土木学会第50回年次学術講演会（平成7年9月）

I －255

ニューラルネットワークを用いた多目標最適構造設計

東急建設（株） 正 員 ○杉村 元
八戸工業高等専門学校 正 員 斉藤 進
早稲田大学理工学部 正 員 依田 照彦

1．はじめに

従来の構造最適化手法の多くは、複数の競合関係にある設計目標の内一つを目的関数に選び、残りを制約とした単一目的モデルを用いて実行されてきた。実際の設計では目標が数多く存在し一つに絞ることが難しく、多目標モデルを用いる方がより現実的である場合が多い。そこで、学習により感覚的評価や陽に関数関係を表現できない問題を扱うことのできる階層型ネットワークを用いた単一目的の最適化手法が開発されている現状に鑑み[1]、本報告では階層型ネットワークを用いた多目標最適化について考察し、数式で表現し難い関係をも学習できるニューラルネットワークの性質を生かした多目標最適設計の可能性を模索する。

2．階層型ネットワークによる多目標最適化

階層型ネットワークによる多目標最適化の手順は以下のようになる。

1) 決定変数に等しい数の入力信号$\mathbf{v}^0$と１つの出力信号をもつネットワークＮＮ$_i$(i=1,2,･･･,n)を目的関数、制約条件の数だけ準備し、それぞれの写像関係をネットワークに学習させる。

2) 1)で得られたネットワークＮＮ$_i$を図１に示すように結合すれば、ある入力信号に対してそれぞれの関係の写像値を与えるようなネットワークＮＮ$_{mo}$が得られる。

3) 各々の目標（制約）に対して目標値と目標の内容(＝,≧,≦)を設定する。

4) 目標（制約）を優先順位付けし、同じ優先順位内の目標にも重要度に応じて重みを付ける。最も高い優先度は制約式のない場合を除き常に絶対制約式に対して用いる。

5) 出力層においてそれぞれのネットワークが表現している条件に応じた誤差信号Δv^Nを与える。すなわち、等式条件Ｈ（Ｄ）＝Ｈ*の場合、誤差エネルギを

$$E_H=\frac{1}{2}(v^N-H^*)^2 \qquad (1)$$

不等式条件Ｇ（Ｄ）≦Ｇ*の場合、誤差エネルギを

$$E_G=\begin{cases} 0 & \text{for} \quad v^N \leqq G^* \\ \frac{1}{2}(v^N-G^*)^2 & \text{others} \end{cases} \qquad (2)$$

と表す。次いで、誤差エネルギの最小化を計るため、等式条件Ｈ（Ｄ）＝Ｈ*の場合の誤差信号

$$\Delta v^N = w\frac{dE_H}{dv^N} = w\,(v^N-H^*) \qquad (3)$$

不等式条件Ｇ（Ｄ）≦Ｇ*の場合、誤差信号

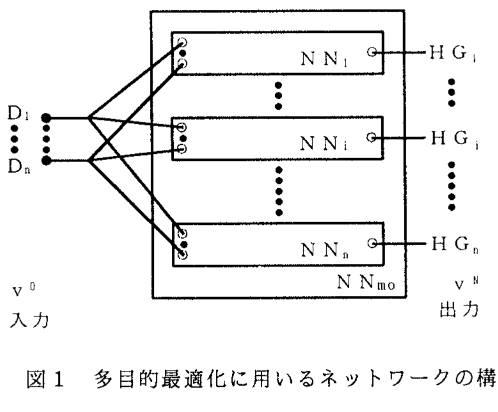


図１ 多目的最適化に用いるネットワークの構造

$$\Delta v^N = w\frac{dE_G}{dv^N} = \begin{cases} 0 & \text{for} \quad v^N \leqq G^* \\ w\,(v^N-G^*) & \text{others} \end{cases} \qquad (4)$$

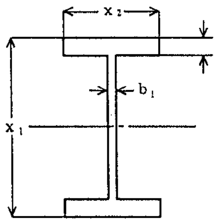
を与える。不等式条件Ｇ（Ｄ）≧Ｇ*の場合も同様に考え、誤差信号、誤差エネルギを０とする条件を逆にす

ればよい。ここに、H*、G*は目標値。wは優先順位付け、重み付けのための係数である。

6)　２)で得られたネットワークを用いて、結合係数を固定した誤差の逆伝搬と入力信号の修正を行い、この修正量が許容誤差以下になるまで修正を繰り返す。ただし、修正量は全目標についての合計をとったものである。繰り返しが終了した時点での入力信号の値が最終的な解となり、その出力値が達成された目標値を表す。

３．解析結果および考察

図２に示すようなＩ型断面の単純桁の設計問題を例題とする。設計変数はx_1、x_2、制約は、ウェブの板厚(g_1)、フランジの板厚(g_2)、中央点の応力度(g_3)の３つとした。振動数、重量、たわみの３つの目標の優先順位を６通りに変えて計算した結果を図３、表１に示す。６通りとも目標は$f \leqq f_T = 4.5$Hz, $w \leqq w_T = 6000$kgf, $\delta \leqq \delta_T = 7$cmとした。結果は目標計画法によるものと比較して小さな誤差の範囲に収まり、写像ネットワークの様々な利点や今後の発展性を考えると、工学的な問題においては十分利用価値のある結果が得られたと思われる。ただし、問題によっては実際の解とかけ離れた解の得られるときもある。これは、重み関数の与え方によって異なる目標が解を逆方向に引っ張ろうとして、個々のネットワークからの入力信号の修正量に対して、その和をとった全体のネットワークの修正量が著しく小さくなる場合に生じる。



スパン　：$L=3000$cm
荷重　：$P=20000$kgf
弾性係数　：$E=2.1\times10^6$ kgf/cm^2
単位体積重量　：$\rho=7.8\times10^{-3}$ kgf/cm^3
重力加速度　：$g=980$cm/s^2
板厚　：b1=1cm
　　b2=2cm

図２　桁断面と計算のための諸元

表１　計算結果

目標達成の優先順位	目標計画法の解 x_1(cm)	x_2(cm)	収束点	収束値(cm) x_1	x_2	収束点	振動数f (Hz)	重量w (kgf)	たわみδ (cm)
f → w → δ	122.7	35.5	B	123.9	34.8	1	4.50	6023	8.11
f → δ → w	118.3	47.4	C	119.0	45.6	2	4.50	6904	7.15
w → f → δ	128.4	33.0	F	125.0	34.3	3	4.53	6006	8.03
w → δ → f	137.8	30.6	A	136.8	31.3	4	4.82	6002	7.04
δ → f → w	118.3	47.4	C	118.4	47.1	5	4.50	7035	7.04
δ → w → f	137.8	30.6	A	137.0	31.3	6	4.83	6003	7.02

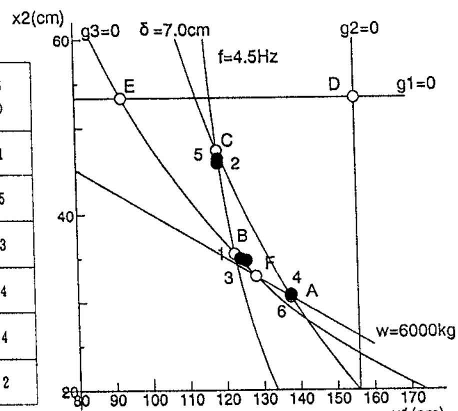


図３　設計変数空間

４．あとがき

本研究では、数式で表現できる小規模な問題について階層型ネットワークによる多目的最適化が可能であることを示すにとどまったが、階層型ネットワークによる最適化手法は、感覚的評価や、数式で表現し難い関係を含む最適化問題を解く場合には特に有効であると考えられる。また、ネットワークの学習時間は、変数の数が増加してネットワークの規模が大きくなったとしてもそれ程増えないことが確認されており[1]、大規模で実用的な問題に適用する場合には慣用的な数理計画法の手法を用いた場合と比較して計算時間が逆転することも考えられる。コンピュータの性能の向上や、研究の進展に伴い、ニューラルネットワークによる最適化手法の可能性はさらに広がるものと思われる。

【参考文献】
1)　矢川元基編：ニューラルネットワーク、培風館、1992