

반용융 단조 공정에 의한 자동차용 알루미늄 피스톤 제조에 관한 연구

최정일*, 김재훈**, 박준홍#, 김영호***, 최재찬***

A Study on Manufacture of Aluminum Automotive Piston by Thixoforging

Jung il Choi*, Jae Hun Kim**, Joon Hong Park#, Young Ho Kim***, Jae Chan Choi***

ABSTRACT

Aluminum engine piston is manufactured by thixoforging according to forming variables. It is very important to find effects of forming variables on final products in thixoforging. In order to find the effects, however, many researchers and industrial technicians have depended upon too many types of experiments. In this study, the process parameters which have influences on thixoforging process of aluminum automotive engine piston are found by a statistical method and the correlation equations between the process parameters and quality of product are approximated through the surface response analysis. Forming variables such as initial solid fraction, die temperature, and compression holding time are considered for manufacturing aluminum engine piston by thixoforging. Hardness and microstructure are inspected so that optimal forming condition is found by the statistical approach.

Key Words: Thixoforging(반용융단조), Al automotive piston(알루미늄 자동차 피스톤), Surface response analysis(표면반응분석), Genetic algorithm(유전자 알고리즘), Neural network decision maker(신경망)

1. 서론

저 연비의 달성과 환경문제의 요구에 따른 자동차 부품의 경량화가 알루미늄재료의 도입으로 어느 정도 실현되기는 했지만 성형의 난점은 아직 해결되어야 할 부분으로 남아 있다. 특히 자동차 엔진

의 핵심부품인 피스톤이 경량 알루미늄 소재를 이용하여 개발되었고 부품특성에 부합하는 성질을 얻기 위해 설계와 형상, 재료, 제작방법의 다양한 연구가 진행되어왔다. 자동차용 피스톤은 실린더내의

접수일: 2005년 2월 11일; 게재승인일: 2005년 11월 10일

* 부산 울산 지방 중소기업청

** 부산대학교 ERC/NSDM

동아대학교 신소형재가공정공정개발연구센터

E-mail: acttom@empal.com Tel. (051) 200-6556

*** 부산대학교 기계공학부

폭발 충격을 크랭크축에 전달하는 역할을 하며 엔진의 성능에 가장 핵심인 부품으로 알려져 있다. 폭발 시 실린더내의 연소가스의 극도의 고압과 고온을 견딜 수 있는 강도와 열적특성, 그리고 엔진의 수명과 직결되는 피스톤과 실린더 벽 사이의 접촉을 견딜 수 있는 내마모성이 요구된다.^{1,3} 최근에 피스톤 제조방법으로 중력주조, 스퀴즈캐스팅, 열간단조, 분말단조 등의 공법을 들 수 있고 국내에서는 주로 중력주조법으로 생산되고 있는 실정이다. 이 공법 중 중력주조는 가장 널리 적용되고 있는 공법으로써 복잡한 형상의 제품을 생산하는데 적합하나 용탕을 취급함으로써 제품 내부에 기공을 포함하고 주조결함을 포함함으로써 최종제품의 기계적 성질이 떨어지는가 하면 여러 벌의 금형을 사용할 경우 제품치수의 편차를 수반하여 제품표준화에 어려움이 따르는 단점이 있다. 또한 열간단조의 경우 피스톤의 얇은 벽의 성형시 두께가 작은 캐비티(cavity)를 채우기 위해 고하중이 필요하고 특히 후방압출공정의 경우 과도한 플래시(flash)를 동반하는 단점이 있다.

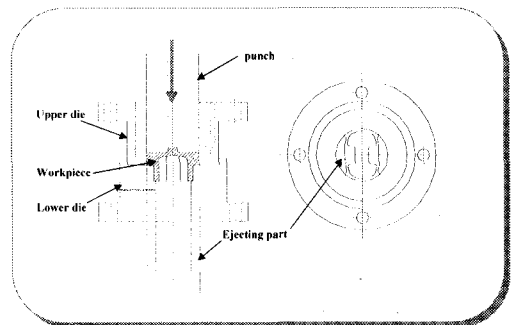
근래에 새로이 부각되고 있는 반응용 성형법은 반응용 상태의 재료를 이용하고 기존의 공정에 수반되는 여러 가지 단점을 극복할 수 있는 획기적인 기술로 평가되고 있다.^{1,4} 반응용 성형법은 구상화된 미세조직을 갖는 소재를 고상 및 액상이 공존하는 상태로 가열한 후 성형하는 제조방법으로써 기존의 다이캐스팅에 비해 결정립이 미세한 우수한 조직적 특성을 얻을 수 있고 성형 시 재료가 다이내에서 층류유동을 하여 기공이나 기타 캐스팅 결함을 감소시킬 수 있다.⁵ 그리고 성형온도가 다이캐스팅의 65%정도이면 충분하므로 금형 및 공구에 가해지는 열적 부하가 적어서 금형수명이 길어지는 효과도 얻을 수 있다. 또한 기존의 열,냉간 소성가공과 비교해볼 때 반응용 상태의 재료는 변형저항이 낮아서 유동성과 성형성이 우수하므로 작은 하중으로 성형이 가능하며 특히 자동차용 피스톤 같이 형상이 복잡한 제품의 성형에도 적용이 가능하다.

따라서 본 연구에서는 반응용 단조공법으로 알루미늄 자동차엔진 피스톤을 제조할 때 제품의 성질에 영향을 미치는 주요 인자를 통계적인 방법으로 찾아내고 그것들과 제품의 완성도와의 함수관계를 반응표면실험계획법을 통해서 규명하고자 한다. 또한 반응표면분석에 의해서 주어지는 다중목적함

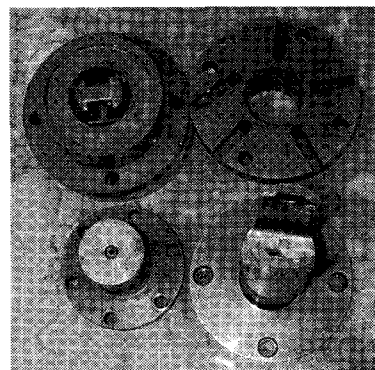
수 최적화 문제를 해결하는데 전역최적화에 유리한 유전자 알고리즘을 이용하고 최적치를 선정하는데 사용자 지향적인 의사결정의 적용이 가능한 신경망 학습개념을 도입하여 공정인자의 최적값을 제시하고자 한다.

2. 실험장치

반응용단조로 자동차엔진용 피스톤을 제작하기 위한 금형장치의 개략도가 Fig. 1에 나타나 있다. 금형은 상하 분리형으로 설계되었고 취출을 위해서 이젝트장치가 하금형의 일부를 이루게 설계되었는데 성형 후 이젝팅 파트는 피스톤 제품 벽의 턱진 부분을 위로 쳐서 제품을 취출하게 된다. 금형재료로는 고온 공구강인 SKD61을 H₂C55로 열처리하여 사용하였고 금형의 예열을 위해 카트리지 히터를 사용하였다. 금형온도 측정장치로는 고온용 INCONEL ϕ 1.6 K type 열전대를 사용하였다.



(a) Schematic drawing of the experimental equipment



(b) Photograph of the experimental equipment

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

성형에 사용된 프레스는 200톤 고속 유압식 프레스로서 복동식이며 Fig. 2에 나타내었다. 소재로는 프랑스 Pechiney사에서 전자기 교반법으로 제작한 A356 합금을 사용하였고, 소재의 규격은 유화고무를 이용하여 모델제품을 성형한 후 그 부피를 측정한 결과 $\phi 75 \times h38$ (mm)로 결정되었다.

소재의 가열을 위해 50kW 고주파유도가열을 사용하였고 재가열시 실험조건에 따른 액상율을 얻기 위해 중심부와 표면부의 온도차를 줄일 수 있는 계단식 가열방법을 이용하였다

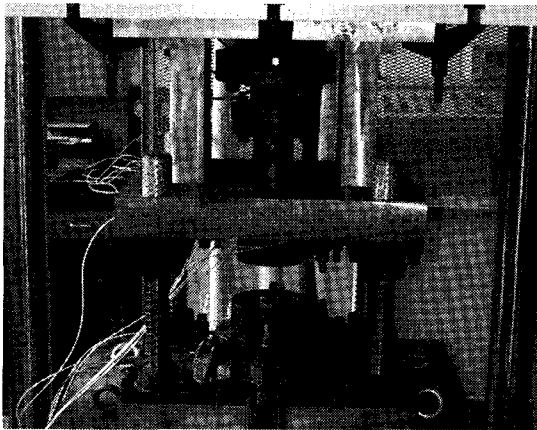


Fig. 2 Photograph of the installed die set for thixo-forging

3. 공정인자의 최적화

얇은 벽을 가지는 자동차용 피스톤형태의 제품을 반응용 단조공정으로 성형할 경우 고상, 액상 분리현상이나 금형온도의 불균형에 의한 거시편석 (macro-segregaton)이 발생하여 제품전체에 균일한 기계적 성질을 가지기 어렵다.⁶ 이를 해결하기 위해 소재의 유동성과 밀접한 관련이 있는 공정인자인 액상율, 금형온도와 가압유지시간의 제어가 요구되어진다.⁷ 또한 단조공정의 특성중 하나인 가공경화의 효과를 극대화하기 위한 공정인자들의 설정 또한 요구되어지고 있다. 현재까지 반응용 공정을 해석하기 위한 연구가 지속적으로 진행되어오고 있지만 이론적인 해석방법만으로 공정관련인자들을 동시에 다루며 최적공정조건을 찾아내는 데는 어려움이 따른다.

3.1 반응표면실험계획법

3.1.1 특성치와 인자의 선택

본 논문에서는 반응용 단조에서 제품특성에 지배적인 영향을 미치는 3가지 인자 즉, 다이온도, 액상율, 가압유지시간을 선택하였고 2개의 종속변수로 피스톤 제품별 경도의 평균값과 표준편차값을 택하였다. 인자가 3개이고 종속변수가 2개인 경우의 함수관계식은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$n_1 = f(\xi_1, \xi_2, \xi_3) \quad (1)$$

$$n_2 = g(\xi_1, \xi_2, \xi_3) \quad (2)$$

여기서, n_1 : 제품별 경도의 평균값

n_2 : 제품별 경도의 표준편차

초기재료의 액상율은 최종제품의 경도와 밀접한 관련이 있는데 단조특성인 변형경화를 유발하여 경도를 높이기 위해 액상율은 낮추면 미세한 캐비티에 미충만 현상이 발생하거나 고상, 액상분리에 의한 거시편석이 일어날 수 있고 이는 제품의 균질성을 떨어뜨리는 역할을 할 수 있다. 스키투부의 미충만현상을 해결하기 위해서 고상율을 높이는 경우 상대적으로 액상이 증가하므로 유동성이 좋아져서 금형의 캐비티를 쉽게 충전시킬 수 있고 또한 거시편석이 감소하여 균일한 기계적 성질을 가질 수 있으나 성형 시 재료의 소성변형정도가 줄어들고 이것은 변형경화의 감소를 의미하므로 최종 제품의 경도특성을 저하시키는 상반되는 영향을 가진다. 그러므로 서로 상반되는 경향을 가지는 제품경도의 평균값과 경도의 표준편차값을 실험계획법의 종속변수로 선택하는 것은 타당성이 있다고 볼 수 있다.

3.1.2 중심합성계획법과 분산분석

실험계획으로는 2차 회귀모형(second regression model)에 적합한 중심합성계획법(central composite design)을 도입하였는데 이는 실험인자가 3수준인 경우 반응표면의 곡면적 추적을 가능케 하는 3³요인배치법보다 훨씬 적은 양의 실험횟수를 가지고 축차실험(sequential experiments)이 가능하므로, 실험자가 2³실험계획에 의하여 실험을 한 후에 반응표면에 관한 연구를 1차 회귀모형을 사용하여 진행하다가 나중에 이 모형이 적당하지 않다고 판단되면 새로이 2차 회귀모형을 추정하기 위하여 다른

Table 1 Experimental schedules and data

Die temp.	liquid fraction	load dwell time	1	2	3	4	5	6	7	8	standard deviation	hardness average
200	0.4	0	44.8	40	40.2	46.2	45.2	65.9	63	58	10.31648	50.4125
200	0.4	60	43.1	42.1	42	53.1	53.2	62.3	60	56.5	8.180978	51.5375
200	0.6	0	35.7	37.8	38.3	52.8	49.5	53.4	58.8	54	8.902638	47.5375
200	0.6	60	38.9	41	42.1	54.9	54.5	54.3	53.2	54	7.071465	49.12125
300	0.4	0	43.1	43.8	42.7	45.6	56.7	59.9	62	56.5	8.233978	51.2875
300	0.4	60	44.7	45.4	47	51.3	55.4	58.7	63.3	55.2	6.693227	52.625
300	0.6	0	40.3	42.5	42.1	50.2	48.2	57.8	56.6	54.4	6.886724	49.0125
300	0.6	60	43.9	45.2	46.6	46.2	53.5	56	58	55.7	5.703868	50.6375
250	0.5	30	39.1	41.3	43.9	49.2	50.1	58.1	59.7	56.1	7.823853	49.6875
250	0.5	30	42	42.7	43.1	48.2	53	60	60.1	57.1	7.789691	50.775
200	0.5	30	42.2	40.5	41.7	49.5	55	58.3	61.1	55.4	8.148433	50.4625
300	0.5	30	43	44.7	45.8	56.5	55.2	60	59.1	54	6.771461	52.2875
250	0.6	30	41.2	43.3	45.5	54.1	56.3	57	57.8	55	6.770894	51.275
250	0.4	30	45.3	42	43.3	53.1	58.6	60.5	61.2	56.8	7.949843	52.6
250	0.5	60	45.2	45.3	47.6	52.1	53.6	60.5	60.7	57.3	6.371014	52.7875
250	0.5	0	43.2	44.1	45.3	50	56.4	60	61.2	55	7.227527	51.9

실험계획법을 사용할 필요 없이 이제까지 얻은 2³ 요인 실험에 추가하여 중심과 축에 새로운 자료점을 증가시키면 중심합성계획이 된다. 또한 실험의 일부분인 2³요인실험이 포함됨으로써 분산분석이 용이한 장점도 있다. 분산 분석을 수행함으로써 실험인자들 중 목적인자에 영향을 미치는 정도를 알아 낼 수 있게 된다. 또한 F검증을 통하여 주어진 유의수준 하에서 목적인자에 영향을 미치는 실험인자를 가려낼 수 있게 된다. 중심합성계획에 의해 주어진 실험계획표와 각 실험인자의 수준표는 Table 1과 같다.

3.1.3 2차 회귀모형의 적용

실험인자의 비 선형적인 경향을 근사하기 위하여 이차 회귀분석을 실시한다. 본 연구에서 사용된 독립변수(인자의 수) k 개인 경우 실험계획에 의한 2차 다항 회귀모형은 다음식과 같다.

i) 경도의 평균값:

$$y_1 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^k \alpha_i x_i + \sum_{i \leq j}^k \alpha_{ij} x_i x_j + \epsilon \quad (3)$$

ii) 경도의 표준편차:

$$y_2 = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i \leq j}^k \beta_{ij} x_i x_j + \epsilon \quad (4)$$

또한 각각의 계수 α_i, β_i 는 행렬계산에 의하여 계산할 수 있다.

3.2 유전자 알고리즘과 신경망 학습을 이용한 공정인자의 최적화

반응표면실험법에 의해서 얻어진 두 개의 2차 반응표면식을 고전적인 최적화기법을 사용하여 최적화하는데 어려움이 따른다. 근래에 자연의 유전법칙인 적자생존이론을 알고리즘화하여 제안된 유전자 알고리즘기법을 도입하면 복잡한 전체 영역의 탐색공간상에서 여러 개의 후보해를 가지고 동시에 유연성 있게 해를 추적할 수 있으므로 기존의 기법에 비해 쉽게 전역 최적치를 찾을 수 있다.

3.2.1 다중 목적함수(multi-objective function)를 가지는 적합도 함수

적합도 함수(fitness function)는 유전알고리즘의 핵심부분으로써 대상 문제의 목적함수에 해당하는 것이다. 즉 후보해의 목적함수를 유전 알고리즘의 적합도 함수에 전사함으로써 좋은 목적함수 값을 갖는 후보해일수록 큰 적합도 함수를 갖게 하고 그 후보해 주위의 탐색공간을 더욱 주의 깊게 조사하도록 하는 것이다. 본 연구에서는 제품의 경도평균 값을 최대화하고 동시에 제품의 균질화 정도를 알 수 있는 경도의 표준편차값을 최소화해야 하는 다중 목적함수최적화 문제에 직면하게 된다. 다중 목적함수최적화 문제에 사용되는 기존의 가중선형목적전략(weighted linear goal strategy)은 각 목적함수에 가중치를 곱하여 더함으로써 단일 목적함수 문제로 변환시키는 기법을 사용하고 있는데 가중치와 목적함수간의 선형적인 결합만으로 각각의 목적함수의 경향과 중요도를 표현한다는 점에서 다소 무리가 있다고 볼 수 있다.

본 연구에서는 다중목적함수의 결과치의 조합에 사용자의 의사결정을 효율적으로 반영할 수 있는 방법으로 신경망 학습개념을 도입하였다. 목적함수의 전 범위에서 골고루 선택된 결과치의 조합에 대한 사용자의 의사결정이 이루어지고 나면 그 의사결정패턴을 신경망에 학습시켜 유전자알고리즘내의 원적합도 함수값을 산출하는데 사용한다. 신경망학습은 주어진 데이터점에서의 대응값과 신경망 출력값의 차이를 최소화 하는 방향으로 신경망을 반복적으로 수정해 간다. 최종적으로 얻어진 신경망은 데이터사이의 값에 대한 선형 또는 비선형 보간함수의 성격이 강하므로 정의된 의사결정점의 정보를 중심으로 사용자 판단을 반영하게 해준다. 이는 가중선형목적전략에서 목적함수와 가중치의 선형결합에 의한 결함을 보완해주는 비선형적이고 사용자 지향적인 의사결정을 함으로써 타당성이 높은 최적해에 이르게 해준다.

3.2.2 의사결정패턴의 생성과 신경망학습 적용

단일목적함수 최적화 문제로 변환하기 위해 필요한 의사결정패턴은 두 목적함수가 정해진 구간에서 각각 최대값, 최소값을 갖는 경우 최고치로 평가하고 두 목적함수 중 한쪽의 값이 정해진 목적에서 무리하게 벗어나는 경우에 낮은 평가를 하는 방법으로 결정되었다. 이와같이 생성된 의사결정패턴

을 이용해 이차 신경망학습을 한 결과 Fig. 3과 같이 의사결정표면을 얻었고 이는 유전자 알고리즘내에 평가함수 내에 삽입되어 최적화과정에 이용되었다.

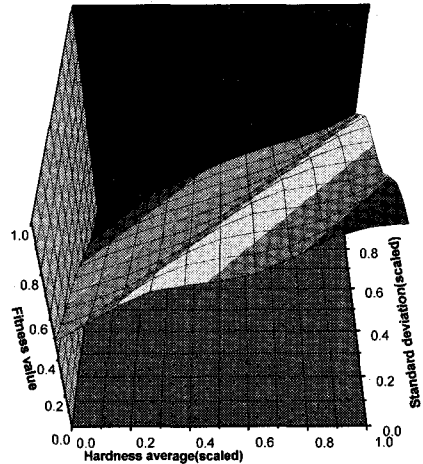


Fig. 3 Surface of NN decision make

3.2.3 신경망의 구성과 파라미터의 설정

본 연구에서 의사결정패턴을 학습시키기 위한 신경망 회로 구성은 입력층, 은닉층, 출력층의 총 6층 구조로 각각 2-6-8-7-5-1의 뉴런을 갖게 하였으며, 신경망 학습시에 사용된 오차 역전파(back propagation)의 연결강도(weights) 변화식은 다음과 같다.

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \Delta W_{ji}(t+1) \quad (5)$$

$$\Delta W_{ji}(t+1) = \eta \delta_j O_i + \alpha \Delta W_{ji}(t) \quad (6)$$

$$\delta = (d_j - O_j) \cdot f'_j(\sum_i W_{ji} O_i) \quad (7)$$

뉴런의 연결강도, $\Delta W_{ji}(t)$ 는 그 연결 강도의 변화량, t 는 학습회수를 나타낸다. O_i 와 O_j 는 중간층 i 번째 뉴런의 출력값과 출력층의 j 번째 뉴런의 출력값, d_j 는 출력층 j 번째 뉴런의 기대출력값(expected output), $f'_j(\cdot)$ 는 중간층 j 번째 뉴런의 시그모이드 전달함수의 미분치, η 와 α 는 각각 학습계수와 모멘트 계수이다. 신경회로망의 학습에서 학습데이터의 신뢰도뿐만 아니라, 학습데이터의 양과 모멘트계수, 학습계수, 그리고 중간층의 개수에 따라서 오차의 수렴특성이 달라지므로 본 시스템에

서는 학습데이터는 의사결정패턴에서 주어지는 25개, 모멘트계수와 학습계수는 시행오차법에 의해 각각 0.7, 0.9로 결정하였다. 또 학습의 평가방법은 식 8에 나타난 것처럼 델타법(delta rule)에 의한 오차를 이용하여 평가하였다.

$$Error_j = \frac{\sqrt{\sum_{p=1}^n (d_{pj} - O_{pj})^2}}{n} \quad (8)$$

여기서, p : 각인자의 수준

4. 실험결과 및 분석

소재의 가압하중은 30톤, 램속도는 40mm/s로 하여 성형하였고, 클램핑 하중은 100톤으로 설정하였다. 최종적으로 얻어진 알루미늄 피스톤의 제품형상을 Fig. 4에 나타내었다.

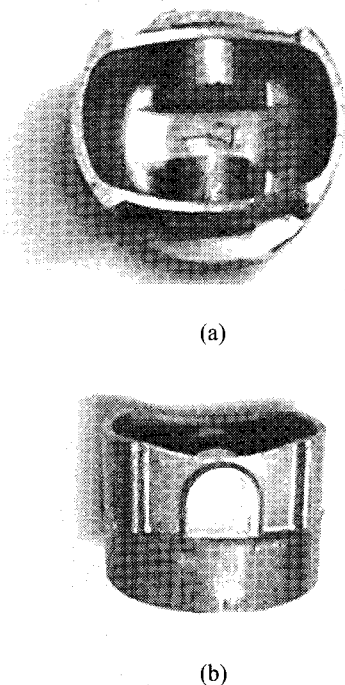


Fig. 4 Final product of Aluminum automotive piston (a) Top view, (b)Side view

중심합성계획법에 의해 주어진 실험조건들에 대해서 무작위 실험을 하여 피스톤을 제작한 후 제품의 부위별 경도 측정을 위해 제품을 수직으로 절

단하여 단면을 얻었으며 Fig. 5는 부위별 경도측정 지점을 나타낸다. 경도측정을 위해서 Rockwell(B scale) 경도기를 사용하였고 각 제품의 부위별 경도 측정치, 경도평균값, 경도의 표준편차를 Table 1에 표시하였다.

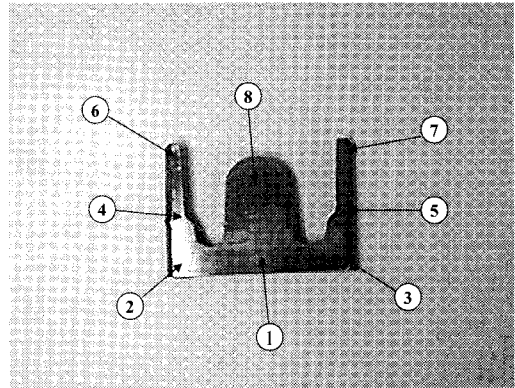


Fig. 5 Location for hardness measurement

4.1 공정인자에 대한 분산분석

분산분석의 목적은 공정인자인 금형온도, 액상률, 가압유지시간이 목적인자인 경도평균과 표준편차에 미치는 영향의 정도를 알아보기 위한 것이다. 실험조건중에서 전반부의 2³요인 실험에 해당하는 결과값에 대해서 분산분석을 수행한 결과 Table 2, 3를 얻을 수 있었다. 금형온도, 액상률, 가압유지시간 모두가 목적인자인 경도평균값과 경도표준편차값에 대해서 유의수준 0.05으로 유의한 것으로 나타났다. 특히 경도평균치에 대하여는 0.025 유의수준 하에서도 유의한 것으로 나타났고 공정인자 중 액상률의 영향이 가장 큰 것으로 나타났다. 그 다음으로 가압유지시간, 금형온도의 순서를 보였지만 액상률에 비해서 그 영향이 현저히 작았다. 한편, 경도 표준편차값에 대해서는 금형온도와 가압유지시간이 지배적인 영향을 미치고 액상률에 의한 영향은 상대적으로 작음을 알 수 있었다.

4.2 비선형 회귀분석

분산분석을 한 결과 세 가지 공정인자 모두 목적인자에 대해서 유의한 것으로 판정되었으므로 세 공정인자를 독립변수로 하고 경도평균값과 표준편차값을 각각 종속변수로 설정하여 이차다항 회귀분석을 수행하였다. 이차 다항회귀분석을 통하여 얻

어진 반응표면식의 계수값과 그 분산분석의 결과가 구했으며, 각 목적인자에 대한 반응표면을 가지화 하기 위해서 실험인자 중 하나를 고정하고 삼차원 그래프로 Fig. 6, 7과 같이 나타내었다.

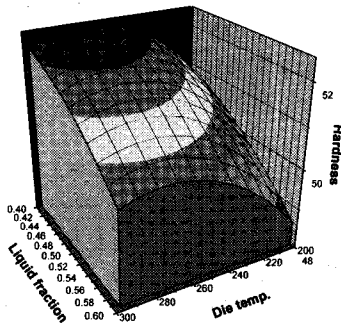
Table 2 Variation analysis of hardness average

	S	DF	V	Fo	F(0.05)	F(0.025)
A	3.06745	1	3.06745	14.36	7.71	12.2
B	11.4093	1	11.4093	53.41	7.71	12.2
C	4.02038	1	4.02038	18.82	7.71	12.2
E	0.00367	4	0.2136			

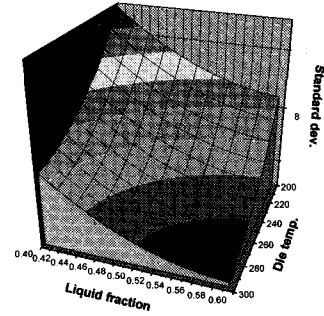
A - Die temp., B - liquid fraction, C - load dwell time
 S : 제곱합 DF : 자유도
 V : 제곱평균 Fo : F비

Table 3 Variation analysis of standard deviation

	S	DF	V	Fo	F(0.05)	F(0.01)
A	6.04436	1	6.04436	23.91	7.71	12.2
B	2.95241	1	2.95241	11.68	7.71	12.2
C	5.59499	1	5.59499	22.14	7.71	12.2
E	0.00036	1	0.2527			

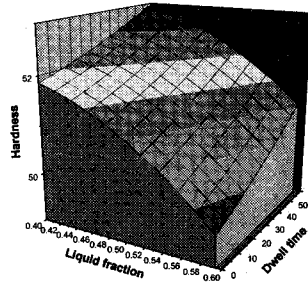


(a) Surface of hardness

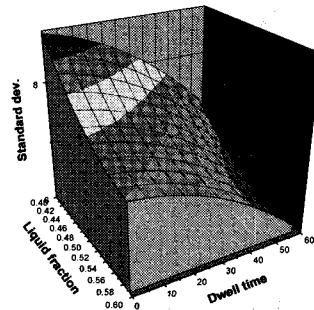


(b) Surface of standard deviation

Fig. 6 Response surface (fixed compression holding time at 30 sec)



(a) Surface of hardness



(b) Surface of standard deviation

Fig. 7 Response surface (fixed die temperature at 250°C)

4.3 유전자 알고리즘과 신경망을 이용한 공정 인자의 최적치 탐색

구해진 두 개의 이차 반응표면식은 각각 온도평균값과 표준편차값에 해당한다. 앞서 언급한 바와 같이 온도평균값은 최대화하고 표준편차값은 최소화하는 이중 목적함수 문제에서 의사결정패턴을 학습시킨 신경망의 입력값으로 반응표면식의 종속변수값을 설정하고 신경망의 출력값을 유전자 알고리즘내의 원적합도 값으로 이용하여 최적화를 수행한 결과 Table 4와 같은 최적 공정조건을 찾을 수 있었다. 금형온도와 액상률은 실험구간 내에 위치했고 가압유지시간은 증가하면 할수록 적합도 값이 커지는 경향을 보였다. 여기서 공정인자인 금형 온도와 액상률의 최적인자값이 정해진 실험구간 내에 위치한다는 것은 두 실험인자가 두 목적함수 즉, 온도평균값과 온도의 표준편차값에 대해서 서로 상충되는 영향을 미친다는 것을 의미한다. 또한, 가압유지시간이 증가할수록 원적합도의 값이 증가하는 사실은 가압유지시간이 두 목적함수에 대해서 각각 양과 음의 상관관계를 가짐을 말해준다. 끝으로 의사결정점 주위에서의 내삽능력이 뛰어난 신경망학습을 이용하면 세 개 이상의 목적함수를 가지는 최적화 문제에도 의사결정함수의 생성이 용이하고 이로 인해 사용자의 판단이 효과적으로 적용될 수 있음을 예측할 수 있었다.

Table 4 Optimum value of process parameters

Die temp.	liquid fraction	Comp.Hold time	hardness average	standard deviation
275.146	0.476	60 sec	52.00	6.17

5. 결론

본 논문에서는 자동차용 알루미늄 합금 피스톤을 제작하는데 반응용 단조를 적용하고 그 공정조건에 대한 거시적인 분석을 위해 통계적 실험계획법과 반응표면분석법을 이용하였다. 공정인자의 유의성을 판단하기 위해 각 목적인자에 대한 분산분석을 수행하였고 얻어진 반응표면식의 다중목적함수 최적화 문제를 풀기 위해 사용자 지향적인 의사결정의 대입이 가능한 신경망 학습개념과 전역최적

치 탐색에 유리한 유전자 알고리즘을 적용한 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

1. 반응용 단조공정에서 실험계획법에 의한 데이터를 이용해서 분산분석을 한 결과 공정인자의 유효한 인자를 파악할 수 있었다. 세 가지 공정인자 즉, 금형온도, 액상률과 가압유지시간은 유의수준 0.05하에서 두 목적인자, 온도평균값과 표준편차값에 대해 유의한 것으로 나타났다.
2. 피스톤제품에서 강도를 나타내는 인자로 제품별 온도의 평균값을, 균질성을 대표하는 성질로 부위별 온도의 표준편차값을 종속변수로 하여 회귀분석을 수행한 결과 이차다항함수로의 회귀가 타당함을 알 수 있었다.
3. 온도평균값과 표준편차에 해당하는 두 개의 반응표면식을 동시에 최적화하는데 의사결정패턴을 신경망에 학습하여 그 출력값을 최적화평가함수 사용하였고 이로서 의사결정점을 중심으로 한 사용자 지향적인 의사결정이 가능하였다.
4. 목적함수의 형식에 제약이 적고 전역 최적치 탐색에 효과적인 유전자알고리즘을 사용함으로써 비 수학적인 신경망 의사결정함수를 목적함수로 사용할 수 있었고 신뢰성이 높은 전역최적치에 도달하였다.

참고문헌

1. Kirkwood, D. H., "European Trends in Semi-solid Processing," Proceedings of the 3rd Int. Conf. on Semi-Solid Processing of Alloys and Composites, University of Sheffield, pp.19-23, 1994.
2. Kim, Y. H., Bae, W. B., Kim, J. C., Kim, H. S., "A Study on the Development of Aluminum Piston by Forging Process," Journal of KSPE, Vol. 14, No. 9, pp.30-36, 1997.
3. Toshikatsu, K., Hiroshi, Y., "Development of SiC-Composite-PM Aluminum Alloy Piston," Journal of the Japan Society of Powder and Powder Metallurgy, Vol. 46, No. 5, pp.519-523, 1999.
4. Witulski, T., Winkelmann, A. and Hirt, G.,

- "Thixoforming of Aluminium Components for Light weight Structures," Proceedings of the 4th Int'l Conf. on Semi-Solid Processing of Alloys and Composites, The Univ. of Sheffield, pp.242-247, 1996.
5. Nicholas, N. H., Trichka, M. R. and Young, K. P., "Application of Semi-Solid Metal Forming to the Production of Small Components," Proceedings of the 5th Int'l Conf. on Semi-Solid Processing of Alloys and Composites, Colorado School of Mines, pp.79-86, 1998.
6. Yoshida, C., Moritaka, M., Shinya, S., "Semi-solid Forging of Aluminum Alloy," Proceedings of the 2nd Int'l Conf. on Processing of Semi-Solid Alloys and Composites, Massachusetts Institute of Technology Cambridge, Massachusetts, pp. 95-97, 1992.
7. Kapranos, P., Kirkwood, D. H. and Sellars, C. M., "Semi-Solid Forging of High Temperature Alloys," Proceedings of the 2nd Int'l Conf. on Processing of Semi-Solid Alloys and Composites, Massachusetts Institute of Technology Cambridge, Massachusetts, pp. 119-129, 1992.