

# 인공신경망과 유전알고리즘 기반의 쌍대반응표면분석에 관한 연구

Tritiya R. Arunpadang · 김영진<sup>†</sup>

부경대학교 시스템경영공학과

## A Study on Dual Response Approach Combining Neural Network and Genetic Algorithm

Tritiya R. Arunpadang · Young Jin Kim

Department of Systems Management and Engineering, Pukyong National University

Prediction of process parameters is very important in parameter design. If predictions are fairly accurate, the quality improvement process will be useful to save time and reduce cost. The concept of dual response approach based on response surface methodology has widely been investigated. Dual response approach may take advantages of optimization modeling for finding optimum setting of input factor by separately modeling mean and variance responses. This study proposes an alternative dual response approach based on machine learning techniques instead of statistical analysis tools. A hybrid neural network-genetic algorithm has been proposed for the purpose of parameter design. A neural network is first constructed to model the relationship between responses and input factors. Mean and variance responses correspond to output nodes while input factors are used for input nodes. Using empirical process data, process parameters can be predicted without performing real experimentations. A genetic algorithm is then applied to find the optimum settings of input factors, where the neural network is used to evaluate the mean and variance response. A drug formulation example from pharmaceutical industry has been studied to demonstrate the procedures and applicability of the proposed approach.

**Keywords:** Parameter Design, Taguchi Method, Machine Learning, Neural Network, Genetic Algorithm

### 1. 서론

파라미터설계는 품질특성의 평균은 목표값과 일치시키는 한편 잡음인자로 인한 품질특성의 산포를 줄임으로써 획기적인 품질개선을 달성할 수 있는 비용 효과적인 방법론으로 널리 인식되어 왔으며 다양한 산업분야에 폭넓게 적용되어 왔다. 파라미터설계의 기본 원리가 새로운 것은 아니나 통계적 분석방법에 대한 이해 부족으로 현장에서의 적용은 미흡하였으나, 1980년대 이후 다구치방법이 널리 확산되면서 파라미터설계의 유용

성이 널리 인식되는 계기가 되었다. 파라미터설계의 적용을 위해서는 입력변수와 품질특성의 관계를 파악하고, 이를 바탕으로 공정산포를 줄이는 최적의 공정조건을 도출하는 것이 필요하다. 다구치는 직교배열(Orthogonal Array)을 바탕으로 한 실험계획법과 최적조건 도출을 위한 SN비의 활용을 제안하였다. 다구치방법은 적용의 편리성과 효율적인 성과창출로 인하여 다양한 산업분야에 널리 적용되며 현장에서는 많은 각광을 받았다. 파라미터설계의 원리와 그 효과성에 대해서는 대체적으로 동의하는 한편, 학계에서는 직교배열과 SN비 등 적용된 도

이 논문은 부경대학교 자율창의학술연구비(2013년)에 의하여 연구되었음.

<sup>†</sup> 연락저자 : 김영진 교수, 608-737 부산광역시 남구 용소로 45 부경대학교 시스템경영공학과, Tel : 051-629-6486 Fax : 051-629-6478,

E-mail : youngk@pknu.ac.kr

2013년 6월 14일 접수; 2013년 8월 12일 수정본 접수; 2013년 9월 2일 게재 확정.

구의 이론적인 근거가 미약하다는 점이 지적되었다. 예를 들어 Leon *et al.*(1987)에서는 다구치방법의 성능측도로 사용되는 SN비가 품질손실함수를 최소화하는데 항상 적합한 것은 아님을 지적하며 그 대안으로서 PerMIA를 제안하였다. 이와 같이 다구치방법이 가지고 있는 여러 문제점을 해결하기 위한 노력의 일환으로 파라미터설계의 원리와 이론적으로 입증된 전통적인 통계기법을 접목하려는 연구가 진행되었다. 특히 1950년대 초에 소개된 이래로 실험계획법에 기반을 둔 최적화 도구로 널리 활용되어 온 반응표면분석법(Response Surface Methodology)을 파라미터설계 원리에 적용하고자 하는 노력이 많은 통계학자에 의해 진행되었다. 실험계획법을 통해 얻은 데이터를 바탕으로 품질특성의 평균과 산포를 모형화하고 동시에 분석함으로써 최적 공정조건을 도출하는 쌍대반응표면분석법(Dual Response Approach)이 대표적 연구이다(Vining and Myers, 1990). 쌍대반응표면분석법에서는 다구치가 제안한 직교배열 대신 전통적 실험설계를 적용하며, SN비를 사용하지 않는 대신 품질특성의 평균과 산포에 관한 반응함수를 직접 도출함으로써 평균과 산포에 대한 설계변수의 영향을 개별적으로 파악할 수 있을 뿐만 아니라 최적화모형 수립의 유연성을 제고할 수 있다. 최근까지도 쌍대반응표면분석법에 관한 연구는 활발하게 진행되고 있으며 관련 연구문헌은 Robinson *et al.*(2004) 등을 참고하기로 한다.

다구치방법과 마찬가지로 쌍대반응표면분석법은 통계모형을 기반으로 하고 있으므로 반응함수의 형태나 잡음인자의 분포 등에 관한 가정을 전제로 분석이 이루어진다. 예를 들어, 평균과 산포에 대한 반응함수로 2차 다항방정식을 가정하는 경우가 많은데, Zhou *et al.*(2013)에서도 지적한 바와 같이 설계변수와 품질특성 사이의 관계가 비선형적이거나 잡음이 심한 경우에는 추정함수의 적합 또는 예측성능이 저하될 수 있다. 특히 산포가 평균에 의존적인 승법모형(Multiplicative Error Model)의 경우 산포에 관한 추정함수는 산포에 관한 적절한 정보를 제공하기 어렵다(Kim, 2005). Subramanian *et al.*(2004)에서도 제약공정의 설계 문제를 분석하면서 2차 다항방정식 반응함수의 예측성능이 저하된다는 점을 지적하였다. 이에 본 연구에서는 인공신경망, 유전알고리즘과 같은 기계학습기법을 적용한 파라미터설계 방법론을 제안함으로써 특정한 통계모형이나 가정을 상정하지 않고 파라미터설계의 목적을 달성할 수 있는 방법을 모색하고자 한다. 보다 구체적으로 설계변수와 품질특성 사이의 관계를 파악하기 위하여 반응함수를 추정하는 대신 인공신경망을 구축하며, 유전알고리즘을 적용하여 최적의 공정조건을 도출하는 절차에 대해 제안한다. 반응함수의 추정에서 기계학습기법을 적용함으로써 실험을 실시하지 않고 현장데이터를 직접적으로 이용할 수 있다는 장점도 누릴 수 있다. 본 연구의 나머지 구성은 다음과 같다. 먼저 제 2장에서 기계학습 기반의 파라미터설계에 관한 기존 연구를 분석하고, 제 3장에서는 인공신경망과 유전알고리즘을 적용한 파라미터설계 방법론을 제안한다. 제 4장에서는 수치예제를 통해

제안 방법론의 절차를 소개하고, 마지막으로 제안 방법론의 유용성과 추후 연구방향을 논의하여 결론을 맺는다.

## 2. 문헌 연구

전술한 바와 같이 본 연구의 목적은 다양한 기계학습 기법 중에서도 인공신경망과 유전자 알고리즘을 적용한 파라미터설계 방법론을 개발하는 것이다. 다양한 공학설계 문제에 이러한 기법을 적용한 연구는 아주 많지만, 파라미터설계에 관한 연구로 한정할 경우에는 다음의 연구가 대표적이라 할 수 있다. 먼저 Rowlands *et al.*(1996)은 오프라인 품질관리의 목적으로 실험을 실시할 때 인공신경망을 이용함으로써 실제 실험에 소요되는 비용과 시간을 절감할 수 있음을 지적하였다. 이후 파라미터설계의 문제에 인공신경망을 적용하여 설계변수와 품질 특성 사이의 관계를 추정하는 연구가 일부 발표되었다. 예를 들어, Su and Hsieh(1998)는 동특성 파라미터설계의 문제에 인공신경망을 적용한 접근방법을 제안하였다. 반응함수의 추정과 최적조건 도출을 위해 두 개의 인공신경망을 구축하고 추정과 최적화의 과정을 반복적으로 수행하면서 SN비가 최대가 되는 공정조건을 찾는다. Ma and Su(2010)는 이를 확장하여 다목적 진화알고리즘을 적용한 동특성 파라미터설계에 관해 연구하였다. 하지만 Leon *et al.*(1987)에서 지적된 바와 같이 SN비를 이용한 파라미터설계 최적화는 품질손실함수를 최소화하지 못하는 경우가 많아 비효율적이다. Subramanian *et al.*(2004)는 제약공정의 설계최적화 문제에 반응표면분석법과 인공신경망을 적용한 결과를 비교함으로써 공정설계를 위한 기계학습 기법의 유용성을 논의하였다. 반응표면분석법을 적용한 경우에 비해 인공신경망을 적용하였을 때 우월한 결과가 나타났으며 이를 확인실험을 통해 입증하였다. Shi *et al.*(2004)은 인공신경망과 반응표면분석법을 적용한 공정설계를 다룬 연구이다. 여기서는 공정으로부터 얻어진 데이터를 이용하여 인공신경망을 먼저 구축한 후, 이를 이용하여 가상의 실험데이터를 생성하고 공정최적화를 위해 반응표면분석법을 적용하였다. 이 연구는 실제 실험을 실시하지 않고 공정에서 얻어진 현장데이터에 기계학습을 적용하여 공정설계를 수행할 수 있음을 보여주었다. 최근 Arungpadang and Kim(2012)은 이들의 아이디어를 쌍대반응표면 문제에 적용한 연구를 발표하였다. 여기서는 평균과 산포에 관한 반응함수를 도출하기 위하여 인공신경망을 이용하고 이를 통해 도출된 반응함수를 이용하여 최적화모형을 수립하여 공정조건을 도출할 것을 제안하였다.

많은 연구가 인공신경망 하나만을 이용한 공정설계 문제를 다룬 한편, 인공신경망과 다른 기계학습 기법을 동시에 적용한 연구도 다수 찾아볼 수 있다. Chang(2005)은 인공신경망과 유전알고리즘을 파라미터설계에 적용할 것을 제안하였으며, 추정의 목적으로 인공신경망을 이용하고 GA를 이용한 최적

화의 목적으로는 별도의 적합도 함수(Fitness Function)를 적용하였다. Chang(2008)은 다수의 품질특성이 존재하는 다중반응 공정설계를 위하여 인공신경망과 모의담금질방법(Simulated Annealing)을 적용하였다. 최근 Chang and Chen(2011)은 동일한 문제에 대하여 모의담금질방법 대신 유전알고리즘을 적용한 연구결과를 제시하였다. 최적화 과정에서 다중반응의 중요도를 반영하기 위하여 GA에 사용되는 적합도 함수로서 Desirability Function을 적용하였으나, 개별 품질특성의 평균치만을 고려할 뿐 산포에 대해 고려하지 않았다. 이외에도 Desirability Function을 적용한 파라미터 설계 문제는 Cook *et al.*(2000)과 Das(2010) 등에서 다루었으나 산포에 대해서는 고려하지 않았다. 인공신경망과 유전알고리즘을 동시에 적용한 공정설계 최적화에 관한 연구는 다양한 학문분야에서 많이 찾아볼 수 있다. 최근에 발표된 몇몇 연구를 예로 들면, Sathiya *et al.* (2012), Sathiya *et al.*(2011), Deng *et al.*(2009), Ozcelik and Erzurumlu(2006) 등이 있다.

지금까지 살펴본 대부분의 연구는 공정평균에 관한 반응만을 고려한 설계최적화 문제에 기계학습기법을 적용한 것이다. 평균과 산포에 관한 반응을 동시에 고려한 파라미터 설계의 문제에 인공신경망을 비롯한 다양한 기계학습기법을 적용한 연구는 소수에 불과하다. Koksoy and Yalcinoz (2005)는 평균과 산포를 동시에 고려하는 쌍대반응표면문제에 Hopfield 신경망을 적용하였다. 여기서 설계변수와 반응함수 사이의 함수관계는 알려진 것으로 가정하였으며, Hopfield 신경망은 망소특성에 대한 쌍대반응표면문제에 대한 최적해를 도출하기 위하여 적용되었다. 전술한 바와 같이 최근 Arungpadnag and Kim(2012)은 Shi *et al.*(2004)의 연구를 확장하여 평균뿐만 아니라 산포에 관한 반응을 동시에 고려한 쌍대반응표면 문제를 고려하였다. 평균과 산포에 관한 공정데이터를 이용하여 인공신경망을 구축하고, 이를 바탕으로 가상의 실험데이터를 생성하여 쌍대반응표면분석법을 적용함으로써 최적의 공정조건을 도출하였다. 본 연구에서는 이를 더욱 확장하여 공정데이터를 바탕으로 평균과 산포에 관한 인공신경망을 구축하고, 반응함수를 별도로 추정하지 않는 대신 유전알고리즘을 직접 적용하여 최적의 공정조건을 도출하는 방법론을 제안한다. 즉, 설계변수와 반응(공정평균 및 산포)과의 관계를 추정하기 위해서는 인공신경망을 활용하고 최적조건의 도출을 위해서는 유전알고리즘을 적용한 파라미터설계 절차를 제안한다. 인공신경망과 유전알고리즘을 적용한 파라미터설계의 문제는 선행연구에서도 많이 다루었으나, 이러한 기계학습기법을 쌍대반응표면 문제에 직접적으로 적용한 것은 본 연구의 차별성이라 할 수 있다. 나아가 인공신경망을 이용한 반응함수의 추정으로 파라미터설계를 위하여 실험을 실시하지 않고 현장에서 수집되는 데이터를 활용할 수 있다는 장점을 누릴 수 있다.

### 3. 제안 모형

기계학습 기반의 파라미터설계 절차는 크게 3단계로 구성된다. 먼저 품질특성의 평균 및 산포와 설계변수 사이의 관계를 표현하기 위한 인공신경망 구축에 필요한 데이터를 수집한다. 이를 위하여 현장에서부터 얻어지는 공정데이터를 직접 이용할 수 있으며, 이러한 데이터가 없는 경우에는 기존의 방법대로 실험설계를 통해 데이터를 수집할 수도 있다. 활용 가능한 공정데이터가 있다면 굳이 실험을 통해 데이터를 수집하지 않더라도 파라미터설계를 수행할 수 있다는 점에서 장점을 가지고 있다. 두 번째 단계에서는 수집된 데이터를 바탕으로 인공신경망을 구축한다. 인공신경망을 구축하기 위해서는 먼저 수집된 데이터를 분할하여 인공신경망의 훈련(Training)에 일부를 사용하고 나머지 데이터는 훈련된 인공신경망의 추정능력을 검증(Validation)하는데 활용한다. 인공신경망의 구조는 크게 입력노드(Input Node), 히든노드(Hidden Node) 및 출력노드(Output Node)로 구성되는데 설계변수는 입력노드에, 공정평균과 산포는 각각 출력노드에 대응된다. 따라서 입력노드의 수는 설계변수의 수와 일치하며, 출력노드의 수는 평균과 산포의 2개 노드로 구성된다. 한편 입력노드와 출력노드 사이에는 히든레이어(Hidden Layer)가 위치하며, 각 히든레이어는 다수의 히든노드로 구성된다. 인공신경망의 구조는 히든레이어 및 히든노드의 수에 따라 결정되며, 인공신경망의 추정능력은 인공신경망의 구조와 더불어 학습규칙(Learning Rule)에 따라 차이가 많다. 인공신경망 구조의 대안들에 대해 평균오차제곱합(Mean Squared Error)이 가장 적은 대안을 선택하게 되는데, MATLAB 등과 같은 소프트웨어를 활용하면 다양한 인공신경망 구조 및 학습규칙을 결정할 수 있다. 이러한 과정을 거쳐 구축된 인공신경망에 새로운 설계변수의 값을 입력하게 되면 이에 상응하는 공정평균 및 산포에 대한 추정치를 얻을 수 있다. 마지막 단계에서는 파라미터설계의 원리에 입각하여 최적의 공정조건을 도출하기 위하여 유전알고리즘을 적용한다. 유전알고리즘에서 해는 숫자의 배열과 같은 자료 구조로 표시되며, 선택(Selection), 교차(Crossover), 변이(Mutation), 대체(Replacement) 등과 같은 연산을 통해 적합도함수 값이 목표값에 근접하는 방향으로 해를 개선해 나가면서 최적해를 탐색하는 알고리즘이다. 일반적인 파라미터설계 문제에서는 적합도함수로 평균 및 산포의 반응함수를 사용할 수 있으며, 본 연구에서는 반응함수를 대신하여 인공신경망을 적합도함수로 사용하여 해를 평가한다. 유전알고리즘, 인공신경망 등 다양한 기계학습 기법에 관한 자세한 내용은 Passino(2005) 등의 문헌을 참고하기로 한다. 본 연구에서 제안하는 인공신경망과 유전알고리즘을 이용한 파라미터설계 방법론에 대한 개략적인 절차는 <Figure 1>에 제시된 바와 같으며, 다음 절에서는 제약공정의 설계최적화 예제에 제안 모형을 적용함으로써 그 타당성을 확인하고 모형의 유용성을 검토한다.

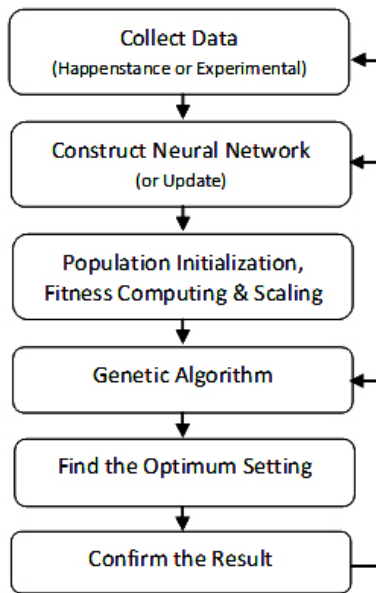


Figure 1. Overall Procedure of Proposed Approach

4. 수치 예제

Subramanian *et al.*(2004)은 Cytarabine Liposome 제조공정의 설계를 위하여 반응표면분석법과 인공신경망을 이용한 결과를 비교, 검토하였다. 공정의 설계변수는 세 개( $X_1, X_2, X_3$ )이며, PDE(Percentage Drug Entrapment) 값이 최대가 되는 설계변수 값을 결정하는 것이 목적이다. 예제에 대한 보다 자세한 사항은 해당 연구를 참고한다. 공정설계의 목적을 달성하기 위하여 반복이 3회인 3수준 완전요인배치실험(33)을 실시하여 각 처리수준에서 PDE의 평균과 표준오차를 계산하였다. 본 예제에서는 실험을 통하여 데이터를 얻었지만 사용 가능한 현장 데이터가 있는 경우에는 굳이 실험을 실시하지 않고 인공신경망을 구축할 수 있을 것이다. 각 설계변수에 입력노드가 하나

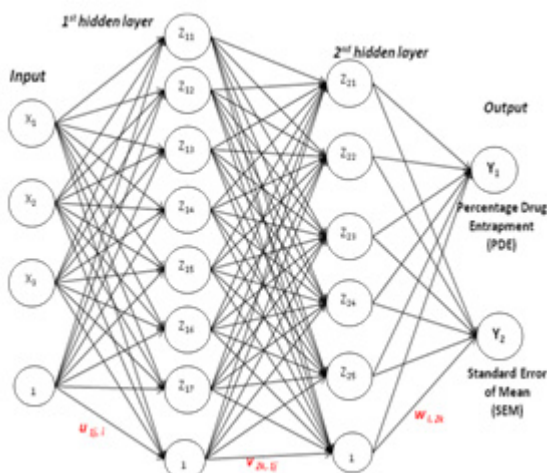


Figure 2. Network Architecture of Example

씩 배정되고, 평균과 표준오차에 대해 하나씩의 출력노드를 배정한다. 또한 다양한 인공신경망 구조에 대해 평가한 결과 히든노드의 수가 7개, 5개인 2개의 히든레이어로 인공신경망을 구성하여 <Figure 2>에 제시된 3-7-5-2구조가 적합한 것으로 나타났다. 학습규칙으로는 Lavenberg-Marquardt 탐색법을 사용하였다. MATLAB R2012a의 Toolbox를 사용하여 인공신경망을 구축하였다. 다양한 네트워크 구조와 학습규칙에 따른 MSE 값을 <Table 1>, <Table 2>에 각각 비교하여 제시하였다.

Table 1. MSE of Candidate Network Architecture

Candidate Architecture	MSE
3-1-2	0.26174
3-2-2	0.23868
3-3-2	0.20549
3-4-2	0.13200
3-5-2	0.07623
3-6-2	0.04050
3-7-2	0.01204
3-8-2	0.04250
3-7-1-2	0.12237
3-7-2-2	0.14457
3-7-3-2	0.00150
3-7-4-2	$3.327 \times 10^{-25}$
3-7-5-2	$6.539 \times 10^{-28}$
3-7-6-2	$4.344 \times 10^{-25}$
3-7-7-2	$2.022 \times 10^{-25}$

\* Learning Rate = 0.1.

\*\* Maximum Number of Iterations = 50,000.

Table 2. Performance of Various Learning Rules

Rules	MSE	Epoch	Time
traingd	$1.97 \times 10^{-4}$	10,000	448
traingdm	$9.99 \times 10^{-6}$	6880	293
traingda	$9.79 \times 10^{-6}$	334	14
traindx	$7.78 \times 10^{-6}$	126	5
trainbr	$5.60 \times 10^{-6}$	6	1
trainc	$9.60 \times 10^{-6}$	147	19
traingcp	$9.87 \times 10^{-6}$	38	2
traingcb	$5.82 \times 10^{-6}$	29	1
trainlm	$1.89 \times 10^{-6}$	1	1
trainoss	$9.25 \times 10^{-6}$	27	2
trainr	$9.95 \times 10^{-6}$	83	29
trainrp	$1.02 \times 10^{-5}$	98	4
traingcg	$9.92 \times 10^{-6}$	11	2

\* Learning Rules from MATLAB Toolbox.

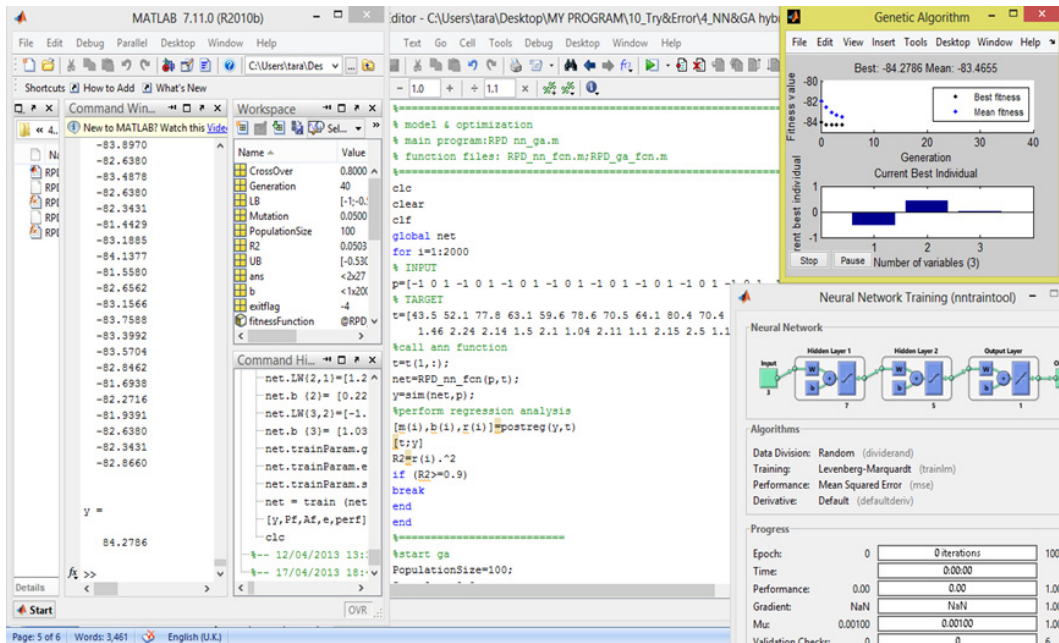


Figure 3. Screen Capture of MATLAB Implementation

Table 3. Comparison of Results

	$(X_1, X_2, X_3)$	Mean	S.E.
SYM(2004)	(1.00, 0.00, 0.00)	83.5	-
AK(2012)	(-1.00, -1.00, 0.85)	83.5	1.57
Proposed	(-0.53, 0.16, -0.50)	84.6	1.79

\* SYM(2004) : Subramanian *et al.*(2004).  
 AK(2012) : Arungpadang and Kim(2012).  
 \*\* S.E. : Standard Error.

Table 4. Predicted Mean Response with Various Values of Iteration and Population Size

Iteration	Pop.	PDE	$X_1$	$X_2$	$X_3$
1500	100	83.3301	-1.0000	0.5000	0.4108
	200	83.3297	-0.9998	0.4999	0.4104
	300	83.3238	-0.9994	0.4940	0.3967
	400	83.2883	-0.9914	0.4711	0.3692
	500	83.2284	-0.9841	0.4377	0.3881
	600	83.3235	-0.9999	0.4989	0.4236
2000	100	84.3687	-0.5311	0.5000	-0.0968
	200	84.3680	-0.5337	0.4979	-0.0953
	300	84.3675	-0.5351	0.4987	-0.0924
	400	84.2844	-0.5328	0.4292	-0.0036
	500	84.2540	-0.5329	0.4930	0.0134
	600	84.2708	-0.5362	0.4770	0.0079
2500	100	85.0417	-0.5300	0.0245	-0.5000
	200	85.0410	-0.5300	0.0296	-0.5000
	300	85.0417	-0.5300	0.0244	-0.5000
	400	85.0416	-0.5300	0.0226	-0.5000
	500	82.3608	-0.8328	0.5000	-0.5000
	600	84.5788	-0.5300	0.1567	-0.5000

본 예제의 궁극적인 목적은 PDE 값을 최대로 하는 공정조건을 도출하는 것이므로, 파라미터설계의 목적함수 또한 PDE의 평균을 최대화하도록 하였으며 PDE의 산포는 2.0을 초과하지 않도록 제약하는 최적화모형을 고려하였다. 주어진 설계변수 값에 대하여 목적함수(평균) 및 제약식(산포)은 앞서 구축한 인공신경망을 이용하여 평가하였다. 최대 반복횟수, Population 크기, Generation의 수는 각각 2,500, 600, 40으로 하고, 교차율과 변이율은 각각 0.8과 0.05로 하여 MATLAB으로 유전알고리즘을 작성하였다. 이 때 최적 공정조건은  $(X_1, X_2, X_3) = (-0.53, 0.16, -0.50)$ 으로 나타났으며, 이 때 PDE 값의 평균과 표준오차는 각각 84.58%, 1.79%로 나타났다. 이러한 결과를 Subramanian *et al.* (2004) 그리고 Arungpadang and Kim(2012)의 결과와 비교하여 <Table 3>에 제시하였다. Arungpadang and Kim(2012)에서 고려한 최적화 모형은 PDE의 평균이 83.5 이상이 되는 제약하에서 산포가 최적이 되는 조건을 도출한 것으로 본 연구의 결과와 직접적인 비교는 어렵다. 한편, Subramanian *et al.*(2004)에서는 PDE 값의 산포에 대해 고려하지 않아 표준오차 값이 제시되지 않았다. 또한 Population 크기와 반복횟수의 효과를 관찰하기 위하여 민감도 분석을 실시하였다. 다양한 Population 크기 및 반복횟수에 따른 설계변수 및 상응하는 PDE 값을 구하여 <Table 4>에 요약하였다. 반복횟수에 따라 공정의 최적 조건은 다소 상이하게 나타났으나, 반복횟수가 동일할 때 Population 크기는 최적 조건에 큰 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다.

### 5. 결론 및 토의

본 연구에서는 특정한 통계모형이나 관련 가정을 전제로 하는 기존의 파라미터설계 방법론의 대안으로서 대표적인 기계학

습 기법인 인공신경망과 유전알고리즘을 적용하여 쌍대반응 표면분석 기반의 파라미터설계 방법론을 제안하였다. 기존의 방법론에서는 설계변수와 품질특성 사이의 관계를 파악하기 위하여 반응표면분석법과 같은 통계적 기법을 바탕으로 반응함수를 추정하는 반면 인공신경망을 구축하여 설계변수와 품질특성 사이의 관계를 도출한다. 인공신경망을 이용하게 되면 반응함수를 명시적으로 표현할 수 없으므로, 기존의 방법론과 같이 최적화모형을 수립하는 것이 불가능하다. 이에 최적 공정조건을 도출하기 위하여 유전알고리즘을 적용할 것을 제안하였다. 제약공정의 파라미터설계에 관한 수치예제를 통해 제안한 방법론의 절차와 그 유용성을 검토하였다. 본 연구에서 제안한 방법론이 기존의 방법론에 비해 우월한 결과를 제공한다고 보장할 수는 없으나 평균이나 산포에 관한 반응함수에 비선형성이나 변동성이 큰 경우에는 기존 방법론에 대한 대안으로서 효과적으로 적용될 수 있을 것으로 기대된다. 향후 다양한 공정의 파라미터설계 문제에 제안방법론을 확대, 적용함으로써 타당성을 추가적으로 검증하는 것이 필요하다.

## 참고문헌

- Arungpadang, T. R. and Kim, Y. J. (2012), Robust Parameter Design Based on Back Propagation Neural Network, *Management Science* (The Korean OR/MS Society), **29**(3), 81-89.
- Chang, H. H. (2005), Applications of Neural Networks and Genetic Algorithms to Taguchi's Robust Design, *International Journal of Electronic Business Management*, **3**(2), 90-96.
- Chang, H. H. (2008), A Data Mining Approach to Dynamic Multiple Responses in Taguchi Experimental Design, *Expert Systems with Applications*, **35**(3), 1095-1103.
- Chang, H. H. and Chen, Y. K. (2011), Neuro-Genetic Approach to Optimize Parameter Design of Dynamic Multiresponse Experiments, *Applied Soft Computing*, **11**, 436-442.
- Cook, D. F., Ragsdale, C. T., and Major, R. L. (2000), Combining a Neural Network with a Genetic Algorithm for Process Parameter Optimization. *Engineering Application of Artificial Intelligence*, **13**(4), 391-396.
- Das, P. (2010), Hybridization of Artificial Neural Network using Desirability Functions for Process Optimization, *International Journal for Quality Research*, **4**(1), 37-50.
- Deng, Z. H., Zhang, X. H., Liu, W., and Cao, H. (2009), A Hybrid Model Using Genetic Algorithm and Neural Network for Process Parameters Optimization in NC Camshaft Grinding, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **45**, 859-866.
- Kim, H.Y. (2005) *Development of Dual Response Approaches with Mean Adjustment*, Master's Thesis, KAIST.
- Koksoy, O. and Yalcinoz, T. (2005), A Hopfield Neural Network Approach to the Dual Response Problem, *Quality and Reliability Engineering International*, **21**, 595-603.
- Leon, R. V., Shoemaker, A. C., and Kacker, R. N. (1987), Performance Measures Independent of Adjustment : An Explanation and Extension of Taguchi's Signal-to-Noise Ratios (with discussions), *Technometrics*, **29**, 253-285.
- Ma, H. Y. and Su, C. T. (2010), Applying Hierarchical Genetic Algorithm Based Neural Network and Multiple Objective Evolutionary Algorithm to Optimize Parameter Design with Dynamic Characteristics, *Journal of Quality*, **17**(4), 311-325.
- Ozcelik, B. and Erzurumlu, T. (2006), Comparison of the Wapage Optimization in the Plastic Injection Molding Using ANOVA, Neural Network Model and Genetic Algorithm, *Journal of Materials Processing Technology*, **171**, 437-445.
- Passino, K. M. (2005), *Biomimicry for Optimization, Control, and Automation*, Springer-Verlag, London, UK.
- Robinson, T. J., Borror, C. M., and Myers, R. H. (2004), Robust Parameter Design : A Review, *Quality and Reliability Engineering International*, **20**(1), 81-101.
- Rowlands, H., Packianather, M. S., and Oztemel, E. (1996), Using Artificial Neural Networks for Experimental Design in Off-line Quality, *Journal of Systems Engineering*, **6**(1), 46-59.
- Sathiya, P., Abdul Jaleel, M. Y., Katherasan, D., and Shanmugarajan, B. (2011), Optimization of Laser Butt Welding Parameters with Multiple Performance Characteristics, *Optics and Laser Technology*, **43**, 660-673.
- Sathiya, P., Panneerselvam, K., and Soundararajan, R. (2012), Optimal Design for Laser Beam Butt Welding Process Parameter Using Artificial Neural Networks and Genetic Algorithm for Super Austenitic Stainless Steel, *Optics and Laser Technology*, **44**, 1905-1914.
- Shi, X., Schillings, P., and Boyd, D. (2004), Applying Artificial Neural Networks and Virtual Experimental Design to Quality Improvement of Two Industrial Processes, *International Journal of Production Research*, **42**(1), 101-118.
- So, W. J. and Yum, B. J. (2012), A Comparison of Parameter Design Methods for Multiple Performance Characteristics, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **38**(3), 198-207.
- Su, C. T. and Hsieh, K. L. (1998), Applying Neural Network Approach to Achieve Robust Design for Dynamic Quality Characteristics, *International Journal of Quality and Reliability Management*, **15**(5), 509-519.
- Subramanian, N., Yajnik, A., and Murthy, R. S. (2004), Artificial Neural Network as an Alternative to Multiple Regression Analysis in Optimizing Formulation Parameters of Cytarabine Liposomes, *AAPS PharmSci Tech*, **5**(1), E4.
- Vining, G. G. and Myers R. H. (1990), Combining Taguchi and Response Surface Philosophies : A Dual Response Approach, *Journal of Quality Technology*, **22**(1), 38-45.
- Zhou, X. Z., Ma, Y. J., Tu, Y. L., and Feng, Y. (2013), Ensemble of Surrogates for Dual Response Surface Modeling in Robust Parameter Design, *Quality and Reliability Engineering International*, **29**(2), 173-197.