論文　圧縮強度に及ぼす各種影響因子の感度解析

鹿毛　忠継[*1]・阿部　道彦[*2]

要旨：データベース化された既存のコンクリート試験結果とニューラルネットワークを用い，コンクリートの圧縮強度に及ぼす使用材料や調合などの影響に関する感度解析を実施し，その有効性を検証した。コンクリートの使用材料，調合の中から選定した説明因子と圧縮強度との相関は，データの偏りが存在しても良好であったが，感度解析において，説明因子によっては，圧縮強度に及ぼす実際の影響度とは異なる場合もあった。そのため，経験者の判断や実験等による検証はまだ必要であると考えられるが，コンクリートの調合設計のための新しい材料選定手法の可能性を示すことができた。

キーワード：圧縮強度，調合，データベース，ニューラルネットワーク，感度解析

1.　はじめに

骨材資源の枯渇やそれらに替わる新材料・再生材料等の開発に伴い，これまでの知見や経験によるコンクリートへの要求性能を満たすコンクリートの調合設計は，見直さざるを得ない状況にある。一方，性能設計という観点からは要求性能を満たすための材料の選択には広範な自由度が存在すべきである。そのためには，使用材料の特性からコンクリートの性能が予測できる必要がある。本研究では，コンクリートの基本性能である圧縮強度に着目し，既存の試験結果とニューラルネットワークを用い，コンクリートの圧縮強度に及ぼす使用材料や調合などの影響を定量的に評価しようとしたものである。

本研究では，高強度・高流動コンクリートを対象とし，構築されたデータベースからニューラルネットワークの計算に用いるデータの整理を行った。次に，圧縮強度に影響を及ぼすと考えられる説明因子を抽出し，対象となるデータの選定とデータの変換を行った後，ニューラルネットワークの計算を行った。計算は，ニューラルネットワークを構成する変数を定めるための「学習」と，学習したニューラルネットワークの一般性を評価するための「検証」を実施した。最後に，学習したニューラルネットワーク用いて，目的因子である圧縮強度に対する各説明因子の影響について定量的評価を試みた。

2.　データの選定と計算結果

2.1　対象としたデータベース

本研究では，日本建築学会大会梗概集（1990～99 年）において発表された高強度・高流動コンクリート関連文献に基づいて構築した性能データベースのうち，3023 データ（90～93 年分）を対象とした。データベース項目は，材料（セメント，細・粗骨材，混和材・剤の種類・品質），調合（W/C(B)，スランプフロー，空気量，単位水量，粗骨材かさ容積，細骨材量，等）である。

2.2　圧縮強度の説明因子とデータの選定

(1)　説明因子の選定

データベースに入力されている項目中から，圧縮強度の説明因子となる項目の抽出と，それらが全て揃っているデータの選定を行った。説明因子は，材料に関して，1)セメント種類，2)細・粗骨材の産地・種類・吸水率，3)混和材種類，調合に関して，1)単位水量，2)単位セメント量（すなわち W/C(B)），3)単位混和材量，ならびに養生方法とした。なお，説明因子は，圧

*1 国土技術政策総合研究所　建築研究部　Ph.D　(正会員)
*2 工学院大学　工学部建築都市デザイン学科　工博　(正会員)

縮強度に対する影響が大きいと考えられるものを既往の知見などに基づいて選定した。

(2)データの選定

選定した説明因子が全て入力されているデータ数は 252 データであったが，本研究では，以下の条件でニューラルネットワークの計算に用いるデータの絞り込みを行った。

1)セメント種類として普通ポルトランドセメントを用いているもの，2)細骨材・粗骨材の産地・種類として１つの産地・種類のみを用いているもの，3)混和材として１種類のみを用いているもの，4)養生方法として標準水中養生を行っているもの，である。さらに，各データにおける細・粗骨材の産地が全データの中で１種類のみのものを除いた残りの 216 データをニューラルネットワークの計算で用いるものとした。

選定したデータは，細・粗骨材の産地・種類（例えば，細骨材：大井川産 82 件，川砂 143 件，粗骨材：青梅産 168 件，砕石：214 件，等）のように，全データの半数以上がある項目に集中しているものがあった。**図－１**は，説明因子の一つである骨材種類と圧縮強度の関係を示したものであるが，これについては，感度解析と併せて考察する。

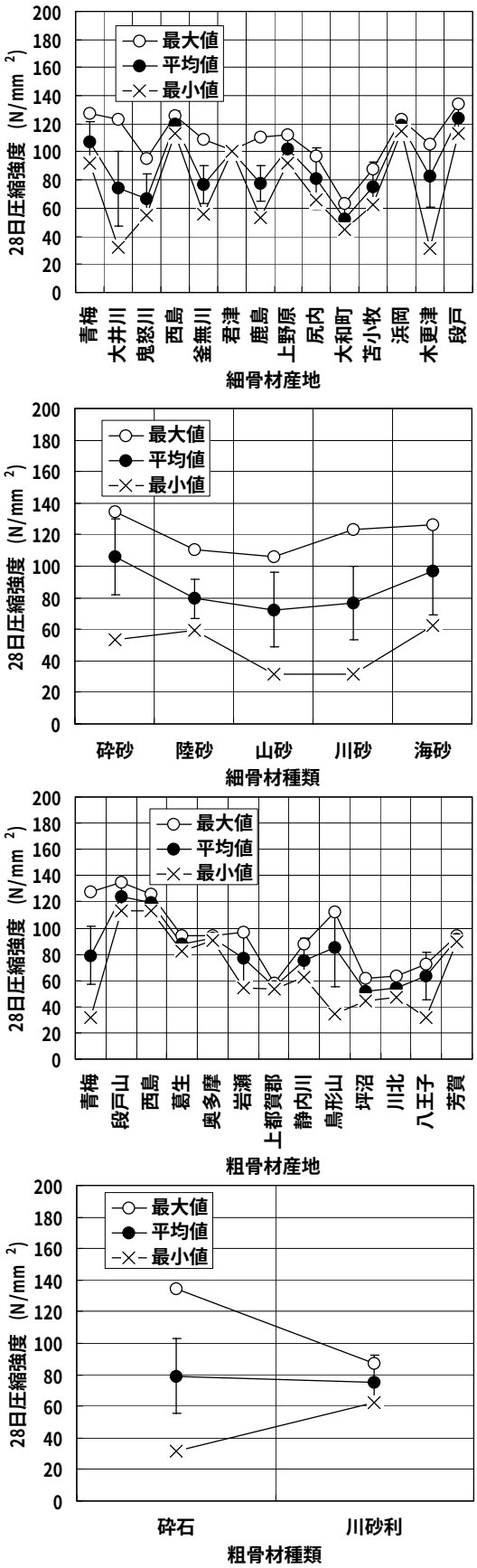
2.3　ニューラルネットワークによる計算

(1)　ニューラルネットワークの概要

ここでは，入力層，中間層，出力層からなる階層型ニューラルネットワークを用いた。伝達関数としては,正接シグモイド関数を用い,「過学習」を避けるための「正則化」の手法を用いた。また,中間層のニューロンの数については,入力層と同数（42 個）とした場合と，これまでの実積に基づいて入力層の 1.5 倍 [1)]（60 個）とし，計算結果の比較を行った。なお，出力層のニューロンの数は説明因子が圧縮強度（28 日強度）のみであることから 1 個となる。

(2)　ニューラルネットワークの計算結果

選定した 216 データのうち，任意に選んだ 22 データを検証用として用い推定精度を算定し，残りの 194 データを学習に用いた。



図－１　骨材種類と圧縮強度

まず,中間層のニューロン数を 42 個とした場合，学習回数 100 回程度で圧縮強度(-1～1 にス

ケーリングしたもの)の平均二乗誤差は下限を示し，学習データの平均二乗誤差は 1.51，検証データは 0.44 であった。また，出力に対して影響の大きいパラメータの数についても，学習回数 100 回程度で有効なパラメータ数は変化しなくなり，有効パラメータ数は 54 個となった。

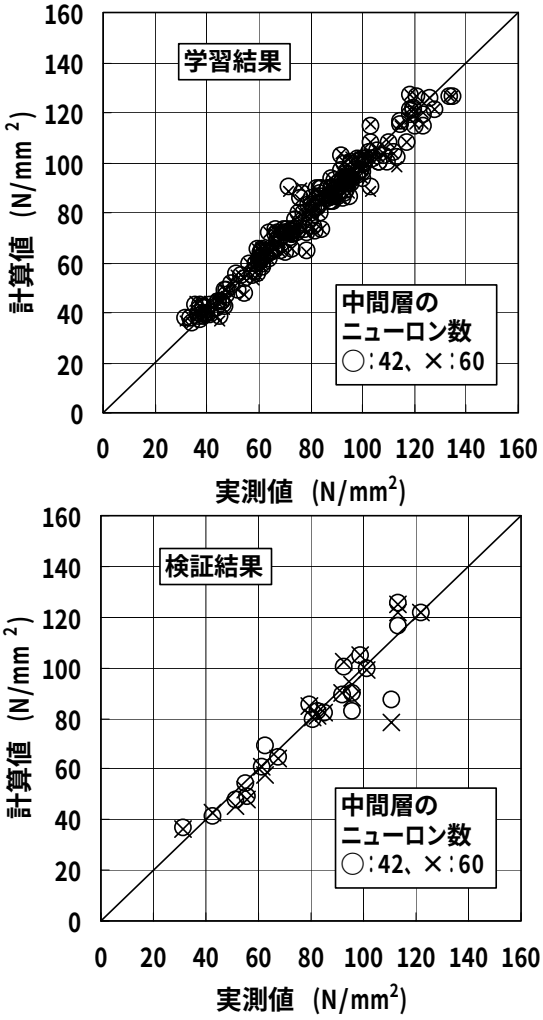
図－２には，学習データについて，圧縮強度の実測値とニューラルネットワークが判断した計算値との関係を示す。相関係数は 0.96 以上，平均誤差は 4.5(N/mm^2)となり，ニューラルネットワークの学習結果は非常に良好であると判断される。また，検証データについても非常に高い精度で推定している結果となった。

同様に, 中間層のニューロン数を 60 個とした場合，学習回数 300 回程度で平均二乗誤差，および有効パラメータ数は変化しなくなり，平均二乗誤差は，学習データでは 1.57，検証データでは 0.62，平均誤差は 4.6(N/mm^2)となった。ニューロン数が 42 個の場合と比較すると, 検証データに対する平均二乗誤差が大きくなったが, 有効パラメータ数は 53 個となり, 中間層のニューロンの数によらずほぼ一定である結果となり, ニューロン数が 42 個の場合と比較しても, 学習結果および検証結果に顕著な違いは認められない。これは，正則化手法 [2)]の１つの特徴であると考えられ，中間層のニューロンの数をある程度大きく設定して計算することで，過学習を避けられると同時に，説明因子と目的因子の適切な非線形近似を行うことができるものといえる。ただし，ニューロン数，すなわちパラメータ数を大きくすると，計算が収束するまでの学習回数は多くなる。

3.　ニューラルネットワークによる感度解析

3.1　感度解析の方法

ニューラルネットワークを用いた感度解析は, 各説明因子（入力項目）が単独に変化した場合の圧縮強度（出力項目）の変化を算出することで行った。具体的には，単位水量や単位セメント量などの数値データについては各データの平均値を基本ケースとし，着目する説明因子だけを平均値±標準偏差の範囲で変化させ，そのときのニューラルネットワーク出力の変化を計算した。また，細骨材産地や種類などの数値データ以外については，最も多いケース（最も多い産地や種類など）を基本として，産地や種類が変化したときの圧縮強度の変化を算出した。



図－２　圧縮強度の実測値と計算値

3.2　感度解析結果

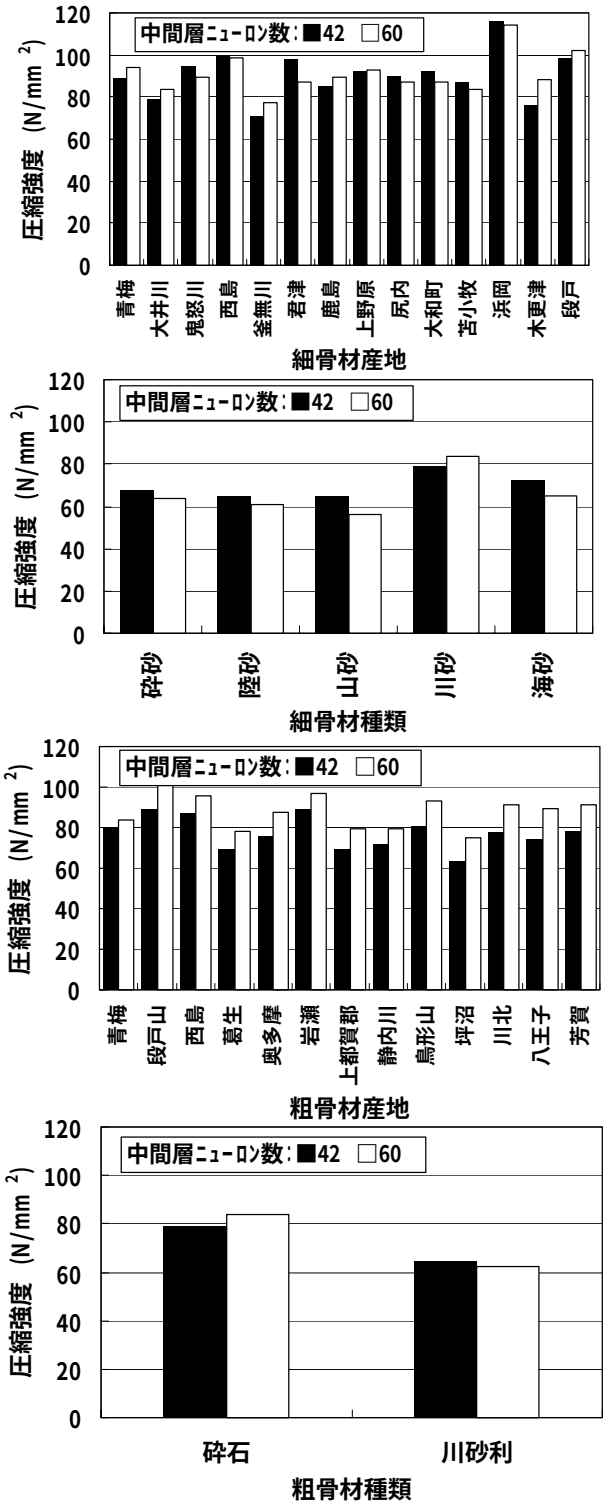
学習を終えたニューラルネットワークを用いて，出力項目である圧縮強度に対する各説明因子の感度解析を実施した結果を**図－３**に示す。中間層のニューロン数を 42 個ならびに 60 個とした場合の学習回数は, 730 回と 1000 回であった。両ケースとも，解析結果としては同様な傾向を示した。

ここで，学習に用いたデータの説明因子と圧縮強度の関係と比較すると（**図－１**参照），細骨材産地については,学習データでは段戸,西島,浜岡産の順に圧縮強度が高くなり，感度解析結果では圧縮強度が高くなる産地の順序（浜岡,西島，段戸）が異なった。また，学習データでは鬼怒川産と大和町産を用いたコンクリートの圧縮強度は平均的に低いが，感度解析結果ではこれらの産地を用いたコンクリートの圧縮強度は高くなった。また，細骨材種類については，学習データでは，砕砂を用いた場合に圧縮強度が高く，川砂では低くなる傾向であったが，感度解析結果ではその傾向が逆となった。

粗骨材に関しては，感度解析結果では，段戸産，岩瀬産，西島産の順で圧縮強度が高く，砕石を用いた場合に圧縮強度が大きくなった。学習データでは，段戸，西島産は同様の傾向であるが，岩瀬産はその逆となっていることが分かる。川北産，八王子産の粗骨材を用いた場合も同様に，感度解析結果では圧縮強度が高くなる結果となるが,学習データではその逆となった。

以上のことは，ニューラルネットワークが使用材料以外の説明因子の影響も取り込んで使用材料の影響特性を抽出したためではないかと考えられる。ただし，計算で考慮する範囲のデータに偏りがある場合についても，各説明因子の特性はおおよそ抽出可能であると考えられる。

表－１には，感度解析結果から得られた各説明因子に対する圧縮強度の変化量をまとめたものを示している。細・粗骨材の産地・種類，混和材の種類に対する圧縮強度の変化量は，それぞれの感度解析結果の最大値と最小値の差を示している。細・粗骨材の吸水率，単位水量・セメント量・混和材量については，各説明因子の（平均値-0.5×標準偏差）に対する圧縮強度から（平均値+0.5×標準偏差）に対する圧縮強度を引いたものを，各説明因子の標準偏差で除したものをまず算出し（表中の()内の数値），その値に各説明因子の（最大値-最小値）を乗じた値を示している。すなわち，各説明因子の平均値

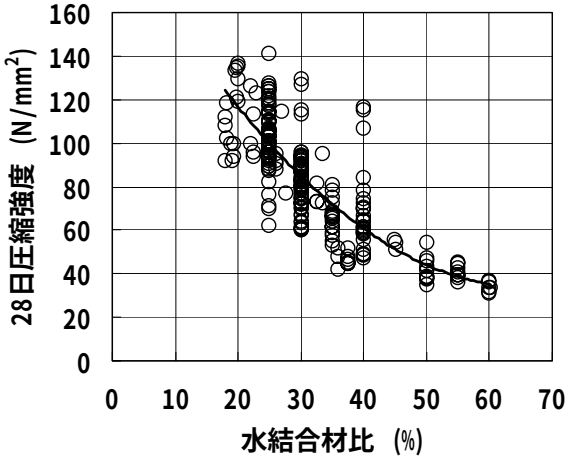


図－３　感度解析結果

での圧縮強度の平均勾配を求め，その勾配に基づいて説明因子が最大から最小まで変化するときの圧縮強度の変化量を示している。中間層のニューロン数が異なると，細骨材産地・種類，粗骨材種類，混和材種類，単位混和材料については，圧縮強度の変化量の違いが大きくなる。

表－１　説明因子ごとの圧縮強度の変化量

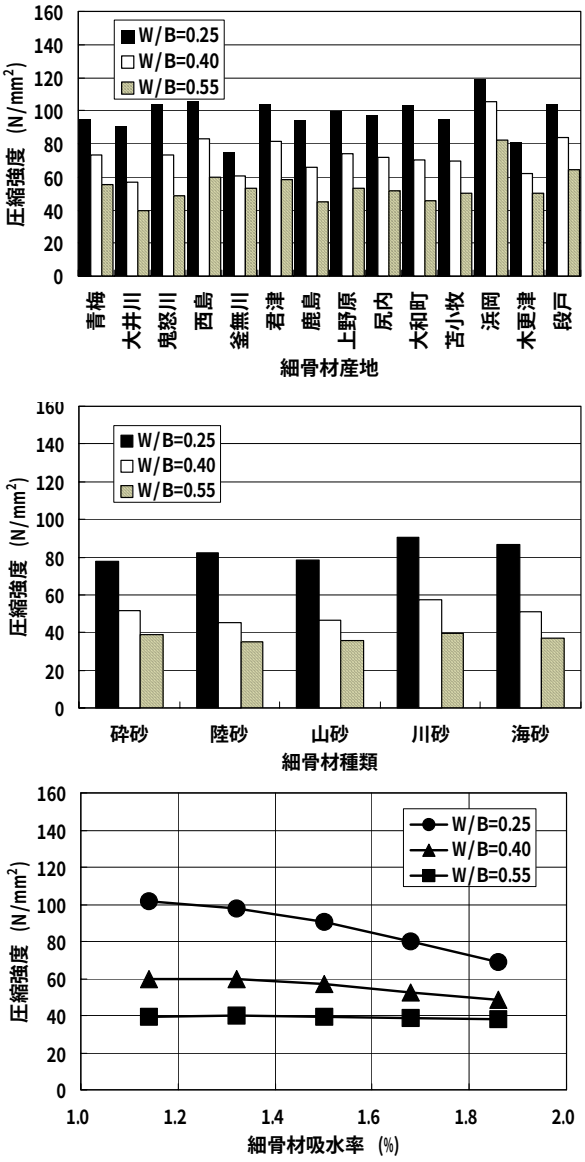
説明因子	圧縮強度の変化量(N/mm²)		①/②
	中間層ﾆｭｰﾛﾝ 42 個 ①	中間層ﾆｭｰﾛﾝ 60 個 ②	
細骨材産地	45.2 (70.7～115.9)	37.0 (77.1～114.1)	1.2
細骨材種類	14.3 (64.8～79.1)	28.0 (55.9～83.9)	0.5
細骨材吸水率	59.4 (35.8)	55.3 (33.3)	1.1
粗骨材産地	25.6 (63.3～88.9)	26.5 (75.1～101.6)	1.0
粗骨材種類	14.8 (64.3～79.1)	21.7 (62.2～83.9)	0.7
粗骨材吸水率	34.1 (22.6)	34.1 (22.6)	1.0
混和材種類	27.2 (70.5～97.7)	35.3 (70.6～105.9)	0.8
単位水量	45.0 (0.57)	47.4 (0.60)	0.9
単位セメント量	84.3 (0.15)	78.7 (0.14)	1.1
単位混和材量	75.6 (0.18)	92.4 (0.22)	0.8



図－４　水結合材比と圧縮強度の関係

3.3　水結合材比に着目した感度解析結果

図－４に示すように，圧縮強度のばらつきは水結合材比が小さくなるのに従い大きくなる傾向にある。そこで，W/B=25,40,55%において，水と結合材以外の説明因子に着目した感度解析を行い，ばらつきの再現性について検討を行った。感度解析の方法は，前項と同様であるが，着目する説明因子は単位水量,単位セメント量，ならびに単位混和材料以外のものとした。中間層のニューロン数を 42 個とした場合の結果を**図－５，６**に示す。なお，ニューロン数を 60



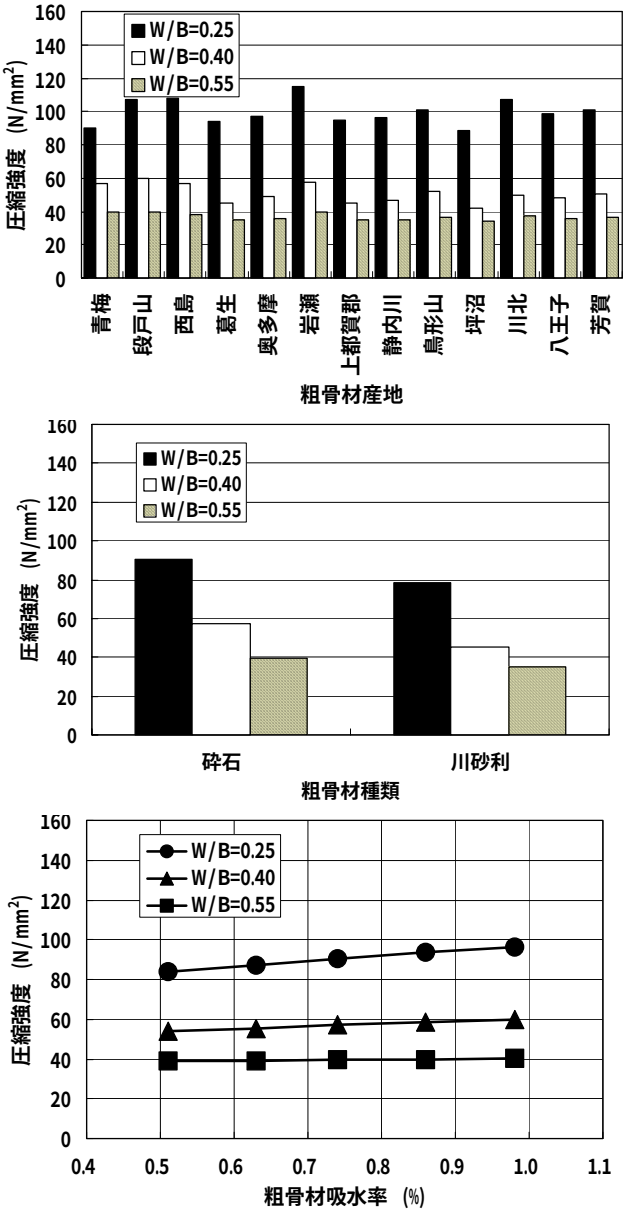
図－５　感度解析結果（細骨材）

個とした場合でも感度解析の結果に顕著な違いはなかった。各説明因子とも水結合材比の違いによる圧縮強度のばらつきの違いを再現していることが確認できる。この結果から，ニューラルネットワークは圧縮強度に及ぼす各説明因子の影響を適切に認識しているものと考えられる。

4.　まとめ

本研究において得られた知見を以下に示す。

(1)　コンクリートの使用材料，調合の中から選定した説明因子と圧縮強度との関係をニューラルネットワークに学習させた結果，圧縮強度の実測値とニューラル



図－６　感度解析結果（粗骨材）

ネットワークの判定値との相関係数は 0.96 以上，平均誤差は約 4.6N/mm^2 となり，学習は良好なものであった。今後，他のデータによる検証を行い，ニューラルネットワークの一般化性や推定精度について再検討する必要がある。

(2) ニューラルネットワークによる感度解析によって，圧縮強度に対する使用材料や調合の影響を定量的に示すことができた。ただし，細・粗骨材の産地・種類，あるいは混和材種類のように，学習データからみた各因子と圧縮強度との関係とは異なる傾向があるものもあり，ニューラルネットワークは他の因子の影響も含めた各説明因子の影響特性を抽出している可能性もあると推察さる。

(3) 細・粗骨材の産地・種類のようにデータに偏りを持った因子（項目）も存在した。しかし，計算で考慮する範囲のデータに偏りがある場合についても，各説明因子の特性は抽出可能である。

(4) 正則化による学習により，過学習を避けると同時に，中間層のニューロンの数によらずほぼ同様の学習結果を得ることができた。これは，これまで過学習を避けるために中間層のニューロン数や学習回数などを試行錯誤的に定めていた作業を省略できる可能性を示している。

今後，データベースやニューラルネットワーク等を用い，耐久性や良好な施工性などの様々な要求性能に関しても本研究と同様な検討を行うことで，コンクリートの調合設計のための新しい材料選定手法の可能性をさらに示すことができると考えられる。ただし，解析結果についての経験者の判断，あるいは実験等による検証はまだ必要であると考える。

謝辞

本研究で使用したデータベースの作成については，BRIC 勉強会「高性能コンクリートの性能評価に関する研究」のメンバーの協力を得て作成したものであり，謝意を表します。

参考文献

1) 山本広祐：3 層ニューラルネットワークの中間層ユニット数の決定方法について，土木学会第 47 回年次学術講演会，pp.1286-1287，平成 4 年 9 月

2) Noboru Murata：Network Information Criterion –Determining the Number of Hidden Units for an Artificial Neural Network Model，IEEE Trans.on Neural Networks,vol.5,No.6,Nov.1994