としている層に対して、その他の壁が存在している層まで層数と全層数との比をとることにより無次元化でき、どの層に対しても同一のニューラルネットワークを用いることが出来る。

5)　学習データの選定は、想定されるデータの範囲を考慮して幅広い範囲をカバーするようなモデルを使用した方がよい精度を得られる。

6)本システムは、建物内での壁配置を無次元化し、ネットワークを層単位に構築する事により、建物　層数、スパン数等の変化にも対応できる汎用性の高いネットワークとなっている。

１１．今後の展開

今回は、システム化の可能性を追求したために、検討対象を、浮き上がり崩壊型を示す壁配置とし、推定対象は連層壁の応力度のみとした。　また応力度のうちでも補正応力度のみを推定し、基本応力度は解析結果をそのまま使用した。　従って、今後は、さらに実用化をめざすために、

1)基本連層壁応力度の推定、

2)独立壁・取り付き壁応力度の推定、

3)より複雑な壁配置への対応、

4)曲げ崩壊系を示す連層壁への拡張、

等の項目について研究を続けていく予定である。

尚、ニューラルネットワークの特性を活かすならば、連層壁架構としての崩壊モードそのものの推定に応用してゆく事も興味深い課題と思われる。

謝辞

計算をお手伝い頂きました神戸大学学部生山田貴彦君（現西松建設（株））にお礼申し上げます。

参考文献

1)堤和敏、松林隆道、片岡裕美、薦野和彦：構造計画時における壁応力度の推定に関する研究　その１　概要と分析手法による検討、日本建築学会大会学術講演集 A, 1992.8, pp.1577-1578.

2)大河原紳司、河村廣、谷明勲：構造計画時における壁応力度の推定に関する研究　その２　ニューラルネットワークによる手法、日本建築学会大会学術講演集 A, 1992.8, pp.1543-1544.

3)岩田純一、河村廣、谷明勲：構造計画時における壁応力度の推定に関する研究　その３　多変数ファジィ同定器の場合、日本建築学会大会学術講演集 A, 1992.8, pp.1545-1546.

4)Adeli,H and Ten,C.; "Perceptron Learning in Engineering Design. "Microcomputer in Civil Engineering,4,1989,pp.247-256.

5)Ghaboussi,J.,Garrett Jr.,J.H. and Wu,X.; "Knowledge-Based Modeling of Materials Behavior with Neural Networks,"Journal of Engineering Mechanics, ASCE, vol.117, NO.1, Jan.,1991, pp.132-153.

6)矢川元基編:計算力学とＣＡＥシリーズ１２、ニューラルネットワーク、培風館, 1992.

7)Rumelhart,D.E.,Hinton,G.E. and Williams,R.J., "Learning Representations by Back-Propagation Errors,"Nature,323-9,Oct.1986,pp.533-536.

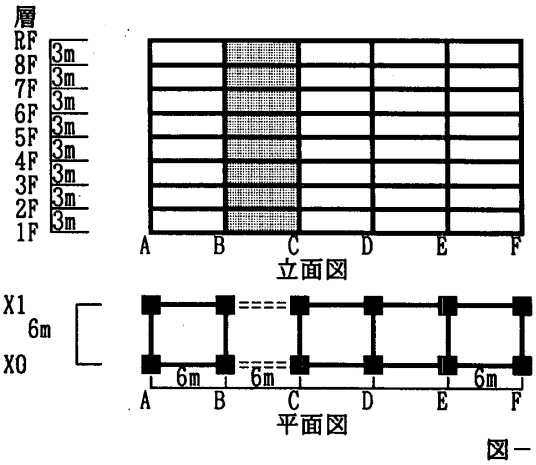
8)Mclelland,J.M. and Rumelhart,D.E.;"Explorations in Parallel Distributed Processing," The MIT Press,1988,pp.121-159.

9)山田貴彦,河村廣,谷明勲:ニューラルネットワークによる構造計画支援システム, 平成５年度日本建築学会近畿支部研究報告集, pp.525-528.

10)K.Tsutsumi,A.Tani,H.Kawamura,T.Matsubayashi, H.Kataoka,K.Komono and Y.Fukushima; "Study of a Computer System for Evaluation of Bearing Wall Stresses in Structural Planning," Computing in Civil and Building Engineering, Jun.,1993 pp.817-824.

11)ＢＣＪ－電１７４:ビルディングレター　91.4増刊号

NII-Electronic Library Service

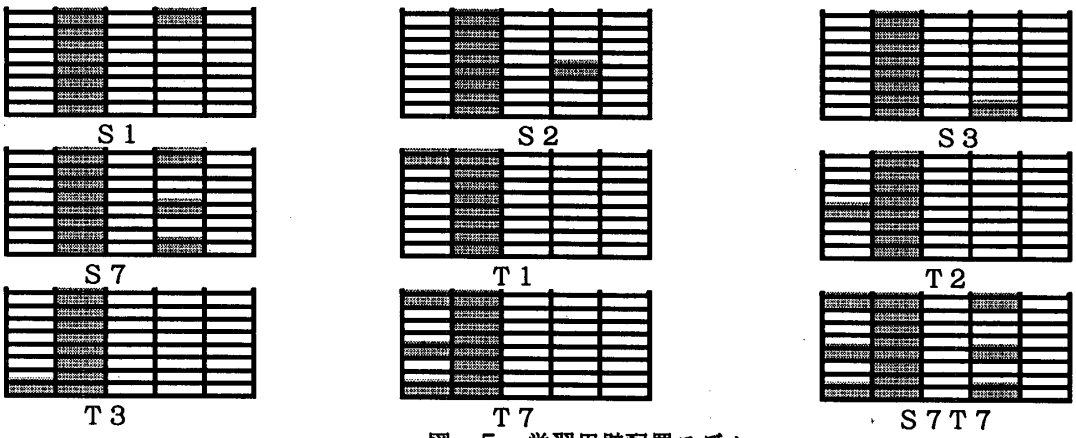


柱断面(cm)	梁断面(cm)	壁断面(cm)
60*60	35*70	18
60*60	35*70	18
65*65	35*75	18
65*65	35*75	18
70*70	40*80	20
70*70	40*80	20
75*75	40*85	20
75*75	40*85	20
	45*200	

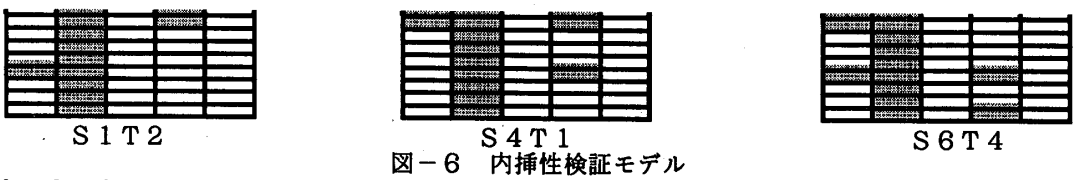
部材断面一覧

基礎バネ	1000	tf/cm
引き抜き耐力	50	tf
圧縮耐力	1000	tf
コンクリート設計規準強度	240	kgf/cm2

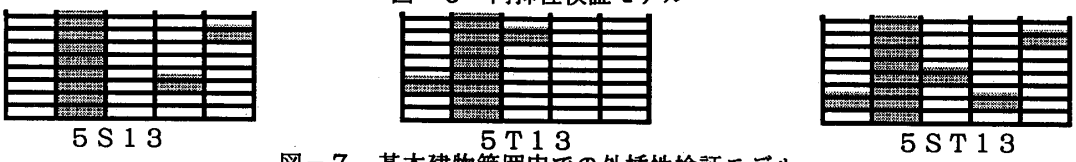
図－４　基本建物モデル



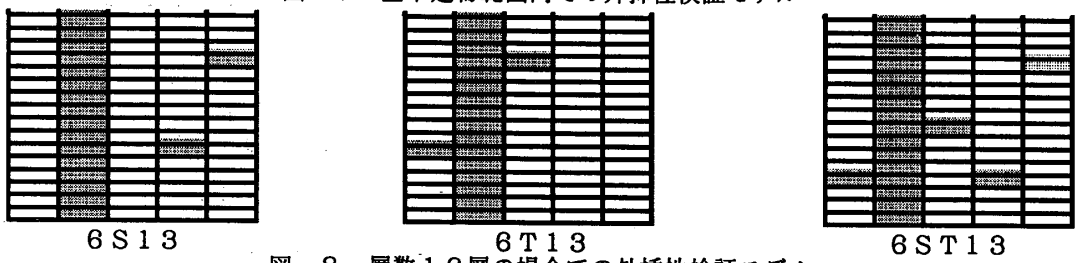
図－５　学習用壁配置モデル



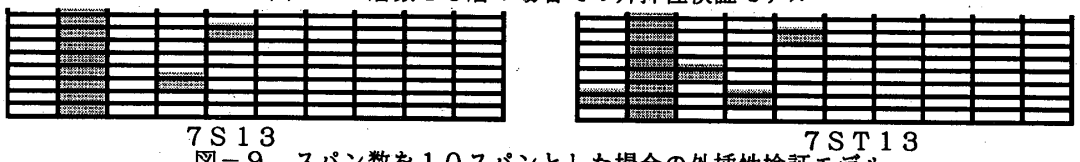
図－６　内挿性検証モデル



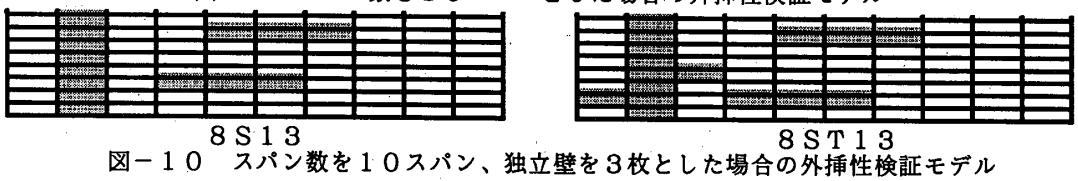
図－７　基本建物範囲内での外挿性検証モデル



図－８　層数１６層の場合での外挿性検証モデル



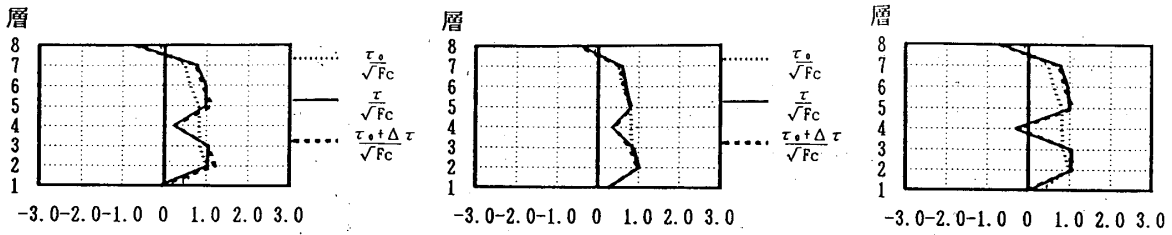
図－９　スパン数を１０スパンとした場合の外挿性検証モデル



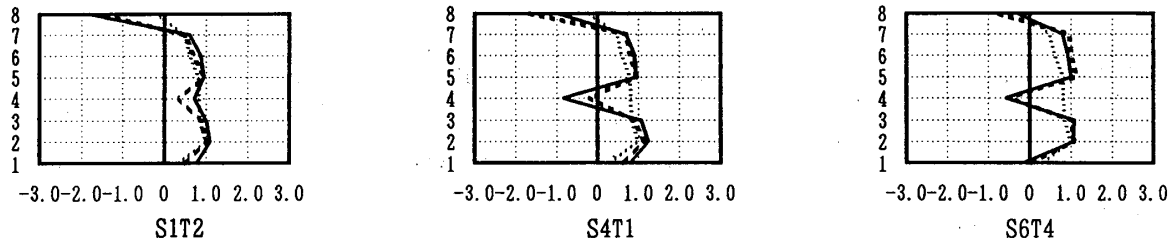
図－１０　スパン数を１０スパン、独立壁を３枚とした場合の外挿性検証モデル

NII-Electronic Library Service

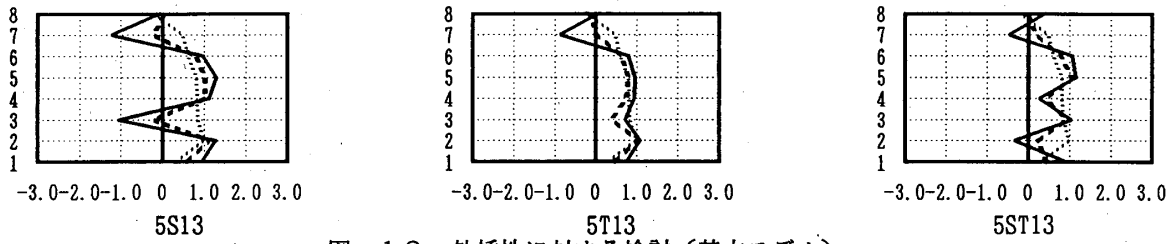
Architectural Institute of Japan



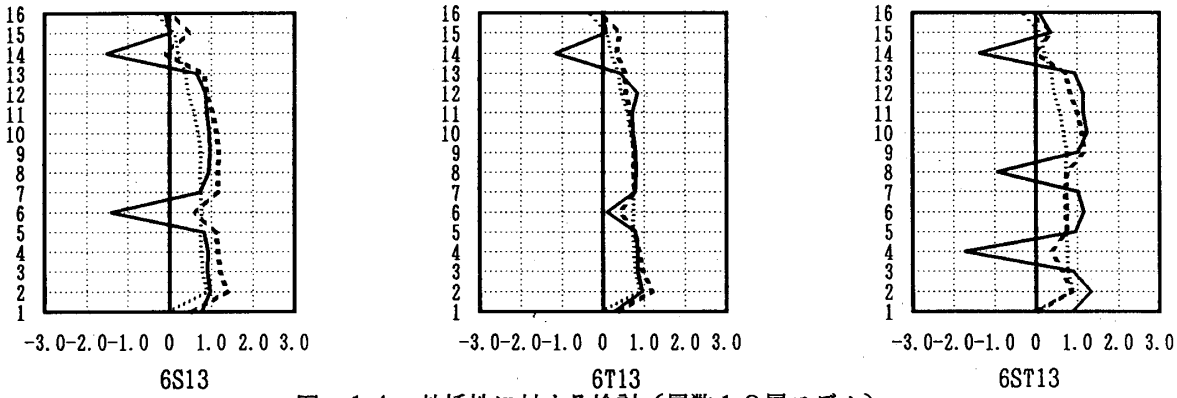
図－１１　再現性に対する検討



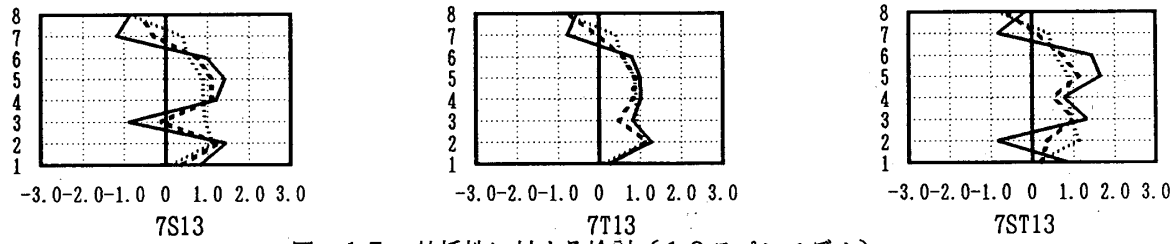
図－１２　内挿性に対する検討



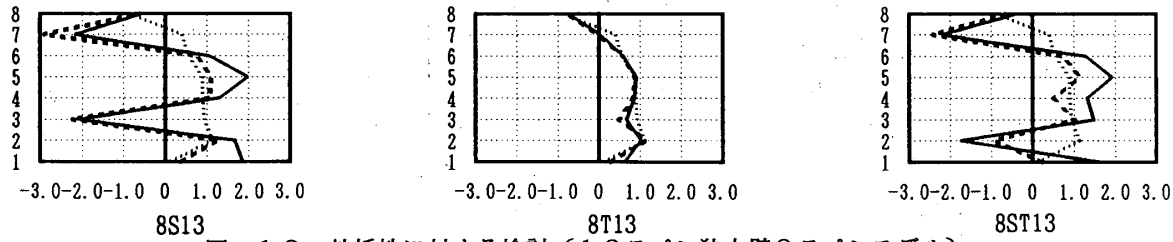
図－１３　外挿性に対する検討（基本モデル）



図－１４　外挿性に対する検討（層数１６層モデル）



図－１５　外挿性に対する検討（１０スパンモデル）



図－１６　外挿性に対する検討（１０スパン独立壁３スパンモデル）

…… 基本連層壁応力度　$\tau_0/\sqrt{Fc}$
——— 解析により求めた連層壁応力度　$\tau/\sqrt{Fc}$
－－－ 推定された連層壁応力度　$(\tau_0+\Delta\tau)/\sqrt{Fc}$

（1993年7月8日原稿受理，1993年12月20日採用決定）

NII-Electronic Library Service