

# 반용융 성형에서 A356합금의 최적 재가열 과정에 대한 연구

윤재민\*, 박준홍\*\*, 김영호\*\*\*, 최재찬\*\*\*

## A Study on the Optimum Reheating Process of A356 Alloy in Semi-Solid Forming

Jae Min Yoon\*, Joon Hong Park\*\*, Young Ho Kim\*\*\*, Jae Chan Choi\*\*\*

### ABSTRACT

As semi-solid forging (SSF) is compared with conventional casting such as gravity die-casting and squeeze casting, the product without inner defects can be obtained from semi-solid forming and globular microstructure as well. Generally speaking, SSF consists of reheating, forging, ejecting processes. In the reheating process, the materials are heated up to the temperature between the solidus and liquidus line at which the materials exists in the form of liquid-solid mixture. The process variables such as reheating time, reheating temperature, reheating holding time, and induction heating power have much effect on the quality of the reheated billets. It is difficult to consider all the variables at the same time when predicting the quality. In this paper, Taguchi method, regression analysis and neural network were applied to analyze the relationship between processing conditions and solid fraction. A356 alloy was used for the present study, and the learning data were extracted by the reheating experiments. Results by neural network were on good agreement with those by experiment. Polynomial regression analysis was formulated by using the test data from neural network. Optimum processing condition was calculated to minimize the grain size, solid fraction standard deviation, otherwise, to maximize the specimen temperature average. In this time, discussion is given about reheating process of row material and results are presented with regard to accurate process variables for proper solid fraction, specimen temperature and grain size.

**Key Words** : Semi-solid forging(반용융 단조), Reheating process(재가열 과정), Solid fraction(고상율), Neural network(신경망), Taguchi method(다구찌 방법), Regression analysis(회귀분석)

### 1. 서론

최근 세계적으로 대기환경문제와 에너지 위기의 심화로 자동차, 항공기, 선박 등 산업 전반적인 분야에서 고성능 경량 부품개발 및 공정단축이 많

은 관심의 대상이 되고 있다. 일반적으로 경량 부품을 개발하기 위해서 알루미늄을 이용한 주조나 다이캐스팅 등을 이용하지만 수지상정조직이나 편석이 존재하여 기계적 성질이 균일하지 못하고 급형의 열충격 등 많은 구조적 문제점을 안고 있다.

2001년 9월 11일 접수

\* 부산대학교 대학원 정밀기계공학과

\*\* 부산대학교 기계기술연구소

\*\*\* 부산대학교 기계공학부

이것에 대한 대안으로 현재 반응용 가공법 (Semi-solid forming)이 활발히 연구되고 있으며, 현재 해외 여러 나라에서 반응용 가공을 이용하여 시제품과 반응용 가공에 관련된 장치를 개발하고 있고, 반응용 빌렛을 생산·판매하고 있는데 이러한 반응용 가공의 기본 원리는 합금을 고상과 액상이 공존하는 온도 범위에서 심하게 교반하여 수지상정 조직(Dendrite)을 파괴한 후 구상화된 결정조직을 얻는 것<sup>[1]</sup>으로 기존 성형공법과 비교하여 생산성이 나 경제성 등이 월등하게 뛰어나다.

반응용 단조의 경우, 제조되어진 빌렛으로 단조를 하기 위해서 이미 제조된 원소재를 재가열 (Reheating)하는 과정을 거치게 되는데 재가열 과정은 빌렛을 반응용 상태로 만들뿐만 아니라 재가열을 통하여 구상화가 잘 된 조직을 얻을 수 있으므로 반응용 재료의 성형공정에서 대단히 중요하다. 그러나 재가열 과정에서 영향을 주는 재가열 공정 변수들과 고상율, 시편온도, 고상크기(이하, 결정립 지름)간의 정확한 관계식의 도출은 공정변수의 특성에 따라 복잡하게 영향을 끼치므로 현실적으로 모든 공정변수의 영향을 고려함은 거의 불가능하므로 제어 가능한 여러 가지 공정변수를 선별하여 정확한 관계 규명이 필요하다.

반응용 가공에 대한 실험적 접근을 살펴보면 Kenncy등<sup>[2]</sup>은 빌렛의 고상율이 60-70%에서 단조하는 경우 가장 양호한 제품을 얻을 수 있으며, 전자기 교반에 의하여 구상화 조직을 얻는 MHD(Magneto-Hydro-Dynamic) 빌렛의 평균 입자의 크기는 30 $\mu$ m 정도이고, 기계적 교반에 의한 경우 100~400 $\mu$ m 정도라고 보고하였고, G.Hirt<sup>[3]</sup>는 고상율이 40-80%인 반응용 알루미늄 재료의 단조공정에 대한 실험연구에서 금형 온도 150-300 $^{\circ}$ C사이를 최적 반응용 단조 조건으로 제안하였다. Young<sup>[4]</sup>은 AlSi7Mg합금을 고상율 60%에서 다단 재가열 실험을 하였고, R Cremer<sup>[5]</sup>는 빌렛을 재가열할 때 센서를 사용하여 유도가열을 제어하였다. Jung<sup>[6]</sup>은 여러 가지 재가열 변수에 대한 구상화 정도를 조사하고 이론적인 코일의 크기를 제안하였으며 Do<sup>[7]</sup>는 빌렛의 재가열 연구에서 재가열 시간 및 재가열 온도, 유도로 출력 등이 빌렛의 미시조직에 미치는 영향에 대해서 실험적으로 연구하였다.

이상에서 재가열에 대한 연구<sup>[4,5,6,7]</sup>는 여러 가지 재가열 공정변수들에 대한 영향을 분석하였지만 실험회수가 너무 작고 이 실험 데이터 중에서 최적

재가열 조건을 주관적으로 도출한 결함을 안고 있다. 또한 재가열할 때 기존의 실험에서 제시한 계단가열로 가열하면 마지막 단계에서 온도가 급격하게 상승해서 원하는 고상율을 얻지 못하는 문제가 발생한다. 따라서 재가열할 때 최적의 온도제어를 위해서는 통계적인 방법과 실험계획법에 의해 체계적인 분석이 선행되어야하고 분석된 결과를 대상으로 모든 경우의 수준조합을 구해서 최적조건을 유도해야하며 기존의 계단가열의 단점을 보완할 새로운 대안을 제시해야 한다. 아울러 여러 가지 재가열 공정변수가 고상율이나 고상 크기 변화, 재가열 시편온도에 끼치는 영향도 분석해야한다.

따라서 본 연구에서는 유도가열코일의 길이, 코일설계 등은 최적으로 조정되었다는 가정 하에서 재가열 공정의 다양한 공정변수를 조정하여 재가열 시편의 고상율에 끼칠 수 있는 영향에 대하여 분석하고, 해당 온도에서 원하는 고상율을 얻을 수 있는 최적 재가열 조건을 검토하고자 한다.

## 2. 최적 재가열 조건을 위한 실험

본 연구에서 사용된 반응용 빌렛은 프랑스 PECHINEY사에서 전자기교반에 의해 제조된 A356 합금이다. 일반적으로 고상율과 온도관계는 Al-Si 평형상태도로부터 유도한 식<sup>[9]</sup>이나 Scheil의 방정식<sup>[10,11]</sup>을 이용해서 계산하고, 각 알루미늄 합금의 온도에 따른 고상율을 예측하게 되는데 반응용 단조 시에는 빌렛의 고상율이 60-70%에서 단조하는 경우 가장 양호한 제품<sup>[2]</sup>을 얻을 수 있으므로 고상율 65%에 해당하는 566 $^{\circ}$ C의 온도로 목표치를 정하고 3가지 경우로 절단·가공한 시편을 재가열하여 급속 담금질하였다.

Table 1 Description of the specimen size

Specimen size(mm)	$\phi$ 76 $\times$ 70	$\phi$ 60 $\times$ 70	$\phi$ 76 $\times$ 100
L <sub>i</sub> , l <sub>i</sub>	70, 35	70, 35	100, 50
D <sub>i</sub> , d <sub>i</sub>	76, 30	60, 24	76, 30
b <sub>i</sub>	5	5	5
(A)(B) (C)(D)	Thermocouple positions		

재가열 빌렛의 사양과 크기 구분은 Table 1에 표시하였고 Fig. 1, Fig. 2에는 열전대를 삽입하여 온도를 측정할 위치와 최적 재가열 조건을 위한 실험에 사용되어질 원통형 재가열 빌렛을 나타내고 있다.

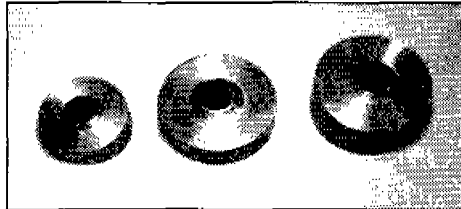


Fig. 1 Photograph of the three kinds of the cylindrical billets

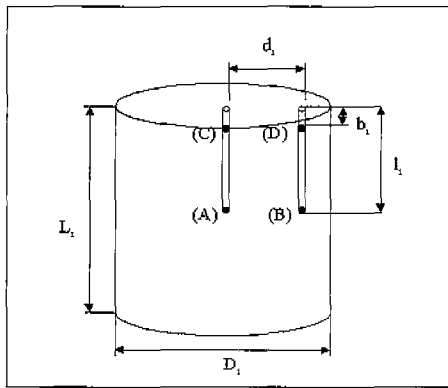


Fig. 2 Schematic drawing and measuring points of the cylindrical specimen

또한 준비된 재가열 빌렛을 적당한 온도로 가열하기 위해서 50KW 유도가열로(60Hz 주파수)를 사용하였다.

본 실험에 이용된 여러 가지 재가열 공정변수와 공정 변수의 범위를 Table 2에 나타내었으며, Fig 3(a)는 기존의 다단계 가열 방법에서의 문제점인 재가열 시편 온도의 급격한 상승과 불균일한 온도 제어를 나타낸 그림이다. Fig. 3(b)는 본 논문에서 양호한 온도제어를 위하여 제안된 가열 방법을 나타내고 있는데, Table 2에서 나타내어진 여러 가지 재가열 공정 변수가 재가열 온도 곡선에 적용되는 것을 보여주고 있다.

Table 2 Range of the process variables

Input variables	Processing value		
	Min.	Med.	Max.
Reheating time( $RT_1$ , A, min)	5	6	7
Reheating time( $RT_2$ , B, min)	4	5	6
Reheating time( $RT_3$ , C, min)	4	5	6
Reheating temperature ( $RTemp_1$ , D, $^{\circ}C$ )	410	420	430
Reheating temperature ( $RTemp_2$ , F, $^{\circ}C$ )	530	540	550
Reheating holding time (RHT, G, min)	2	7	12
Induction heating power (Q, H, KW)	3	4	5
Specimen size(SS, I, mm)	$\phi 76$ $\times 70$	$\phi 60$ $\times 70$	$\phi 76$ $\times 100$

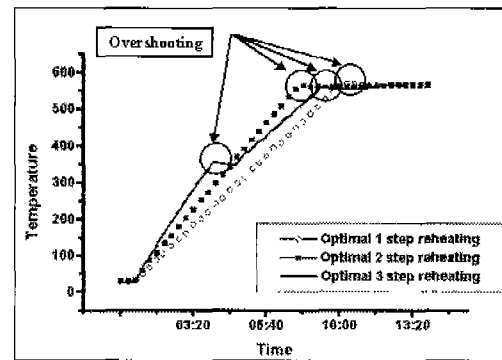


Fig. 3(a) The general reheating method with 1, 2, 3 steps

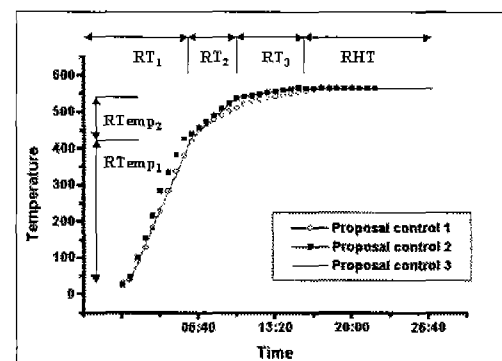


Fig. 3(b) The proposed profile of temperature and application of the variables

여러 가지 재가열 공정변수에 따라 고상율에 영향을 주는 공정변수들의 영향을 정확히 고려하기 위해서는 각 인자들의 공정범위를 최소값부터 최대값까지 연속적으로 변화시키면서 모의실험이나 실제 실험 데이터를 확보해야 하지만 시간소요나 비용측면에서 비효율적이다. 그리고 공정변수를 몇 개의 수준을 정의하여 실험을 수행한다해도 (수준수)<sup>(인자수)</sup> 만큼 실험해야 하는데 본 연구에서 재가열 공정변수를 8개 선택했고 이 변수에 대하여 각각 3가지 경우의 실험을 한다면 8인자 3수준으로서  $3^8$ 이면 6561개의 실험이 수행되어야 하므로 시간이나 실험비용 등이 문제가 되고 또한 인자들간의 교호작용이 있는 경우에는 이에 대한 고려가 불가하므로 이러한 단점을 보완하기 위해 다구찌의 실험계획법에 의한 직교배열표를 이용하였다.

실험 조건은 8인자 3수준의 실험조건을 포함할 수 있는 직교배열표를 이용하였으며 채택된 실험계획법은 교호작용이 없는 13개 인자에 대해 3수준까지 시험이 가능한  $L_{27}(3^{13})$  직교배열표이다. 이러한 직교배열표는 일부실험(Partial factorial experiments)을 수행하여 실험횟수를 줄이면서도 모든 인자의 영향을 포함하고, 하나의 인자효과를 볼 때 다른 인자의 영향에 치우침이 없이 분산분석표를 작성할 수 있는 장점을 가지고 있다.

본 연구에서 고려하는 8개의 독립인자, 즉 공정변수는 재가열 시간(A, B, C), 재가열 온도(D, F), 재가열 유지시간(G), 고주파 유도 가열로 출력(H), 재료시편 크기(I)의 8개이므로 위의 직교 배열표는 본 연구의 목적에 충분히 부합한다. 공정조건인 각 공정변수의 수준은 Table 2에서 보여주는 실제 입력인자의 최소값, 중간값 및 최대값을 변환하여 0, 1, 2의 3수준으로 하였으며 고상율의 분석은 영상분석기를 이용하여 고상율과 결정립 지름을 측정하였다.

측정된 고상율과 결정립 지름, 재가열시 시편에 열전대를 삽입하여 구한 온도평균을 분석하기 위해서 다구찌방법의 망목특성을 이용하여 고상율과 온도평균에 대한 최적 조건을 먼저 도출하고 망소특성으로 결정립 지름에 대한 영향인자와 최적 실험변수의 수준을 분석하였다. 또한 다구찌 방법의 망목특성과 망소특성에 의해 분석된 목적변수(고상율, 시편온도, 결정립 지름)에 유효한 재가열 공정변수를 5개 선택하여 입력층과 은닉층, 출력층이

5-4-3인 다층 신경회로망을 구성하여 실험에 의해서 구한 27개 변수 조합을 확장하여 총 243개에 해당하는 변수조합에 대한 재가열 공정변수의 결과를 구하고 이 결과를 재가열 공정변수 8개를 모두 포함한 8-5-3 다층 신경망으로 구한 결과와 비교하였다.

또한 신경망의 RMS(Root mean square) 오차가 최소로 수렴할 때까지 학습지수와 연결강도 등을 조정하여 학습시키고 무한 반복하지 않는 오차안에서 최종 수렴한 연결강도(Weight)와 문턱치(Offset)를 이용하여 실험 가능한 입력변수의 범위를 확대한 후 이 변수들에 대한 최선 최적 조건을 도출하여 다구찌 분석법에 의한 최적변수 조합과 직접 실험에 의해 비교하였다.

이때 다구찌 방법에 의해 선택된 유효인자의 검증에 의해 재가열 공정변수에 대한 종속변수(고상율, 시편온도, 결정립 지름)의 영향을 최적회귀모형을 선택하여 검증하고 신경망을 이용해서 확대 계산한 변수조합에 대해 다항회귀분석을 적용하여 회귀방정식을 유도한 뒤 최적 조합을 구하고 여기서 구한 최적 조합을 다구찌 방법과 신경망에 의한 최적조합과 실험에 의해 상호 비교하였다.

### 3. 다구찌 실험계획법의 적용

다구찌 실험계획법은 제품 및 공정의 설계단계에서 실험의 측정데이터가 수반하는 오차를 이용한 품질의 정도<sup>[12]</sup>로서 SN비(signal to noise)라는 개념을 도입하여 생산공정에 적용하였다. 이때 기존의 실험 계획법과는 달리 어떤 실험의 최적 조건을 결정하는 기준을 특성치의 산포로 정하고 있으며 특성치의 산포가 가장 적은 실험조건을 최적 조건으로 결정한다. 특성치의 산포는 제어가 어려운 잡음인자(Noise factor)에 의해 발생되며 SN비에 의해 산포의 정도를 알 수 있다. SN비는 특성치의 성질<sup>[13,14]</sup>에 따라 다음 식들로 정의된다. 여기에서  $y_i$ 는 특성값( $y$ )의  $i$ 번째 관측값이고  $n$ 은 관측된 횟수이다.

#### 3.1 망목특성(Normal is best characteristics)

특정한 목표값이 주어져 있는 경우로 목표값을 중심으로 특성치가 어느 쪽으로 산포하여도 바람직

하지 않는 특성을 갖는데 본 논문에서는 고상율과 시편온도에 대한 재가열 공정변수의 영향을 규명하는데 이용하였다.

$$SN_i = 10 \log \left[ -\frac{(\bar{y}_i)^2}{V_i} \right],$$

$$V_i = \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 / (n-1) \quad (1)$$

### 3.2 망소특성(Smaller is better characteristics)

망소특성 문제는 특성값이 연속적이고 양수이며, 목표값이 작을수록 좋은 성능을 나타내는 것으로 본 논문에서 다루고 있는 결정립 지름에 대한 재가열 공정변수의 영향을 규명할 때 이용된다.

$$SN_i = -10 \log [ MSD_i ],$$

$$MSD_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^4 y_i^2 \quad (2)$$

본 연구에서는 고상율과 시편온도의 영향을 평가할 때는 망소특성을 이용하였으며 결정립 지름에 대해서는 망소특성을 이용하였다.

## 4. 신경망 이론의 적용

사용될 신경회로망은 Fig. 4에서와 같은 입력층, 은닉층 및 출력층의 다층 퍼셉트론(Multilayer Perceptron)으로서 역전파(Backpropagation) 학습 알고리즘<sup>[15]</sup>을 이용하였다.

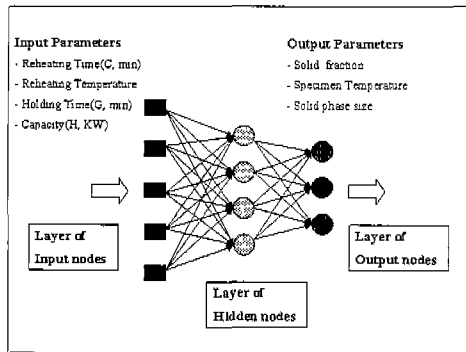


Fig. 4 Back propagation neural network with 5-4-3 network structure

목표 출력값과 신경회로망에 의한 출력값의 차이를 최소화하도록 각 층간의 연결강도와 임계값을 조정<sup>[6]</sup>하였는데 우선 네트워크의 상태를 결정하는 연결강도  $w_{ji}$ ,  $w_{kj}$ 와 오프셋(offsets)  $\theta_j$ ,  $\theta_k$ 을 각각 아주 작은 값의 임의수로 초기화한다. 일반적으로 -0.5~0.5 사이의 값을 사용하는데 본 연구에서는 -0.5~0.5의 수를 Random하게 설정했다.

각 노드에서의 입력은 입력층과 중간층 사이의 연결강도( $w_{ji}$ )와 중간층 유니트  $j$ 의 오프셋( $\theta_j$ )을 이용하여 중간층 유니트  $j$ 의 입력,  $Net_{ji}$ 와 시그모이드 함수  $f$ 를 이용하여 중간층 유니트  $j$ 의 출력  $O_{ji}$ 을 아래 식과 같이 나타낸다. 여기서,  $O_{ji}$ 는 학습패턴의 값을 입력층 유니트에 제시하여 출력되는 값이다.

$$Net_{ji} = \sum_i w_{ji} O_{pi} + \theta_j,$$

$$O_{ji} = f_j(Net_{ji}) = \frac{1}{1 + \exp(-Net_{ji})} \quad (3)$$

이상과 같은 방법으로 출력층 유니트의 입력과 출력을 구하고 출력층 유니트의 연결강도와 오프셋을 역전파시켜서, 모든 학습패턴에 대하여 학습할 때까지 되풀이하여 신경망 출력값이 실제 실험값과 거의 일치할 때까지 반복학습을 실행한 후 종료한다.

## 5. 회귀 분석법의 적용

최적 회귀 모형에 대한 적절한 독립변수를 선택하기 위해서 다중 결정계수, 수정 결정계수, 잔차승평균,  $C_p$  통계량, 단계별 회귀 방법(Stepwise regression)등의 기준들을 적용<sup>[17]</sup>하였다. 또한 신경망 이론의 적용에 있어서 다구찌 실험계획법으로 구한 인자에 적용하여 구한 5인자 3수준에 대한 243개의 데이터 값과 8인자 3수준에 대한 6561개의 데이터 값과의 비교에서 후자가 더욱 정확함을 확인하였다. 따라서 이것을 다시 8-5-3 Extended backpropagation 알고리즘에 적용하여 8인자 5수준에 해당하는 데이터 값을 이용하여 다중 선형 회귀 분석 모형을 얻었다. 여기서 다중 선형 회귀 모형

(Multiple linear regression model)이란 종속변수에 영향을 미치는 여러 독립변수들 중 적절한 주요 독립변수를 선택하여 정보의 손실을 최소화하면서 회귀모형을 단순화할 수 있는 기법으로 가능한 많은 독립변수들의 정보를 이용하여 종속변수 변동에 대한 설명력을 높일 수 있다는 장점이 있으므로 재가열 조건의 공정변수(설명변수)가 목표값(종속변수)에 미치는 영향을 파악하기에 적합하다고 사료된다. 그런데 일반적으로 1차 모형의 타당성 여부가 적합하지 않은 경우 2차 모형을 사용하는데 3차 모형 이상은 변수의 항의 수가 너무 많아지므로 잘 사용하지 않는다. 종속변수  $Y_i$ 의 변동에 영향을 미칠 수 있는 가능한 독립변수가  $p$ 개 있다면 2차 다항 회귀모형은 다음과 같이 표현된다.

$$Y_i = f(x_1, x_2, x_3, x_4, \dots, x_p) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i x_i + \sum_{i < j}^p a_{ij} x_i x_j \quad (4)$$

### 6. 결과 및 고찰

#### 6.1 다구찌 실험 계획법의 재가열 공정 적용

다구찌의 직교배열표를 이용한 8인자 3수준의 실험조건에서 고상율과 시편 온도, 결정립 지름에 대한 8개의 공정변수인 재가열 시간(A, B, C), 재가열 온도(D, F), 재가열 유지시간(G), 고주파 유도 가열로 출력(H), 재료시편 크기(I)의 영향에 대한 그라프 분석결과 고상율에 대한 공정변수 선택에서 고주파 유도 가열로의 출력(3KW)이 너무 작을 때는 원하는 고상율에 도달하지 못하는 경향이 있는 것을 알 수 있으며 시편 온도는 재가열 유지시간(G)이 길수록 온도 편차가 균일해지고 재가열 온도(D, F)가 상대적으로 낮을수록 실험값들이 좁은 온도범위를 가지는 것을 확인할 수 있다. 결정립 지름과 재가열 변수들 영향은 재가열 시간(C)와 재가열 온도(F), 재료시편 크기(I)가 클수록 결정립 지름은 작고 균일해지며 재가열 유지시간(G)이 길어질수록 결정립 지름이 증가한다는 것을 알 수 있다.

먼저 고상율 평균이 566℃에서 65%에 맞는 재가열 조건을 예측하기 위한 실험에서 잡음인자를 측정부위별 고상율로 보고 실험설계를 Table 3과 같이 행하고 실험데이터를 얻었으며 재가열 시편온

도와 결정립 지름에 미치는 영향을 평가하기 위하여 Table 3과 같은 유사한 실험설계를 하였다.

Table 3 Reheating process experiments and data of solid fraction based on design of experiments

Appay No	A B C D E F C F I								Solid fraction(%)			Av. (y <sub>i</sub> )	S/N
	1	2	3	4	5	6	7	8	1	2	3		
1	0	0	0	0	0	0	0	0	74.0	76.0	79.7	76.57	8.3634
2	0	0	0	0	1	1	1	1	76.0	77.0	75.1	76.03	0.9034
3	0	0	0	0	2	2	2	2	76.3	70.0	72.1	73.13	9.9234
4	0	1	1	1	0	0	0	1	81.2	81.0	87.2	83.13	12.4134
5	0	1	1	1	1	1	1	2	74.5	72.4	73.4	73.43	1.1034
6	0	1	1	1	2	2	2	0	66.3	67.3	65.2	66.27	1.1034
7	0	2	2	2	0	0	0	2	74.9	72.8	75.9	74.53	2.5034
8	0	2	2	2	1	1	1	0	80.6	79.8	79.2	79.87	0.4934
9	0	2	2	2	2	2	2	1	69.5	70.2	70.1	69.93	0.1434
10	1	0	1	2	0	1	2	0	85.6	85.0	85.5	85.37	0.1034
11	1	0	1	2	1	2	0	1	75.0	75.2	74.8	75.00	0.0400
12	1	0	1	2	2	0	1	2	78.6	80.0	80.1	79.57	0.7034
13	1	1	2	0	0	1	2	1	69.3	62.7	63.6	65.10	12.8250
14	1	1	2	0	1	2	0	2	79.0	78.3	78.2	78.50	0.1900
15	1	1	2	0	2	0	1	0	66.7	65.7	64.2	65.53	1.5834
16	1	2	0	1	0	1	2	2	61.4	63.1	59.6	61.37	3.0634
17	1	2	0	1	1	2	0	0	85.8	85.5	87.6	86.30	1.2900
18	1	2	0	1	2	0	1	1	78.4	74.6	77.9	77.00	4.2650
19	2	0	2	1	0	2	1	0	66.6	67.3	67.0	67.00	0.1250
20	2	0	2	1	1	0	2	1	78.4	84.2	81.0	81.20	8.4400
21	2	0	2	1	2	1	0	2	79.2	78.8	78.4	78.80	0.1600
22	2	1	0	2	0	2	1	1	79.4	79.1	81.9	80.13	2.3634
23	2	1	0	2	1	0	2	2	80.0	79.7	76.1	78.60	4.7100
24	2	1	0	2	2	1	0	0	74.5	78.2	76.2	76.30	3.4300
25	2	2	1	0	0	2	1	2	63.3	65.4	64.2	64.30	1.1100
26	2	2	1	0	1	0	2	0	70.0	72.3	71.8	71.37	1.4634
27	2	2	1	0	2	1	0	1	79.5	83.6	84.4	82.50	6.9100

실험 계획법에 의한 실험결과 실험번호 13번과 17번에 대한 고상율 65.1%와 86.3%에 해당하는 재가열 시편 조직사진이 Fig. 5에 있는데 둘 다 고상율 65%에 해당하는 566℃까지 가열하였지만 여러 가지 재가열 공정변수에 따라 고상율이 현저히 차이 남을 확인할 수 있다. 즉, 재가열 공정에서 원하는 고상율을 얻기 위해서는 온도뿐만 아니라 다른 재가열 공정 변수들도 반드시 고려대상이 되어야 함을 알 수 있다.

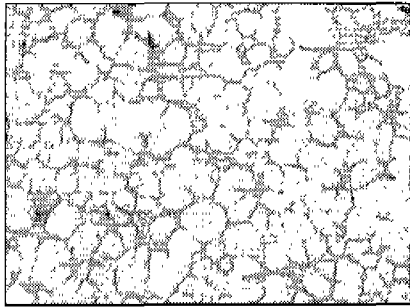


Fig. 5(a) Microstructure of the specimen with 65.1% in solid fraction

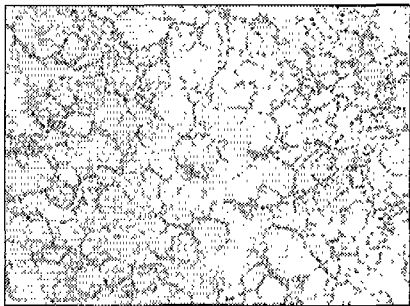


Fig. 5(b) Microstructure of the specimen with 86.3% in solid fraction

다구찌 실험계획법의 직교배열표를 이용한 실험 데이터에서 고상율, 온도, 결정립 지름 평균에 대한 3차원 그래프를 Fig. 6에서 볼 수 있다. 일반적으로 고상율이 상승할수록 결정립 지름이 증가하는 경향을 나타내고 있다.

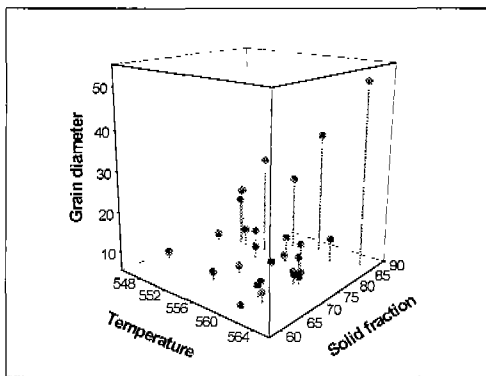


Fig. 6 Relationship among temperature, solid fraction, and grain diameter

고상율 평균과 고상율 편차와의 관계는 고상율을 측정하기 위해 시편의 3군데에서 고상율을 측정하여 평균값을 구한 것과 그때의 편차값과의 비교를 나타낸 것으로서 Fig. 7에서 볼 수 있는데 거의 상관관계가 없음을 알 수 있다.

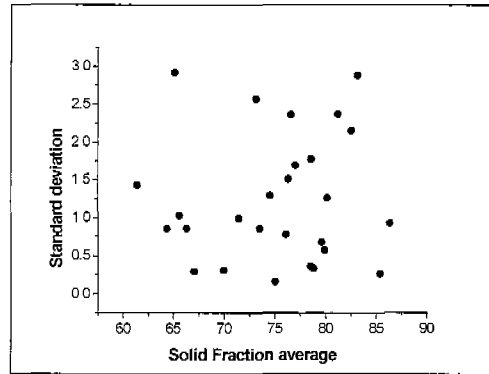


Fig. 7 Graph of solid fraction average and standard deviation

Fig 8은 시편온도 평균과 온도편차와의 상관관계를 나타낸 그림으로 강한 음의 상관관계를 가지는데 시편온도 평균값이 증가할수록 편차값이 작아진다는 것을 확인 할 수 있다.

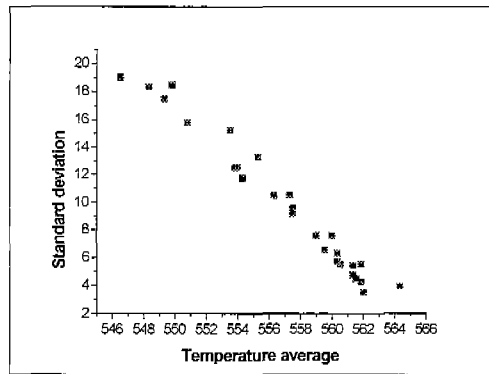


Fig. 8 Graph of temperature average and standard deviation

Fig. 9는 고상율과 시편온도와의 관계를 나타낸 것으로 온도에 따라 고상율이 다양하게 균일 분포한 것을 알 수 있고, 이로부터 고상율은 그에 해당하는 온도뿐만 아니라 다양한 재가열 공정변수에서 해답을 찾아야 한다는 것을 알 수 있다.

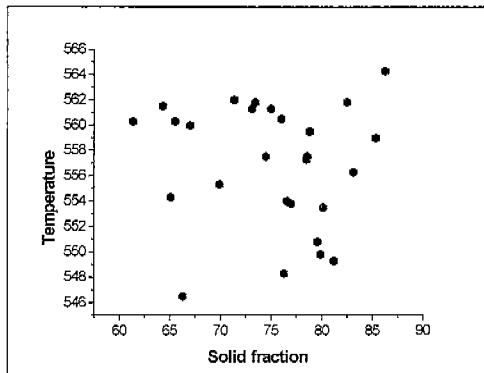


Fig. 9 Graph of temperature average and solid fraction

6.2 신경 회로망의 재가열 공정 적용

다구찌의 실험계획법을 바탕으로 교호작용이 없는 27개의 실험조건에 대해서 실험을 시행하고 이 실험 데이터를 바탕으로 다구찌의 망목특성과 망소특성을 이용하여 고상율과 온도, 결정립 지름에 대한 최적 조건과 유효인자를 도출하였다.

Table 4 Optimum reheating condition by Taguchi method

	Solid fraction (NB)	Temp. (NB)	Grain dia. (LB)
Dispersion control factor	C,D,G	B,C,D,F,I	-
Average adjustment factor	F,H	-	-
The others control factor	A,B,I	A,G,H	-
Available factor	C,D,F,G,H	B,C,D	D,F,I
Available array	C <sub>2</sub> D <sub>2</sub> F <sub>0</sub> G <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	B <sub>2</sub> C <sub>1</sub> D <sub>0</sub> (F <sub>1</sub> I <sub>2</sub> )	D <sub>0</sub> F <sub>2</sub> I <sub>2</sub> (A <sub>0</sub> C <sub>1</sub> )
optimum factor array	A <sub>0</sub> B <sub>0</sub> C <sub>2</sub> D <sub>2</sub> F <sub>0</sub> G <sub>2</sub> H <sub>2</sub> I <sub>0</sub>	A <sub>0</sub> B <sub>2</sub> C <sub>1</sub> D <sub>0</sub> F <sub>1</sub> G <sub>0</sub> H <sub>0</sub> I <sub>2</sub>	A <sub>0</sub> B <sub>0</sub> C <sub>1</sub> D <sub>0</sub> F <sub>2</sub> G <sub>0</sub> H <sub>0</sub> I <sub>2</sub>
Experiment average value	SN : 36.2 average : 75.07%	SN : 34.95 average : 556.92℃	SN : 20.91 average : 12.89μm
Taguchi prediction value	SN : 39.38 (8.8%) average : 65.67% (14.2%)	SN : 45.13 (29.13%) average : 565.45℃	SN : 3.51
Confirmation Experiment	average : 65.21%	average : 562.3℃	average : 4.5μm

이때 선택된 5개의 최적인자는 Table 4에서 보듯이 일단 고상율 제어를 우선하고 시편온도와 결정립 지름에 유효한 효과를 주는 인자들을 선별 사용하여 최종적으로 C, D, F, G, H를 선택하였다. 이 유효인자를 바탕으로 입력층, 은닉층, 출력층이 5-4-3 인 다층 퍼셉트론을 구성하여 탐색한 결과와 8개의 재가열 공정변수를 모두 포함한 8-5-3 다층 퍼셉트론으로 탐색한 결과비교를 Table 5에 나타내었다.

Table 5 Optimum reheating condition by neural network

	Experiment	5-4-3 Network	8-5-3 Network
EMS	-	0.00484	0.001916
Iteration	-	2.02 × 10 <sup>7</sup>	1.98 × 10 <sup>7</sup>
Array	A <sub>1</sub> B <sub>1</sub> C <sub>2</sub> D <sub>0</sub> F <sub>2</sub> G <sub>0</sub> H <sub>1</sub> I <sub>0</sub>	C <sub>2</sub> D <sub>0</sub> F <sub>2</sub> G <sub>0</sub> H <sub>1</sub>	A <sub>1</sub> B <sub>1</sub> C <sub>2</sub> D <sub>0</sub> F <sub>2</sub> G <sub>0</sub> H <sub>1</sub> I <sub>0</sub>
Solid fraction	65.53	65.36	65.59
Temp.	560.25	559.40	560.07
Grain diameter	7.70	7.45	7.63

5-4-3 Neural network는 5인자 3수준에 해당하는 35=243개의 시뮬레이션 데이터를 구하였고, 8-5-3 Neural network는 8인자 3수준에 해당하는 6561개의 데이터 값을 구하여 서로 비교하였는데 Table 5 과 Fig. 10, Fig. 11에서 보듯이 8-5-3 다층 퍼셉트론이 5-4-3 다층 퍼셉트론보다 작은 반복횟수와 RMS 오차값을 가지며 예측값은 실제 실험값에 더욱 정밀하게 접근함을 알 수 있다. 이때 각각의 RMS오차와 반복횟수는 0.004841, 0.001916과 2.02 × 10<sup>7</sup>, 1.98 × 10<sup>7</sup>이다. 일반적으로 RMS 항은 식(5)과 같이 표현되고 Fig. 12에 보는 것처럼 고상율보다 결정립 지름 평균을 구할 때 더 많은 시간이 걸린다는 것을 확인할 수 있다. 이것은 결정립 지름값의 편차가 고상율의 편차보다 크기 때문이라고 생각되며 고상율에서 온도, 결정립 지름으로 갈수록 더욱 수렴하기 어려워지고 반복횟수도 지수적으로 증가한다는 것을 알 수 있다.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (O_i - T_i)^2} \quad (5)$$



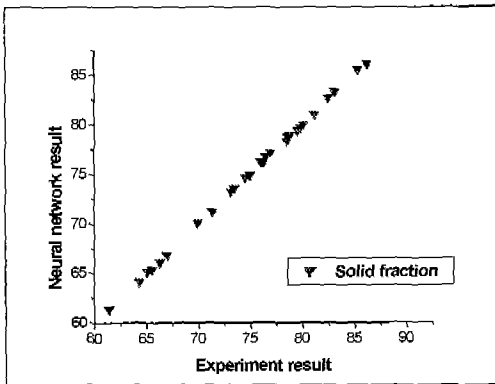


Fig. 10 Comparison of solid fraction average between experiments and 5-4-3 neural network (RMS=0.005)

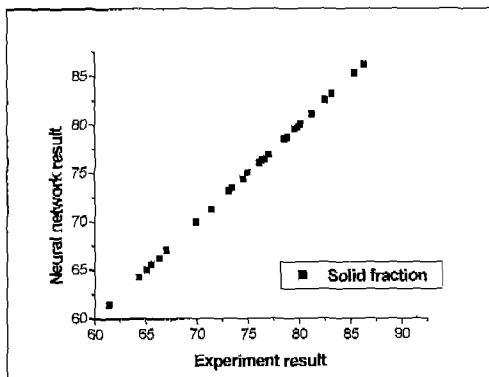


Fig. 11 Comparison of solid fraction average between experiments and 8-5-3 neural network (RMS=0.002)

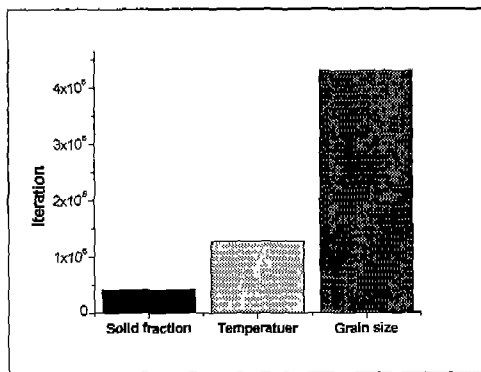


Fig. 12 Comparison of iteration number among solid fraction, temperature, grain diameter average with 0.03 in RMS

Fig. 13은 8-5-3 다층 퍼셉트론과 5-4-3 다층 퍼셉트론을 반복수에 따른 RMS 오차의 수렴상태를 나타내었는데, 전자가 더욱 효율적임을 알 수 있다.

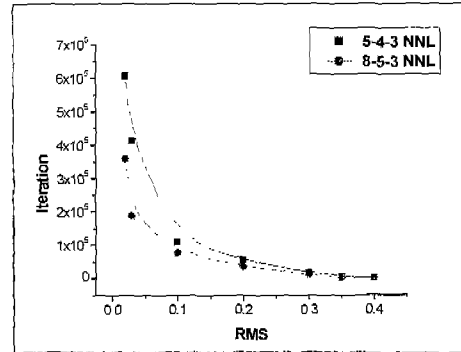


Fig. 13 Comparison of iteration number as a function of RMS between 5-4-3 NNL and 8-5-3 NNL

앞서 Table 5에서 비교한 신경망 예측값과 실험값에 대한 고상을 65.53%의 재가열 시편사진을 Fig. 14에서 볼 수 있다.

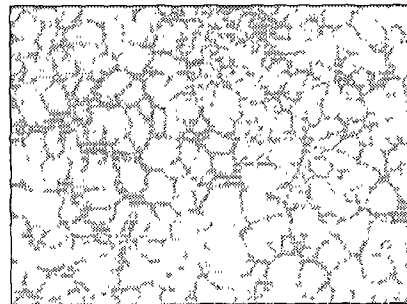


Fig. 14(a) Microstructure by the condition of Table 5 ( $\times 100$ )

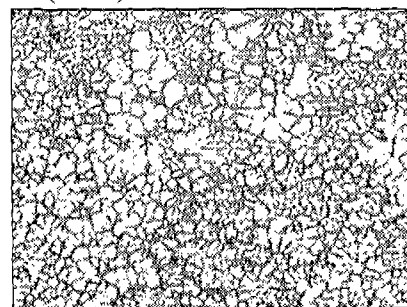


Fig. 14(b) Microstructure by the condition of Table 5 ( $\times 50$ )

### 6.3 회귀 분석법의 재가열 공정 적용

회귀분석은 다구찌 방법에 의해 선택된 유효인자를 검증하기 위해서 재가열 공정변수에 대한 최적회귀모형(Selection of best regression model)을 선택하고 여기서 선택된 유효인자를 바탕으로 회귀방정식을 유도하는데 이용하였는데 이때 유도된 회귀방정식의 타당성을 확인하고 최종적으로 앞에서 구한 8-5-3 다층 퍼셉트론을 이용한 방법과 8-5-3 다층 퍼셉트론을 이용하여 구한 데이터를 바탕으로 회귀방정식을 도출한 방법을 상호 비교하여 어느 것이 재가열 공정변수를 효과적으로 설명할 수 있는가를 판단하였다.

본 연구에서는 여러 가지 재가열 공정변수에 따른 고상율, 시편온도, 결정립 지름에 대한 최적회귀모형을 선택하기 위해서 통계프로그램인 SAS를 이용하였다. SAS를 이용하여 최적모형에 포함될 적합한 독립변수를 선택하기 위해서는 각 독립변수의 수에 따라 가능한 모든 회귀모형을 적당시킨 후 최대 결정계수를 갖는 모형을 선택<sup>[17]</sup>한다. 그리고 독립변수 수에 따라 최대결정계수를 갖는 각 모형들을 비교하여 최적 회귀모형을 결정하기 위하여 수정결정계수  $R_p^2$ , 잔차자승평균  $SSE_p$ ,  $C_p$  등의 기준을 사용한 뒤에 단계별 회귀(Stepwise regression) 방법과 비교하는 것이 바람직하다.

이 때 SAS 통계프로그램의 명령어는 다음과 같다.

```
PROC REG;
M1: MODEL Y1=X1-X8/ METHOD=RSQUARE
ADJRSQ MSE CP SELECT=1; (6)
```

```
M2: MODEL Y1=X1-X8/ METHOD=STEPWISE; (7)
```

```
RUN;
```

명령어구분(6)에 따라 독립변수의 수가 1개에서 8개를 갖는 가능한 모든 회귀모형에 대하여 다중결정계수  $R_p^2$ 을 계산한 다음 독립변수의 수에 따라 최대 다중결정계수(max  $R_p^2$ )를 갖는 회귀모형을 각각 하나씩 선택(SELECT= 1)하고, 선택된 회귀모형들에 대하여 수정결정계수(ADJRSQ), 잔차자승평균(MSE),  $C_p$ 을 출력시키라는 명령문으로 그 시행 결과는 Table 6 같다.

Table 6 Selection of the best regression model and the regression factors

Regression model	Object variables	Selected variables	R-square
Selection best regression model	Solid fraction	X4, X6, X7(D, G, H)	0.2982
	Temperature	X4, X6, X8(D, G, I)	0.2312
	Grain diameter	X3, X6, X7(C, G, H)	0.1501
1st regression model	Solid fraction	X3, X4, X5, X6, X7 (C, D, F, G, H)	0.2783
	Temperature		0.2218
	Grain diameter		0.5259
2nd regression model	Solid fraction	X1, X2, X3, X4, X5, X6, X7, X8, X11, X22	0.9998
	Temperature	X33, X44, X55, X66, X77, X88, X18, X25, X26, X27, X28, X35, X36, X38, X48	0.9440
	Grain diameter	X36, X38, X48	0.9967

Reference: X11=X1\*X1

이상의 결과 X1에서 X8까지의 변수를 모두 포함시킨 결과 다중 결정계수는 0.307로 나타났다. 독립변수의 수가 다른 모형의 설명력을 비교하기 위해서는 수정결정계수와 잔차자승평균을 이용하여야 하는데 수정결정계수  $R_{ap}^2$ 는 독립변수가 3개 이상일 경우 거의 일정한 것을 알 수 있으며 잔차자승평균  $SSE_p$ 는 독립변수의 수가 다섯 개일 때 최소값을 가지고  $C_p$ 도 독립변수가 다섯 개일 때 가장 작은 값을 가진다.

따라서  $R_{ap}^2$ ,  $SSE_p$ ,  $C_p$  기준을 종합하면 고상율 평균을 예측하기 위한 최적 회귀모형은 다섯 개의 독립변수인 재가열시간(X3, C), 재가열 온도(X4, X5, D, F), 재가열 유지시간(X6, G), 유도가열로 출력(X7, H)를 포함하게 된다.

그러나 Table 6에서 알 수 있듯이 고상율과 시편 온도, 결정립 지름에 영향을 미치는 인자에 대한 다중 결정계수가 너무 작고 최적 회귀모형으로 선택된 공정변수를 바탕으로 1차 회귀방정식을 구성한 결과 1차 다항회귀모형은 실험과 거의 일치하지 않음을 확인하였다. 따라서 2차 다항회귀모형을 유도하여 위의 고상율, 온도, 결정립 지름을 대입하여 최적 조건을 탐색해 보도록 하였다. 이때 이차 다항회귀모형은 식(4)과 같이 표현되며 회귀모델식

계수는 SAS® 소프트웨어를 이용하여 구하였다. 고상율, 시편온도, 결정립 지름의 평균값에 대한 회귀모델식 계수값에 대한 통계분석 결과를 Table 6에서 볼 수 있으며 오차분석결과 고상율, 온도, 결정립 지름의 평균에 대한 회귀모델식의 결정계수 ( $R_p^2$ )는 각각 0.999787, 0.944010, 0.996715 이었으며 이것은 일반적으로 결정계수 값이 0.8이상이면 물리적으로 중요한 의미를 갖는다는 관점에서 볼 때 매우 좋은 결과임을 알 수 있었다.

또한 Fig. 15에는 8-5-3신경회로망을 구성한 뒤에 2차 회귀방정식을 유도한 경우와 2차 회귀방정식만 유도한 경우, 8-5-3 다층 신경회로망만 적용시킨 경우의 3가지 분류에 대해서 원래의 실험데이터와의 상관관계를 분석한 결과 8-5-3 다층 신경회로망을 적용시킨 것이 가장 좋은 결과를 얻었다. 온도와 결정립 지름에 대한 비교도 비슷하였으므로 본 연구결과에서는 신경망 이론만 적용시켜 예측한 결과를 바탕으로 확인실험을 하였다.

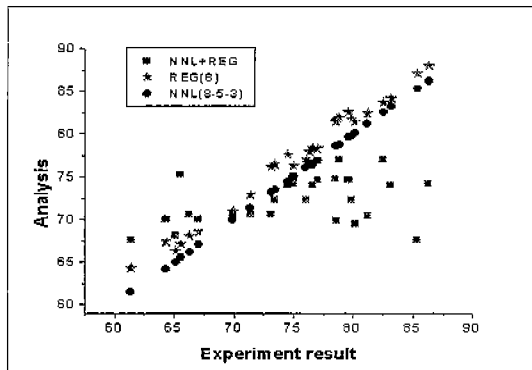


Fig. 15 Comparison of NNL+REG, regression analysis and 8-5-3 neural network for solid fraction average

### 7. 결론

본 논문에서의 연구결과 재가열상의 문제점은 특정 온도에서 고상율이 여러 가지 재가열 공정변수들에 의하여 변한다는 데 있다. 최적의 재가열 조건을 얻기 위해서 다구찌 방법으로 재가열 시간, 재가열 온도, 재가열 유지시간, 유도가열로 출력 등

이 고상율에 끼치는 영향을 분석한 결과 재가열 시간(RT3, C), 재가열 온도(RTemp1, D), 재가열 유지시간(RTH, G)와 유도가열로 출력(Q, H)이 고상율에 미치는 영향이 가장 크다는 사실을 알 수 있었으며 일반적으로 고상율 65%로 예측되는 566℃에서 고상율이 일정하게 유지되는 것이 아니라 재가열 공정 변수에 따라 고상율이 다양하게 변화된다는 것을 알 수 있었다.

그리고 실험에 의하여 최적의 재가열 조건을 찾을 수 있었으며 재가열 공정변수를 분석하기 위해서 여러 가지 통계적 기법을 제안하였고 기존의 계단 가열 과정의 문제점인 급격한 온도상승을 막기 위해서 본 연구에서 제안된 방법으로 온도가 갑자기 상승하여 고상율이 급격히 변하는 것을 막을 수 있었다. 본 연구의 결론은 다음과 같다.

1. 재가열 공정변수 중 고상율과 시편의 온도, 결정립 지름에 영향을 주는 변수를 다구찌 방법과 최적회귀모형을 통하여 선별하여 분석함으로써 효과적인 실험을 수행할 수 있었다.

2. 재가열시 재가열 공정변수의 변화에 따라 다양하게 고상율과 시편온도, 결정립 지름이 변하는 것을 실험을 통해 확인함으로써 이들을 제어하기 위해서는 고상율 65%에 해당하는 재가열 목표 온도인 566℃ 이외에 다양한 재가열 공정변수를 고려해야 하는 것을 증명하였다.

3. 재가열 공정변수 해석을 위해서 실험계획법을 기초로하여 2차 다항회귀모형과 신경회로망 모델을 성공적으로 구축하였으며 이를 바탕으로 많은 수의 실험을 줄이고 미 실험 데이터도 예측 가능하게 되었다.

4. 재가열 공정변수에 따른 고상율, 시편 온도, 결정립 지름 예측시 5-4-3 다층 신경망과 8-5-3 다층 신경망을 이용한 방법과 1차, 2차 다항회귀모델을 이용한 방법, 신경망과 회귀모델을 결합시키는 방법을 제안하였으며 이중에서 8-5-3 다층 신경망을 이용한 방법이 가장 유용함을 확인하였다.

5. 특정 고상율과 시편온도, 결정립지름을 얻기 위한 유효한 재가열 공정변수를 신경회로망을 이용하여 제안 가능하였으며 공정변수에 따른 고상율을 예측할 수 있었고 아울러 공정변수를 조합함으로써 원하는 고상율을 얻을 수 있다.

## 후기

본 연구는 부산대학교 정밀정형 및 금형가공 연구센터를 통한 한국과학재단 우수연구센터 지원금에 의한 것입니다.

## 참고문헌

1. D.B.Spencer, R.Meharabian and M.C.Flemings, "Rheological Behavior of Sn-15%Pb in the Crystallization Range," *Met. Trans.*, Vol. 3, pp. 1925-1932, 1972.
2. M.P.Kenny, J.A.Courtois, R.D.Evans, G.M. Farrior, C.P.Kyonka, A.A.Couch, K.P.Young, "Semi-solid Metal Casting and Forming," *Metal Handbook 9th Ed.*, Vol. 15, pp. 327-338, 1988.
3. G.Hirt, R.Cremer, A.Winkelmann, T.Witulski and M.Zillgen, "SSM-Forming of Usually Wrought Aluminium Alloys," *Proc. 3rd. Int. Conf. on Processing of Semi-Solid Alloys and Composites*, University of Tokyo, pp. 107-116, 1994.
4. Kenneth P.Young and Rudolf Fitze "Semi-Solid Metal Cast Aluminium Automotive Components," *The 3rd Int. Conf. on Semi-Solid Processing of Alloys and Composites*, pp. 155-189, 1994.
5. R Cremer, A Winkelmann and G Hirt "Sensor controlled induction heating of aluminium alloys for semi solid forming," *The 4th Int. Conf. on Semi-Solid Processing of Alloys and Composites*, University of Sheffield, pp. 159-164, 1996.
6. Hong-Kyu Jung and Chung-Gil Kang, "A Study on Induction Heating Process of Al-6%Si-3%Cu-0.3%Mg Alloy for Thixoforming," *Journal of the Korean Foundrymen's Society*, Vol. 19, No. 3, pp. 225-235, 1999.
7. 도영진, "반응용 알루미늄 재료의 항복거동과 재가열에 의한 조직변화의 연구," 부산대학교 대학원 석사학위논문, 1997.
8. C.G.Kang, S.S.Kang, H.K.jung, "Influence of Process Parameters on The Defects in Thixoforming of Cast and Wrought Aluminum Alloys," *Proceeding of the 6th ICTP, Advanced Technology of Plasticity*, Vol. III, pp. 1701-1706, 1999.
9. Ohnaka, I., "Introduction to Heat and Solidification Analysis by Computer," In Japanese, Marusen Press, pp. 196-199, 1985.
10. M.C.Flemings, "Solidification Processing," McGraw-Hill Book Company, New York, pp. 31-36, 1974.
11. 木内學, 杉山 雄, "半熔融·半凝固金屬の固相率の測定法-1," 第42回 塑性 加功聯合講演會, 日本塑性加功學會, pp. 647-650, 1991.
12. Ross, P. J., "Taguchi Techniques for Quality Engineering: Loss Function, Orthogonal Experiments, Parameter and Tolerance Design," McGraw-Hill, Inc. 1990.
13. 박성현, 응용실험계획법, 영지문화사, 1990.
14. 박성현, 현대실험계획법, 민영사, 1996.
15. Fausett, L., "Fundamentals of Neural Networks," Prentice Hall, 1994.
16. 신대수, 신경망 이론과 응용( I ), pp. 91-144
17. 성웅현, SAS를 이용한 경영통계 자료분석, pp. 253-260.