化学成分に基づく被削性と切削条件の推論 (第1報)*

——被削性に及ぼす化学成分の影響について——

関 口 博** 小森谷 廣子*** 出 口 貴 久†

Reasoning of the Machinability and Cutting Condition Based on the Chemical Compositions of Material (1st Report)
— Influence of the Chemical Composition on Machinability —

Hiroshi SEKIGUCHI, Hiroko KOMORIYA and Takahisa DEGUCHI

Machining condition of a material is usually determined by considering its classification and hardness. To choose optimal condition, it is necessary to take its chemical composition into account. Chemical components have big influences to machinability of a material. However, correlation between chemical composition and machinability is not clear. The objective of this research is to establish a method for estimating machinability of a material and for choosing optimal machining conditions on the basis of chemical composition and mechanical properties. This article describes the results of multiple regression analysis on samples of die-steel and super alloy, in which machinability is used as a criterion variable and chemical components and hardness are used as explanatory variables. By the analyses of groups of samples, classified by the differences of chemical composition, 2 or 3 chemical components and hardness have been proved to have definite correlation with machinability. Availability of FFS (Fuzzy Filtered Synapse) network in the estimation of machinability is also examined.

Key words: machinability, correlation, chemical composition, fuzzy reasoning, multiple regression analysis

1. 緒 言

構造部材を選択する場合、構造材料としての特性に加え、加工コストに直接影響する加工特性が比較評価の重要な要因である。その加工特性を代表する被削性値は、加工条件設定における目安としても利用されている。また、加工条件の設定や推論には、従来、被削材の鋼材名や硬さが利用されてきた。しかし近年、規格化学成分の含有割合を変えたり、特殊成分を加えた新合金鋼の開発が盛んで、これらの新合金鋼に対してより適切な加工条件の設定や推論を行うには、含有する化学成分やその割合を考慮する必要がある。各化学成分と被削性との間の相関関係については、大和久¹⁾によって快削鋼を対象に関係式が求められているが、その他の合金鋼については求められていない。

本研究では、化学成分と被削性との間の相関関係を明確化し、化学成分から被削性を予測推論する手法を確立すると共に、その被削性を用いて既知加工条件から加工条件の未知な被削材に対する加工条件を比較推論によって求めようとするものである。

本報告は、その被削性の予測推論手法に関するもので、各鋼材メーカーの型材用鋼材、ステンレス鋼および超耐熱合金を対象に、重回帰分析により化学成分や硬さと被削性との相関を明らかにする。また、その結果から有効である要因を用い、教示データが少数でも推論が可能とされているFFS (Fuzzy Filtered Synapse) ネットワーク²⁾による推論について述べる。

2. 重回帰分析方法

重回帰分析は、ニッケル(Ni)を含むサンプル群と、それ以外のNiを含まないサンプル群に分類し、更にNiを含むサン

Table 1 Chemical composition and hardness (SC・G)

		Content (% range)	
Chemical composition	C	0.25	1.10
	Si	0.15	0.60
	Mn	0.20	1.60
	Cr	0.00	0.90
	Mo	0.00	0.35
	W	0.00	0.50
	V	0.00	0.05
Hardness	HB	174	285

Table 2 Chemical composition and hardness (Cr・G)

		Content (% range)	
Chemical composition	C	0.15	2.40
	Cr	0.20	19.00
	Mo	0.00	9.50
	W	0.00	20.00
	V	0.00	7.20
Hardness	HB	193	470

プル群については、難削材に分類されるオーステナイト系ステンレス鋼と超耐熱合金のグループ(耐熱合金・G)と、それ以外のグループ(Ni・G)に分類して行った。また、Niを含まないサンプル群については、鋼材に基本的に含まれている化学成分である炭素(C)、けい素(Si)、マンガン(Mn)だけを含有する炭素鋼、および合金成分であるクロム(Cr)、モリブデン(Mo)、タングステン(W)、バナジウム(V)、コバルト(Co)などの成分を0.99%以下の微少量を含むグループ(SC・G)と、合金成分Crを含む全データのグループ(Cr・G)の4種類に分類した。そのSC・G, Cr・Gお

* 原稿受付 平成7年10月18日

** 正 会 員 機械技術研究所(つくば市並木1-2)

*** 正 会 員 神奈川県産業技術総合研究所(海老名市下今泉705-1)

† 正 会 員 埼玉県工業技術研究所(浦和市木崎3-10-1)

Table 3 Chemical composition and hardness (Ni・G)

		Content (% range)	
Chemical composition	C	0. 03	1. 10
	Ni	0. 25	19. 00
	Cr	0. 00	18. 00
	Mo	0. 00	5. 50
	W	0. 00	
	V	0. 00	0. 20
	Co	0. 00	9. 50
Hardness	Cu	0. 00	5. 00
	HB	139	578

よびNi・Gの各サンプルにおける化学成分の含有範囲と硬さの範囲を示したのが表1, 表2, 表3である。また, 各耐熱合金の化学成分値(重量%)を示したのが表4である。

重回帰分析は, SC・Gについては基本成分であるC, Si, Mnと微量合金成分であるCr, Mo, W, Vなどの各成分要素および硬さを説明変数とし, 被削性を目的変数とした。

Cr・GおよびNi・Gについては, CおよびCr, Ni, Mo, W, V, Coなどの各合金成分と硬さを説明変数として, また耐熱合金・Gについては, Cおよび各合金成分を説明変数として, 目的変数である被削性との間の重相関を調べた。なお, 今回は快削性に大きく影響する成分要因である硫黄(S), 鉛(Pb)についてはサンプルが得られなかったため説明変数から除外することとした。

目的変数である被削性率については, 各鋼材メーカーから公表されている相対的に10段階評価したデータ³⁾ および研究論文^{4), 5)}で発表されているデータを使用した。なお, サンプルデータの作成において, 含有化学成分量が範囲で表示されているサンプルについては, その上限値データと下限値データとの2個のサンプルとして取り扱った。

3. 重回帰分析結果

3.1 選択した全成分値を使った重回帰分析の結果

前項で選択した説明変数により, 各グループについて重回帰分析を行った結果について述べる。分析に用いた各グループのサンプル数はSC・Gが53件, Cr・Gが236件, Ni・Gが51件, 耐熱合金・Gが30件である。

SC・Gにおける回帰式は,

$$Y = 11.09 + 1.528 \cdot C - 0.01 \cdot Si + 0.0001 \cdot Mn + 0.823 \cdot Cr - 1.108 \cdot Mo - 3.679 \cdot W - 9.949 \cdot V - 0.019 \cdot HB \quad (1)$$

を得, 有意であると判定された説明変数はW, HBであり, やや有意であるとするものがCである。

なお, Si, Mnについては相関は認められず, またこれらの成分はすべてのサンプルに多少は含まれていることから, 他のグループの重回帰分析においてはこれらの成分を除外した。

Cr・Gでは,

$$Y = 9.0 - 0.29 \cdot C - 0.216 \cdot Cr - 0.115 \cdot Mo - 0.05 \cdot W - 0.097 \cdot V + 0.004 \cdot Co - 0.008 \cdot HB \quad (2)$$

Table 4 Chemical composition (Super alloy)

	C	Ni	Cr	Mo	W	Co	Cb	Cu	Fe
HS-31	0.40	10.0	25.0	0.0	8.0	55.0	0.0	0.0	1.0
N-155	0.10	20.0	21.0	3.0	2.4	19.5	1.1	0.0	30.0
S-816	0.38	20.0	20.0	4.0	4.0	43.0	4.0	0.0	3.0
16-25-6	0.10	25.0	16.0	6.0	0.0	0.0	0.0	0.0	50.0
M-308	0.08	33.0	14.0	4.0	6.5	0.0	0.0	0.0	40.0
Inconel700	0.13	46.0	15.0	3.0	0.0	29.0	0.0	0.0	0.8
Udimet500	0.05	47.0	19.0	4.0	0.0	18.0	0.0	0.0	2.0
HastelloyC	0.08	54.0	15.5	16.0	3.75	2.5	0.0	0.0	5.5
Inconel713	0.12	72.0	13.0	4.5	0.0	0.0	2.25	0.0	1.0
Nimonic75	0.12	76.0	20.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.05	2.4
Nimonic80	0.05	76.0	20.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.05	0.5
S-588	0.40	20.0	18.0	4.0	4.0	0.0	4.0	0.0	47.0
A-286	0.05	26.0	15.0	1.3	0.0	0.0	0.0	0.0	54.0
Disaloy	0.05	26.0	13.0	3.0	0.0	0.0	0.0	0.0	54.0
L-605	0.12	10.0	20.0	0.0	15.0	51.0	0.0	0.0	1.0
Incoloy901	0.05	43.0	12.8	5.7	0.0	0.0	0.0	0.0	35.0
K-42-B	0.05	43.0	18.0	0.0	0.0	22.0	0.0	0.0	13.0
Nimonic90	0.08	58.0	20.0	0.0	0.0	16.0	0.0	0.0	0.5
Hastelloy B	0.05	60.0	1.0	28.0	0.0	2.5	0.0	0.0	5.5
InconelX	0.04	73.0	15.0	0.0	0.0	0.0	0.9	0.0	7.0
HS-21	0.25	3.0	27.0	5.0	0.0	62.0	0.0	0.0	1.0
19-9DL	0.30	9.0	19.0	1.4	1.3	0.0	0.4	0.0	66.0
SUS 302	0.15	8.0	17.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	72.0
"	0.15	10.0	19.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	68.0
SUS 309S	0.08	12.0	22.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	63.0
"	0.08	15.0	24.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	58.0
SUS 316	0.08	10.0	16.0	2.0	0.0	0.0	0.0	0.0	69.0
"	0.08	14.0	18.0	3.0	0.0	0.0	0.0	0.0	62.0
SUS 321	0.08	9.0	17.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	71.0
"	0.08	13.0	19.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	65.0

Table 5 Result of multiple regression analysis

	SC・G	Cr・G	Ni・G	Super Alloy・G
Number of samples	53	236	51	30
Coefficient of determination	0.53	0.58	0.66	0.86
T-test on efficacy of variables	C	○		
	Ni		◎	◎
	Cr		◎	
	Mo	◎		
	W	◎		
	V		◎	
	Co			◎
	Cu			
	HB	◎		

◎: Strong ○: Weak

有意であると判定された説明変数はCr, Mo, HBであり, やや有意なものがWである。

Ni・Gでは,

$$Y = 7.0 - 0.93 \cdot C - 0.53 \cdot Ni - 0.11 \cdot Cr + 0.80 \cdot Mo - 12.27 \cdot V + 0.29 \cdot Co - 0.18 \cdot Cu \quad (3)$$

有意であると判定された説明変数はNi, Cr, Vである。

耐熱合金・Gでは,

$$Y = 4.471 - 2.568 \cdot C - 0.052 \cdot Ni + 0.025 \cdot Cr - 0.007 \cdot Mo - 0.043 \cdot W - 0.632 \cdot V - 0.051 \cdot Co + 13.305 \cdot Cu - 0.131 \cdot Cb \quad (4)$$

有意であると判定された説明変数はNi, Coである。

これらの結果をまとめたのが表5である。

3.2 回帰式の検討

表5に示したように, これらの重回帰式の評価の目安となる決定係数は高いとは言えない。しかし, これらの回帰式が実用上使用可能かどうかの検討を加えた。

実用上の問題として, 被削性率の予測における相対誤差範囲は±20%程度以内で十分有効であると仮定する。そして各グループのサンプルについて, 回帰式からの予測値の相対誤差を検討した。

その各グループについて, 一定範囲の誤差率(残差/実測値)に入るサンプル数の分布を表6に示した。

Table 6 Distribution of the relative errors of the estimated machinability (All variables)

Range of relative error (%)		$\geq \pm 10$	$\geq \pm 20$	$\geq \pm 30$	$\pm 30 <$
Number of samples	SC · G	37	13	1	2
	Cr · G	85	71	33	47
	Ni · G	16	18	8	9
	Super alloy · G	2	11	6	11

SC · Gにおける分布では、サンプル数の約70%を誤差率 $\pm 10\%$ 以内で、 $\pm 20\%$ 以内ではその94%を予測できており、表1に示した化学成分と硬さの範囲内において式(1)は実用的に使用することが可能である。なお、表6に示した誤差率 $\pm 30\%$ 以上の2件のサンプルについては、他のサンプルの化学成分の含有量、硬さとも同程度であるにもかかわらず、その被削性率だけが最も小さい値である。このことは、その被削性率に設定誤差が含まれているのが原因と考えられる。

Cr · Gにおける分布では、誤差率 $\pm 10\%$ 以内で予測できたのはサンプル数の約30%であり、 $\pm 20\%$ 以内では約66%である。この予測精度はやや低いが許容誤差を $\pm 20\%$ と仮定するならば、式(2)は表2に示す条件範囲において実用的に使用することは可能と考えられる。

Table 7 Relative errors of the estimated machinability (Super alloy)

Samples	Observed value	Relative errors(%) (all factor)	Relative errors(%) (specific factor)
A-286	2.7	17.4	18.1
M-308	2.0	29.5	43.0
16-25-6	3.1	5.5	4.5
Disaloy	2.5	31.6	27.6
N-155	1.5	62.0	54.0
19-9DL	4.0	10.3	0.3
S-588	1.2	77.5	190.0
Udimet 500	0.9	56.7	22.2
Inconel X	1.5	46.0	38.0
Nimonic 90	1.0	8.0	31.0
Hastelloy B	1.2	45.0	17.5
Hastelloy C	1.0	22.0	69.0
Incoloy 901	2.0	19.0	18.5
Nimonic 75	1.7	20.0	54.1
Nimonic 80	1.2	28.3	35.0
Inconel 700	0.8	25.0	38.8
K-42-B	0.8	77.5	31.3
Inconel 713	0.6	33.3	63.3
S-816	0.9	97.8	0.0
L-605	1.2	26.7	25.0
HS-21	0.6	88.3	5.0
HS-31	0.6	36.7	10.0
SUS 302	3.5	20.9	16.0
"	3.5	15.6	13.3
SUS 309S	4.8	10.9	19.4
"	4.8	14.8	22.5
SUS 316	4.6	10.1	13.8
"	4.6	12.0	18.0
SUS 321	5.0	13.9	19.7
"	5.0	18.6	23.6

Ni · Gにおける分布では、誤差率 $\pm 10\%$ 以内で予測できたのはサンプル数の約30%であり、 $\pm 20\%$ 以内ではその約53%しか予測できなかった。このため、式(3)をそのまま実用的に使用することは不可能である。

また、耐熱合金 · Gにおける分布では、誤差率 $\pm 10\%$ 以内ではサンプル数のわずか7%程度で、 $\pm 20\%$ 以内でもその

約43%でしかない。そこで耐熱合金 · Gの各サンプルごとに、被削性率の実測値と式(4)による予測値の相対誤差率を示したのが表7で、その誤差率は他の鋼材グループの誤差率と比較して平均的に大きい。その原因は、比較した実測値が他のグループのそれと比較して小さいため、残差の絶対値で見ると他のグループの残差値と大きな差は認められない。

3.3 特定変数による回帰式

説明変数を減少させ、より有効な回帰式を得るため各グループについて、表5で有意性有り判定された変数だけを用いて重回帰分析を行った。その結果の回帰式は以下の通りである。

SC · Gにおける回帰式は、

$$Y = 10.253 + 1.987 \cdot C - 3.081 \cdot W - 0.017 \cdot HB \quad (5)$$

Cr · Gにおける回帰式は

$$Y = 9.02 - 0.241 \cdot Cr - 0.164 \cdot Mo - 0.065 \cdot W - 0.009 \cdot HB \quad (6)$$

Ni · Gにおける回帰式は

$$Y = 6.75 - 0.174 \cdot Ni - 0.157 \cdot Cr - 14.863 \cdot V \quad (7)$$

耐熱合金 · Gにおける回帰式は

$$Y = 4.446 - 0.048 \cdot Ni - 0.06 \cdot Co \quad (8)$$

を得た。

Table 8 Distribution of the relative errors of the estimated machinability (Specific factors)

Range of relative error (%)		$\geq \pm 10$	$\geq \pm 20$	$\geq \pm 30$	$\pm 30 <$
Number of samples	SC · G	34	17	0	2
	Cr · G	72	84	29	51
	Ni · G	15	12	12	12
	Super alloy · G	4	10	5	11

また、3.2節と同様に誤差率の分布を求めた。その結果を示したのが表8である。この特定変数による予測値の誤差率分布と、表6に示した全変数によるその誤差率分布はNi · Gを除きほぼ同じである。Ni · Gでは、特定変数による予測誤差率が $\pm 20\%$ 以内ではサンプルの数の約53%であり、全変数によるそれと比較して予測精度は10%程度悪い。しかしながら、すべてのグループにおいて被削性の予測に特定変数を使用することが可能であると考えられる。

耐熱合金 · Gについては、各サンプルごとの誤差率を表7に示した。その誤差率は全体的に大きな値を示している。これはサンプルの数が少なく回帰式そのものの信頼精度が低いことが考えられる。

3.4 比較と検討

各グループの2つの回帰式について検討し、各変数による被削性への影響について、一般に得られている知見と比較する。

SC · Gでは、回帰式(5)が実用上利用できる。適用の範囲は表1に示した通りである。このことは、式(1)に示したSi, Mn, Cr, MoおよびVの被削性への影響は無視でき、Cはその含有範囲内において含有量が多い程被削性を良くする。また、Wはその含有量が0.5%程度でも被削性を低下させ、硬さも硬い程被削性を低下させる。

Cr · Gでは、表2に示した含有成分範囲においてCおよびVの被削性への影響は小さく無視でき、被削性に影響をおよぼす変数の内、Cr, MoおよびWはその含有量が多い程被削性を低下させる。これらの成分は鋼中において硬質の炭化物を作り、更に、Cr, Wは高温特性に優れ、一般に被削性を悪くする元素といわれており、これを証明した結果となっている。ま

た硬さも被削性を悪化させる大きな要因となっている。

Ni・Gについては、他のNiを含まないグループと比較してその予測精度は低く、また特定変数による予測精度は、全変数による予測精度よりも低い。その原因は明らかではない。なお、重回帰分析に用いたサンプルの範囲内で被削性に大きく影響を及ぼすのがNi, Cr, Vで、いずれもその含有量が増加するに伴って被削性を低下させている。そのNiは化学的活性が強く延性も大きく、Cr, Vは硬質な炭化物を生成する元素である。また、Ni, Crは高温特性にも優れており、被削性を低下させる原因となっている。

耐熱合金・Gについては、表7に全変数と特定変数による予測値の誤差率を示した。両者の比較から、一定の傾向は認められない。従って、更に多くのサンプルで分析する必要がある。

また、鉄基耐熱合金のサンプルN-155 およびS-588 はどちらの予測においても誤差率が50%以上と非常に大きい。この原因については化学成分の構成比較により検討を行ったが明確な相違は認められなかった。むしろ、被削性率に設定誤差がある場合にはその絶対値が小さいために誤差率が大きくなることが考えられる。

4. FFSを使った被削性の推論

線形の回帰式を固定する予測と異なり、FFSネットワークの利用は更に有効な推論の可能性があると考えられる。

4.1 学習／推論の方法

教示データによる学習では、入力データである化学成分と、出力である被削性率(MR)との関係が、図1に示すようなFFSネットワーク構造に変換される。このネットワークは台形状のメンバーシップ関数(MF)と、出力にどのMFが大きく寄与するかを規定する重みを基本構成要素としている。そして入力データの各因子(化学成分)について生成されるMFと重みの一連の組により、図2に示すパターンセット(PS)が構成される。このPSは、教示データのMRに対応して、また各因子の値の違いによって複数のPSが構成される。また各MRに対応して作られた複数のPSから構成して作られるのがパターンテーブル(PT)である。また、出力データであるMRについてもMFおよびPSが生成され、それが入力データ側のPTに対応付けられる。

学習つまりFFSネットワークの生成は、教示データをバッファに蓄積し、ある一定数蓄積(今回は2個)した段階で平均値と標準偏差を算出して、これを基にMFの形状が決定される。それ以降、データがバッファに入力されるごとにそのデータを

Fig. 1 Generation of FFS network by learning

Fig.2 Example pattern set

基にMF形状の変更が行われる。また、PSの拡張、重みの学習も教示データと学習のためのパラメータに基づいて自動的に行われる。

推論では、入力の各因子の値とMFを照合して、その合致度(入力値との関係の強さ)が計算され、更にPSにおいて各MFの合致度に対して重みを用いて合成(相乗平均)される。そしてPTにおいて複数のPSから出力される合致度の中で最も大きな値と、PTに対応したMRがその合致度の大きさに応じて出力される。なお推論MRは、各PTから出力された中から合致度の大きさに応じて合成される。

なお学習のための教示データは、耐熱合金グループを対象に、そのMRの最大値および最小値を含む15件のサンプルを抽出して作成した。

推論は、全成分と重回帰分析で相関があると判定された特定成分の2種類について行った。その教示データの内容は、表4に示した全成分値と被削性率、および特定成分のNi, Coの値と被削性率である。また推論データは、全成分値と、化学成分のNiとCoの値で、耐熱合金グループの教示データを含む全サンプルを対象に行った。特定成分による教示及び推論に用いたデータ内容を示したのが表9である。

Table 9 Teaching data and result of the reasoning

	Work material	Teaching and reasoning data			Relative error (%)	
		Ni	Co	MR	specific factor	all factors
Teaching	HS-31 ①	10.0	55.0	0.6	66.6	68.3
	N-155 ②	20.0	19.5	1.5	36.6	38.0
	S-816 ③	20.0	43.0	0.9	5.5	5.0
	16-25-6 ④	25.0	0.0	3.1	16.1	34.5
	M-308 ⑤	33.0	0.0	2.0	30.0	3.5
	Inconel 700 ⑥	46.0	29.0	0.8	16.2	16.2
	Udimet 500 ⑦	47.0	18.0	0.9	3.3	3.3
	Hastelloy C ⑧	57.0	2.5	1.0	7.0	4.0
	Inconel 713 ⑨	72.0	0.0	0.6	66.6	66.6
	Nimonic 75 ⑩	76.0	0.0	1.7	40.0	0.6
	Nimonic 80 ⑪	76.0	0.0	1.2	15.0	45.8
	SUS 302 ⑫	8.0	0.0	3.5	5.4	19.4
	" ⑬	10.0	0.0	3.5	10.0	30.6
	SUS 321 ⑭	9.0	0.0	5.0	25.8	24.4
	" ⑮	13.0	0.0	5.0	1.4	35.2
Reasoning	S-588	20.0	0.0	1.2	118.3	14.2
	A-286	26.0	0.0	2.7	3.7	58.5
	Discaloy	26.0	0.0	2.5	4.0	41.2
	L-605	10.0	51.0	1.2	41.7	10.0
	Incoloy 901	43.0	0.0	2.0	47.5	42.5
	K-42-B	43.0	22.0	0.8	16.2	16.3
	Nimonic 90	58.0	16.0	1.0	7.0	73.0
	Hastelloy B	60.0	2.5	1.2	22.5	22.5
	Inconel X	73.0	0.0	1.5	32.6	38.0
	HS-21	3.0	62.0	0.6	7.2	63.3
	19-9DL	9.0	0.0	4.0	55.0	76.7
	SUS 309S	12.0	0.0	4.8	3.1	55.8
	"	15.0	0.0	4.8	2.1	57.5
	SUS 316	10.0	0.0	4.6	5.4	47.2
	"	14.0	0.0	4.6	6.7	56.9

4.2 学習結果

教示データ15件により作成されたFFSネットワークにおけるPSの数は全成分および特定成分とも6個であり、そのPSから構成されるPTの数もそれぞれ3個である。

特定成分におけるPSに対応した教示データと、PTに対応した被削性率（MRのMFにおける中間値＝教示データの平均値）を示したのが表10である。教示データの①と②、③⑥⑦および⑧⑨から、MR 0.9のPSに対応したPTが、教示データの④⑤および⑫⑬からは、MR 2.6のPSに対応するPTが生成され、同じく⑭⑮の教示データからはMR 5.0に対応したPTが生成されている。ただし、教示データ番号の⑩と⑪は、そのデータのバッファに2個以上のデータが入力されずPSの生成には寄与しなかった。また、全成分での学習結果においてもデータの組み合わせが部分的に異なるもののほぼ同じであった。なお、この学習では教示データの入力順に順次PSとPTを生成して行くので、その教示順序によってそれらの生成内容が異なることが予想され、それによって推論精度にも大きく影響することが考えられる。

Table 10 The result of learning (Specific factors)

Teaching data No.	PS No.	PT No.	M R
① ②	1	1	0.93
③ ⑥ ⑦	2		
⑧ ⑨	3		
④ ⑤	1	2	2.57
⑫ ⑬	2		
⑭ ⑮	1	3	5.0

4.3 推論結果

教示データから作成されたFFSネットワークを用いて全サンプルについての推論を行った。全成分と特定成分による推論値を、各サンプルの被削性率に対する誤差率として示したのが表9である。また、その誤差率を4段階範囲に分類し、回帰式による予測誤差率のそれと比較したのが、図3である。表9に示したように、全成分と特定成分による推論値の誤差率を比較しても一定の傾向は見られず、鉄基系、ニッケル基系あるいはコバルト基系などの成分構成から見てもその傾向は見られない。

Fig. 3 Comparison of the distribution of relative errors of estimation

また図3より、FFSネットワークによる推論では、全成分より特定成分による推論結果は良く、回帰式による予測値よりも、低い誤差率で推論が可能であることがわかる。

なお、推論誤差の大きいサンプルの原因は、その範囲の教示データが少なく学習が不十分なためと考えられる。それは、学習によって生成された出力データである被削性率のPSがわずか3個で、それぞれのMFの中間値が0.9、2.57、5.0で、推論値はこの3個の値の合成によって求められる。このため被削性率が0.9以下と5.0以上、および各PSの中間値に対して推論精度が悪くなる。また、推論因子から除外した成分の影響や、被削性率の設定誤差も大きな原因と考えられる。

5. 結 論

炭素鋼、合金鋼および超耐熱鋼などの被削材料を化学成分の違いから4つのグループに分類し、各グループにつき、30から286個のサンプルについて、被削性率を目的変数とし、化学成分値と硬さを説明変数として重回帰分析を行った。またFFSネットワークによる推論も検討した。結論は以下のようである。

- (1) SCグループでは、C、Wおよび硬さ、CrグループではCr、Mo、Wおよび硬さ、NiグループではNi、CrおよびV、耐熱合金グループではNiおよびCoと被削性率の間に相関が認められた。
- (2) 各サンプルグループで、対象とした全変数および3ないし4の選択した特定変数による回帰式の有用性を検討した結果、SCグループおよびCrグループについては、少数の化学成分値と硬さから被削性率を予測することが実用的に可能である。またNiグループおよび耐熱合金グループについては予測精度は低く、そのまま使用するには問題がある。しかしながら、被削性の予測において少数の化学成分値を主要な要因と考えることは可能である。
- (3) 教示データが限定される被削性率の推論においてはFFSネットワークが有効であることが確認できた。
- (4) 耐熱合金の被削性について、回帰式による予測値とFFSネットワークを用いた推論値の誤差率比較を行った結果、特定成分を用いたFFSネットワークによる推論の有効性が認められた。なお、今後はこの特定要因を用いて切削条件の予測推論手法を確立する予定である。

参 考 文 献

- 1) 大和久重雄：J I Sの鉄鋼材料選択のポイント，日本規格協会，(1989) 99。
- 2) M.Tokunaga, K.Kohnno, Y.Hashizume, K.Hamatahi, M.Watanabe, K.Nakamura and Y.Ageishi: Learning Mechanism and an Application of FFS Network Reasoning System, Proc. 2nd Int. Conf. Fuzzy Logic and Neural Networks, (1992) 123。
- 3) 日本金型工業会編：型材ハンドブック，日本金型工業会，(1992)。
- 4) A.B.Albrecht:Turning Operations on High-temperature Alloys, Machinery, 91, 2353, (1957) 1431。
- 5) 精機学会編：精密工作便覧，コロナ社，(1970) 1570。