

RBFN기법을 활용한 적응적 사례기반 설계

정사범^a, 임태수^b

a LG전자생산기술원 디자인엔지니어링그룹 skk1991@lge.com

b성결대학교 컴퓨터공학부 tshou@sungkyul.edu

Abstract

This paper describes a design expert system which determines the design values of shadow mask using Case-Based Reasoning. In Case-Based Reasoning, it is important to both retrieve similar cases and adapt the cases to meet the design specifications exactly. Especially, the difficulty in automating the adaptation process will prevent the designers from using the design expert systems efficiently and easily.

This paper explains knowledge-based design support systems for shadow mask through neural network-based case adaptation. Specifically, we developed 1) representing design knowledge and 2) adaptive case-based reasoning method using RBFN(Radial Basis Function Network).

1. 서론

추론방법에는 규칙과 사례를 이용한 방법이 있다. 규칙기반 추론은 일반화시킨 규칙간의 관계를 통하여 최종 결론을 유추하는 방법이고, 사례기반추론은 기존 유사사례를 활용하여 이를 변형시켜서 결론을 도출하는 방법이다[1]. 사례기반추론은 정형화된 규칙으로 해결하기 어려운 문제에 대해 이전에 경험했던 유사한 문제를 찾아 현 문제에 적합한 문제해결 지식을 추출하여 해결할 수 있도록 하는 장점을 가지고 있다[2,3].

일반적으로 사례기반추론의 과정은 크게 4단계-검색, 재활용, 조정, 지식화-으로 구성되어 있다[2]. 사례기반추론을 효과적으로 수행하기 위해서는 4단계중에서 검색과 조정방법에 대해 사전에 명확하게 정의를 해야 한다[3]. 따라서 지식공학자는 다음과 같은 2가지 항목에 주의하여 추론모델링을 해야 한다. 첫째, 유사사례를 검색하는 방법과 둘째, 유사사례를 현문제에 맞도록 변형하여 문제를 해결하는 과정이다. 특히 현문제에 맞도록 변형하는 작업을 명확하게 정의하지 않을 경우 전체 추론엔진의 활용도가 떨어지게 되고 이는 곧 전체시스템의 기능성, 사용성을 저하시키는 주요 원인이 될 수 있다.

본 연구에서는 Display부품인 Shadow Mask의 설계값을 결정하는 문제를 사례기반추론을 이용하여 해결하기 위하여

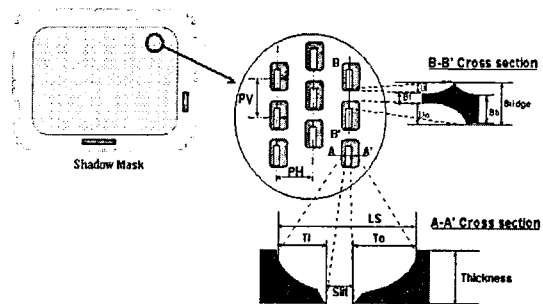
첫째, 과거에 설계한 개별사례를 설계값과 설계값 결정에 영향을 주는 여러 규격항목들의 값으로 표현한 후 군집화(K-Means Clustering)를 통하여 산출한 군집의 중심을 유사사례로 활용할 수 있도록 하는 방법을 적용하였다.

둘째, 군집화를 통하여 추출한 과거의 유사한 사례를 변형시켜 제품의 설계값을 계산하는 방법으로 신경망기법(Radial Basis Function Network)을 적용하였다.

2. 사례기반 제품설계

2.1 Shadow Mask 설계

Shadow Mask란 모니터와 TV에 사용되는 얇은 철판으로 전자총에서 방사된 3색(빨강, 초록, 파랑)의 빛이 스크린상의 각 화소에 정확히 위치할 수 있도록 색을 선별하고 빔을 가속시키는 역할을 한다. [그림 1]은 TV용 Shadow Mask의 부분을 확대한 모양으로서 에칭 결과 구멍이 뚫린 부분을 Slit, 뚫리지 않은 부분을 Bridge라 한다.



[그림 1] CRT용 Shadow Mask 형상

Shadow Mask는 전자빔이 스크린상에 정확하게 도달하도록 수십에서 수백만개의 공경으로 구성되어 있다. 해당 공경의 형상은 dot형과 stripe형으로 구성되어 있으며, 각 공경의 단위는 마이크로론으로 매우 작기 때문에

이를 정확하게 형성하기 위해서는 정면, 노광, 현상, 에칭 등의 화학공정을 거쳐야 한다.

Shadow Mask의 설계란 에칭공정에서 공경(Slit)이 식각되는 양을 고려하여 공경의 중심위치와 크기를 설정하는 것을 말한다. 에칭과정을 통하여 철판위의 설계형상이 식각되므로 제품규격에 비해 Slit은 작게 설정하고 Bridge는 크게 설정해야 하며 철판의 위치에 따라 에칭량이 다르므로 이를 고려하여 설계값을 결정해야 한다. 또한, 편향된 빔이 Shadow Mask에 도달하는 각도가 공경(Slit)위치에 따라 상이하므로 이를 정확하게 걸러내기 위해서는 위치별로 공경의 크기를 다르게 설정하고, 서로 마주보고 있는 철판 앞면의 공경과 뒷면의 공경중심이 어긋나도록 설계를 해야 한다.

우수한 품질의 Shadow Mask를 생산하려면 생산공정(특히 에칭공정)과 철판위의 다양한 공경(Slit)규격을 고려하여 공경의 중심과 크기를 결정해야 한다. 이를 위해서 설계전문가는 과거의 유사한 경험에 근거하여 에칭결과를 미리 예측하고 설계를 한다.

2.2 사례기반 제품 설계

전문가가 Shadow Mask를 디자인하는 과정은 사례를 기반으로 추론하는 과정과 유사하다. 특히 CRT용 Shadow Mask의 경우 유사 생산사례가 충분하고 공정이 대략 1~2년 정도를 기준으로 크게 변동하기 때문에 주로 1~2년 내의 유사사례를 활용하여 문제를 해결하고 있다.

설계업무를 모델링을 하면 [그림2]와 같다. 사례기반추론(Case Based Reasoning)의 주요과정을 기준으로 하여 현재 Shadow Mask의 설계과정을 설명하면 다음과 같다.

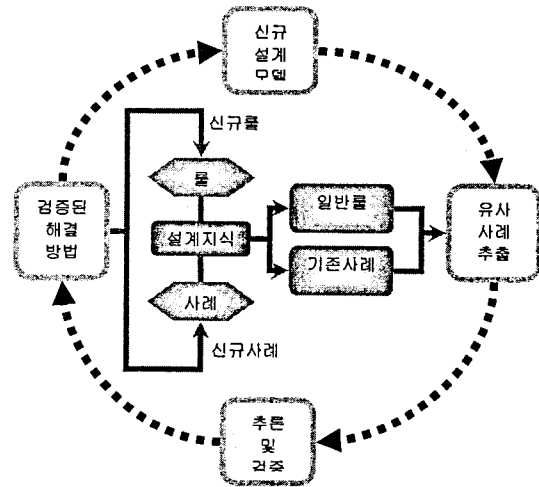
1) 검색(Retrieve): 제품인치, 소재와 규격(Slit크기, Bridge크기, 중앙과 단부의 규격차이 등)을 기준으로 과거의 유사한 설계사례를 검색한다.

2) 재활용(Reuse): 검색한 설계사례의 유사도를 기준으로 현 설계모델의 설계값(부식량, 보정값)으로의 활용 여부를 판단한다. 만일 유사도의 차이가 무시할 정도로 작으면 약간의 수정을 통하여 과거 설계사항을 현 모델에 적용한다.

3) 조정(Revise): 검색된 유사사례가 현 문제와 유의한 차이가 있을 경우 과거 유사사례를 참고하여 현 문제에 적합한 설계값을 산출한다. 이 과정에서 설계자는 과거에 경험했던 유사사례를 고려하여 이를

변형한 새로운 설계값을 생성해낸다.

4) 지식화(Retain): 현 모델의 설계를 종료하고 새로운 설계지식(부식량, 비틀림, 보정량 설정에 적용한 지식)을 경험으로 축적하며 기존의 보유지식에 대해 수정사항이 필요한 경우 이를 갱신한다.



[그림 2] 사례 기반 Shadow Mask 설계 과정

3. 적응적 추론 전략

일반적으로 대부분의 설계모델은 기존 설계사례와 비교해 볼 때 규격이나 형상에 차이가 있다. 또한 주위 공정조건이 계속해서 변동하기 때문에 최근의 변동사항을 끊임없이 반영할 수 있는 사례기반 추론방법이 필요하다.

3.1 조정 지식

Shadow Mask 설계전문가는 여러 개의 유사한 사례에서 경험한 사례지식을 면밀히 분석한 후 현재 대상모델에 대한 설계값을 결정한다. 이와 같이 유사사례를 근거로 하여 현 문제에 적합한 설계값을 결정하는데 사용하는 지식을 조정(Adaptation)지식이라고 할 수 있다. 이러한 조정지식은 방대한 내용에 비해 암묵적인 특성을 갖고 있으므로 구체적으로 명확하게 정의하기가 쉽지 않다[4]. 이러한 문제점으로 인하여 사례기반추론을 구축하는데 있어 신경망을 이용한 적응적 추론방법이 필요하다고 볼 수 있다.

3.2 유사 사례 준비

설계 전문가는 수많은 설계경험을 통하여 모범이 되는 유사사례를 짧은 시간에 파악할 수 있는 노하우가 있다. 이러한 유사사례는

첫째, 현재 설계모델과 유사해야 하고, 둘째, 여러 유사한 설계사례 중에서도 모범이 되는 사례(Best Practice)이어야 한다.

설계전문가가 신규모델을 설계하는데 있어 참고하기에 적합한 유사사례를 추출하는 프로세스를 수리적으로 객관화시켜 자동화하기 위해서는 군집화(Clustering)와 같은 방법을 활용할 수 있다. 본 연구에서는 이를 위해 K-Means 기법을 활용하여 기존의 모든 사례를 군집화하여 군집의 중심을 모범설계사례로 설정하였다. 구체적인 실행과정은 다음과 같다.

- 1) 모든 과거 설계사례를 표현한다.
(설계고려항목 값과 설계 값으로 구성)
- 2) 군집의 수를 결정한다.
- 3) 식(1)을 최소화하는 군집의 중심을 구하여 모범설계사례로 설정한다.

Minimize

$$J = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \left(\sum_{k, x_k \in G_i} \|x_k - c_i\|^2 \right) \quad (\text{식 1})$$

x_k : 군집 G_i 에 속한 과거설계사례
 c_i : 각 설계사례 군집의 중심
 G_i : i 번째 군집
 J_i : 군집중심과 과거 설계사례와의 차이
 $\|x_k - c_i\|^2$: Euclidean Distance

3.3 신경망을 이용한 적응적 추론

Radial Basis Function Network(RBFN)은 여러 학습데이터(Training data)를 군집화하여 군집중심을 RBF(Radial Basis Function)을 통해 고차원의 공간으로 변환하고 최적가중치(Weight)를 구하여 신경망 모델링을 구축하는 방법이다[5,6].

이와 같은 Radial Basis Function Network의 프로세스는 과거의 모범 설계 사례경험을 통하여 신규문제를 해결하는 설계전문가의 추론과정과 유사하다. 따라서 복잡하고 비선형적인 설계전문가의 암묵적인 조정지식을 수리적으로 모델링하기 위한 방법의 하나로 유사모범사례 데이터를 이용하여 RBFN 기법을 적용하는 방안을 고려해 볼 수 있다.

식2는 사례기반추론에서 설계전문가의 조정지식 적용과정을 RBFN을 이용하여 수식으로 표현한 내용이다.

Radial Basis Function Network

$$f(x) = \sum_{i=1}^c \Phi(V_i)w_i + err \quad (\text{식 2})$$

$f(x)$: 추론값
 C : Hidden Layer의 Neuron수
 (모범설계 사례수로 설정)
 Err : 오차
 W_i : i 번째 Hidden Layer와 Output Layer간의 가중치
 $\Phi(V_i)$: Radial Basis Function

설계전문가는 신규모델의 설계를 수행한 후 얻어진 경험을 통하여 끊임없이 본인의 지식을 변경한다. 이를 고려한 적응적 추론 방법은 아래와 같은 방법을 통하여 구현할 수 있다.

- 1) 신규설계내용을 사례에 추가한다.
- 2) 군집화를 수행하여 군집의 중심을 모범사례로 설정한 후 Radial Basis Function에 적용하여 Hidden Layer를 구성한다.
- 3) 신규 설계값이 추가된 Output Layer와 2에서 구한 Hidden Layer간의 Weight를 재계산하여 RBFN 모델을 갱신한다.

3.4 적응적 사례기반 설계

Shadow Mask와 같이 과거의 사례가 충분히 있는 제품의 설계문제를 해결하기 위한 방법에 적용가능하며 이를 통하여 설계자의 오류 방지 및 전체 설계의 품질향상을 도모할 수 있는 장점이 있다. 특히 명확화하기 힘든 암묵적인 설계자의 노하우를 구체화하여 공유가 가능함으로써 신입 설계자에게는 설계 노하우를 용이하게 습득할 수 있는 기회를 제공하며, 고참 설계자에게는 설계지식의 공유 및 암묵적인 지식을 체계화할 수 있는 기회를 마련해주는 효과가 있다.

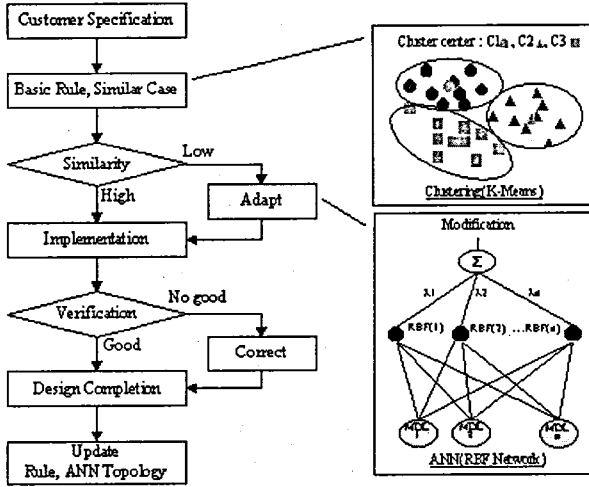
[그림 3]은 본 연구에서 적응적 사례에 기반한 Shadow Mask의 설계과정을 표현한 것이다. 주요 프로세스를 설명하면 다음과 같다.

첫째, 여러 규격항목의 값을 이용하여 신규모델을 표현한다.

둘째, 규격항목의 값에 근거하여 유사모범 설계사례와 신규모델과의 유사도를 계산한다.

셋째, 유사도를 비교하여 유의한 차이가 있는 경우 RBFN을 활용하여 설계값을 추론한다.

넷째, 완료한 설계를 검증한 후 신규사례를 추가하여 RBFN을 재생성한다.



[그림 3] 적응적 사례기반추론을 활용한 Shadow Mask 설계

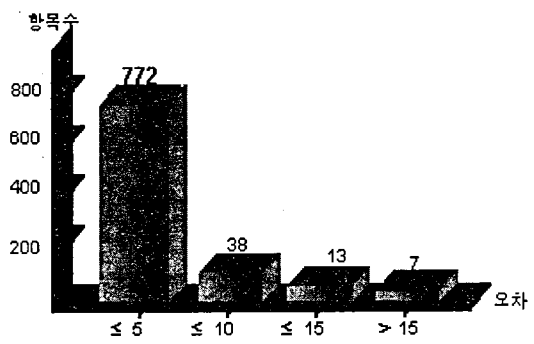
4. 테스트 결과

적응적 사례기반추론의 타당성을 검증하기 위하여 최근2년 내에 생산된 83개의 모델을 대상으로 설계자의 설계값과 사례기반 추론에 의한 값을 비교 분석해 보았다.

비교항목은 Shadow Mask의 설계를 위하여 설계전문가가 결정해야 하는 핵심항목 10개를 선정하여 추론값의 정확도를 검증하였으며 해당항목은 아래와 같다.

- 1) 철판 앞면 부식량 : 2개
- 2) 철판 뒷면 부식량 : 2개
- 3) 비틀림 : 2개
- 4) 보정값 : 2개
- 5) 기타 : 2개

적용한 결과는 [그림 4]와 같다. 총 830번의 테스트에서 무시 가능한 오차범위 10 μ m이하인 경우가 97.6%을 보였다.



[그림 4] 실험 결과

5. 결론

본 연구는 사례에 기반한 추론의 정확도와 사용성을 향상시키기 위한 방법을 위한 모델링을 제시하여 실제 설계과정에 활용한 사례를 다루었다. 제품설계를 하는데 있어 사례기반추론 기능이 잘 활용되기 위해서는 사례의 표현, 유사한 사례의 추출, 사례에 적용한 해의 재활용, 현 문제에 적합하도록 변경, 지식베이스에 새로운 지식의 반영 등의 적절한 운영이 중요하다. 특히 신규모델을 설계하기 위해 기존의 사례를 활용하여 유추하는 방법이 중요한데 이를 위해서는 과거의 사례를 통한 조정지식의 적용과 유추과정에서 얻어진 지식을 새롭게 갱신하는 것이 중요하다. 이를 위해서 기준이 되는 사례를 추출하고 군집화(Clustering)와 신경망 기법(RBFN)을 사용하여 구현하였다.

REFERENCES

- [1] Golding, A.R., Rosenbloom, P.S., "Improving accuracy by combining rule-based and case-based reasoning," *MERL(Mitubishi Electric Research Laboratories)-TR94-19a*, 1995.
- [2] Kolodner, J., *Case-Based Reasoning*, Morgan Kaufmann Publishers, 1993.
- [3] Haque, B.U., Belecheanu, R.A., Barson, R.J., Pawar, K.S., "Towards the application of case based reasoning to decision-making in concurrent product development," *Knowledge-Based Systems(2000)*, pp.101-112.
- [4] K. Hanney, M.T. Keane, adaptation knowledge bottleneck : How to ease it by learning from cases, in: D.B. Leake, E. Plaza (Eds.), *Proceedings of the Second International Conference on CBR, ICCBR-97*, Springer, Providence, RI, USA, 1997, pp. 359-370.
- [5] Zheng, C.L., Billings, S.A., "Radial Basis Function Network Configuration Using Mutual Information and the Orthogonal Least Squares Algorithm," *Neural Networks*, Vol.9, No.9(1996), pp. 1619-1637.
- [6] Cios, K.J., Pedrycz, W., Swiniarski, R., "Data Mining Methods for Knowledge Discovery", *Kluwer International Series in Engineering and Computer Science(1998)*, pp. 319-343.