

러프 집합 이론을 이용한 편향요크의 컨버전스 조정을 위한 규칙생성

Rule Generation to Adjust Convergence for Deflection Yoke Using Rough Set Theory

방원철(Won-Chul Bang)¹, 변중남(Zengnam Bien)¹, 변명현(Myung-Hyun Byun)²

¹한국과학기술원, 전기 및 전자공학과

bang@ctrsys.kaist.ac.kr, zbien@ee.kaist.ac.kr

²고등기술연구원, 생산기술연구실

mhbyun@iae.re.kr

요 약

본 논문에서는 컬러 모니터용 전자관(CDT; Color Display Tube)의 편향 요크(DY; Deflection Yoke)의 제조공정상 오차가 발생시키는 컨버전스의 오차를 보정하기 위하여 붙이는 페라이트 박판(Ferrite Sheet)의 위치를 결정하는 규칙을 생성하는 방법을 제안한다. 현장의 작업자들은 현재의 컨버전스 값을 보고 어느 위치에 페라이트 박판을 붙여야 하는지 판단한다. 이를 러프 집합 이론을 이용하여 컨버전스 값을 조건부 속성으로, 페라이트 박판의 위치를 판단부 속성으로 하여 판단 테이블을 만들고 이때 발생하는 몇 가지 문제를 해결하여 최소화된 규칙을 찾아내는 방안을 제안한다.

I. 서 론

오늘날 사용되는 모든 컬러 모니터에는 컬러 모니터용 전자관(CDT)이 사용되고 있다. CDT내에는 편향 요크(DY)가 들어 있어 동기신호에 의해 Red, Green, Blue의 세 전자빔의 궤적을 편향시켜서 정확히 원하는 위치에 수렴할 수 있도록 수평, 수직 방향의 자계를 형성한다. 그러나 DY의 제조 공정상 오차에 의하여 Red, Green, Blue의 세 전자빔을 일치시키는 데에는 페라이트 박판을 추가적으로 붙여서 자계의 방향을 보정하는 수동 작업이 필요하게 된다. 이를 자동화하기 위하여 국내외에서 활발한 연구가 진행되어 왔다. DY는 심한 비선형 시스템이고 모델링이 매우 어려워 해석적인 접근방법과 지능적 기법들이 모두 이용되어 오고 있다. Dasgupta[1], Sluyterman[2], Nakgawa[3], 그리고 Nakata[4]는 DY의 자계에 대한 전자기학적 해석을 다루었으며 이를 바탕으로 Ando[5], Bien[6], 그리고 Joe[8] 등이 DY의 해석을 통한 각종 알고리즘들을 제안하였다. 최근에는 Chung[7]이 뉴로-퍼지를 이용한 지능적 기법을 통하여

DY를 모델링하고 제어하는 방법을 제안하였고, Lee[9]는 DY에 코일을 감을 때 인간이 하는 행동을 모사하도록 하는 지능적 기법을 제안하였다.

현장에서 DY의 보정을 위해 실제로 이루어지는 일들은 작업자가 CDT 앞에 장치된 센서에서 측정되는 150개의 컨버전스 오차 값들을 보고 페라이트 박판의 위치를 결정하여 부착하는 일을 반복하여 컨버전스 오차가 미리 정해진 사양에 들도록 하는 것이다. 작업자는 처음에는 익숙하지 않다가 점차 하나의 DY를 보정하기 위한 작업의 회수가 줄어들어 최종적으로는 수회에 걸쳐 작업을 마치게 된다. 숙련된 작업자의 작업 패턴을 바탕으로 지식베이스를 구축하여 이를 대신해낼 수 있는 전문가 시스템을 이용한다면 이를 자동화할 수 있을 것이다. 실제로 한 작업자가 숙련되기까지는 수년이 걸리므로 숙련된 작업자의 지식을 추출해 내는데 필요한 작업 데이터의 양은 매우 방대할 것이며 여기에서 규칙을 찾아내는 것은 쉬운 일이 아니다. 또한 찾아낸 규칙이 최소화되지 않으면 지식베이스가 커져서 추론부의 추론 시간을 늘어나게 할 것이다. 이러한 두가지 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 다량의 데이터로부터 정보의 손실 없이 체계적으로 규칙을 찾아내면서 최소화된 규칙을 찾아낼 수 있는 기법인 러프 집합 이론을 적용하고자 한다. 러프 집합 이론은 부정확하고 모호하며 불확정적인 데이터의 분석에 대한 새로운 수학적 접근 방법이다. 러프 집합 이론의 철학은 어떤 개체들이 똑같은 정보에 의해 특징지어진다면 이들은 식별 불가능하다는 가정에서 출발한다. 이러한 가정 아래 어떠한 모호한 개념도 상한 근사(Upper Approximation)과 하한 근사(Lower Approximation)에 의해 특징지어질 수 있으며 이를 바탕으로 불완전한 데이터로부터 얻어낼 수 있는 최대의 정보를 체계적으로 도출해 낼 수 있다. DY 조정에 있어서 숙련된 작업자의 작업 데이터를 수집하여 지식베이스를 만드는 데에는 데이터의 지속적인 확장이 전문가 시스템의 성능을 좌우한다. 초기에 작업자 데이터가 수집되지 않은 상태에서도 효과적인 추론을 할 수 있고 작업자 데이터의 수집량이 점차적으로 증가함에 따라 많은 양의 작업자 데이터를 다룰 수 있어야 하므로 러프 집합 이론을 적용하는 것이 적절하다고 할 수 있다. 이와 같은 경우에 지식베이스의 확장을 위한 연역 학습의 문제를 러프 집합 이론의 관점에서 일부 해결한 Bang[10]의 방법도 적용 가능하다.

2장에서는 DY의 조정을 위한 일반적인 절차와 작업자 데이터의 수집절차를 살펴보고, 3장에서는 DY의 조정 문제를 러프 집합 이론을 이용하여 어떻게 접근할 것인지와 수집된 데이터로부터 규칙을 추출해 내는 방법을 제안한다. 4장에서는 3장에서 제안한 방법에 의해 수집된 데이터의 일부를 이용하여 최소화된 규칙을 얻어낸다. 마지막 장에서는 이와 같은 규칙의 추출을 통해 얻은 결론 및 이를 향후 이용해 나갈 방안을 제시한다.

II. DY시스템의 조정

CDT는 그림 1에서 보는 바와 같이 일반적으로 세 개의 전자총과 새도우 마스크(Shadow Mask), 형광 스크린(Phosphor Screen), 유리 벌브(Glass Bulb), CPM(Convergence and Purity Magnet), 링과 편향 요크(DY; Deflection Yoke)등으로 구성되어 있다. 이 중에서 DY는 동기신호에 따라 전자빔의 궤적을 편향시키기 위해 수직

과 수평의 자장을 형성시킨다. 수직과 수평의 자장을 형성시키기 위해 DY의 안쪽에 수평, 수직 코일을 감는데 DY 품질은 주로 코일을 어떻게 감느냐에 따라 결정된다. 실제 아주 정확하게 일정한 품질을 유지하도록 코일을 감는 것은 불가능하므로 이를 보완하기 위해 그림 2와 같이 DY 안쪽에 4가지 크기의 페라이트 박판(Ferrite Sheet)을 DY에 접선 방향 또는 법선 방향으로 붙임으로써 코일의 불완전함을 보상한다. DY를 대량 생산하는 공장에서는 전자관에 대해 DY만을 바꾸어 가면서 가조립 상태에서 DY의 품질을 측정하는데, 이때 품질이 나쁘게 되면 페라이트 박판을 통한 보정을 통하여 품질을 개선하면서 측정과 보정을 반복한다. 여기서 DY의 품질에 대한 측정은 전자관을 가조립한 상태에서 가능하므로 가조립을 위한 ITC 자동조정 공정이 필요하고 보정에서는 숙련된 경험지식이 필요하므로 컨버전스의 조정을 위해서만 수개월간의 교육과 훈련이 필요하다.

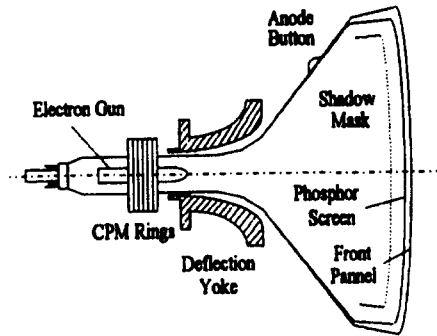


그림 1. 컬러 모니터용 전자관의 구조

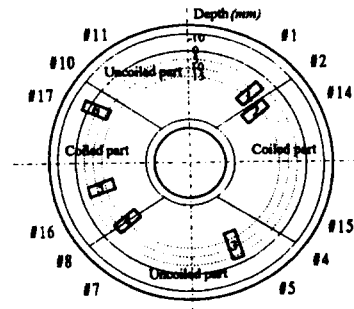


그림 2. 페라이트 박판의 부착을 통한 보상

DY의 품질을 측정하거나 전자관의 조립 공정에서는 컨버전스를 측정하는 것이 아주 중요하다. 원하는 색상을 제대로 표현하려면 물리적으로 떨어져 있는 세 개의 전자총에서 발생한 전자가 동일한 색도우 마스크의 구멍을 통과해야만 한다. 그렇지 않은 경우에는 어떠한 색상도 제대로 표현할 수 없게 된다. 따라서 전체의 화면에 대해 분리된 R, G, B 선이 얼마나 떨어져 있는지를 측정하는 것이 컨버전스의 측정이고 이를 하나의 선으로 합치는 것이 컨버전스의 보정이다.

페라이트 박판을 붙임으로써 컨버전스를 보정하는 작업자는 센서에 의해 측정된 컨버전스의 수치를 보고 원하는 사양의 컨버전스가 되도록 하는 페라이트 박판의 종류와 붙이는 방향, 붙이는 위치를 결정하여 부착하는 일을 반복하여 작업한다.

III. 러프 집합 이론을 이용한 DY조정용 규칙 추출

1. 판단 테이블의 작성

판단 테이블은 정보 시스템을 표현하는 하나의 방법으로서 조건부와 판단부로 구성되는 객체들의 집합이고 이들의 각 조건부와 판단부는 여러 개의 속성과 해당하는 속성값들로 구성되어 있다. 이제 이러한 형태의 판단 테이블이 주어지면 러프 집합 이론에서는 우선 판단부의 각 속성의 값을 결정해 내기 위해 반드시 필요한 조건부의 속성들의 집합인 상대 리덕트(Relative Reduct)를 구해낸다. 상대 리덕트에 해당되지 않는 속성은 불필요한 속성이라고 할 수 있다. 상대 리덕트에 속하는 속성들의 속성값들 중에서도 불필요한 값을 갖는 경우가 있는데 불필요한 속성값을 제거하는 것이 두 번째 절차이다. 마지막으로 불필요한 속성들이 제거된 여러 개의 객체들 중에서 중복되는 객체를 제거하여 최종적으로 최소화된 규칙을 얻어낸다.

어떤 방법으로 러프 집합 이론을 응용 대상에 적용할 것인지, 즉 조건부 속성과 판단부 속성을 어떻게 설정하고 각 속성값들은 어떻게 설정할 것인지는 매우 중요한 문제이다. 컨버전스를 보정하는 규칙을 얻어내기 위해서는 작업자들이 판단하는 형태 그대로의 규칙을 따를 수도 있고, 역의 형태를 취할 수도 있다. 즉, 작업자들은 컨버전스 값을 보고 자신의 경험에 따라 최적의 페라이트 박판들의 위치를 결정한다. 이를 그대로 따른다면 각 위치의 컨버전스를 조건부 속성으로 선택하고 판단부 속성으로 페라이트 박판의 종류와 위치를 선정하면 된다. 이 경우 얻어지는 최소화된 규칙은 예를 들면 '1번 위치의 컨버전스 값이 0.13이고 16번 위치의 컨버전스 값이 -0.14이면 2번 타입의 페라이트 박판을 반경 120, 각도 1.7, 접선 방향으로 붙인다'와 같은 형태가 될 것이다. 역을 취하는 경우는 '2번 타입의 페라이트 박판을 반경 120, 각도 1.7, 접선 방향으로 붙이면 각 위치의 컨버전스의 값이 0.03, -0.42, ..., 0.05만큼 증가한다'와 같은 형태가 될 것이다. 전자의 경우는 작업자의 작업시 추론 내용을 그대로 담은 판단 테이블을 얻을 것이고, 후자는 작업자의 지식과는 관련없이 DY의 특성을 드러내는 모델링에 관한 판단 테이블이 될 것이다. 달리 표현한다면 전자는

$$\text{If } x = \Delta CG, \text{ then } y = FS,$$

이 될 것이고 후자는

$$\text{If } x = FS, \text{ then } y = \Delta CG,$$

이 될 것이다. 여기서 ΔCG ,는 한번의 보정을 통해 컨버전스가 변화한 양이고, FS ,는 한번의 보정 이후에 붙어 있는 페라이트 박판의 종류와 위치 정보이다. 본 논문에서는 전문가의 지식에서 규칙을 추출해 내고자 하므로 전자의 형태를 취하여 러프 집합 이론을 적용한다. 이를 그림으로 나타내면 그림 3의 (a)와 같다. DY_1 를 s_1 회 작업만에 보정을 완료했다면 s_1 개의 ΔCG 정보와 s_1 개의 FS 정보가 얻어지며 여기서 s_1 개의 개체를 얻을 수 있다. 이와 같은 방법으로는 n 개의 DY에 대하여 $\sum_{i=1}^n s_i$ 개의 개체를 얻어낼 수 있다. 그림 3의 (b)는 이를 개선하여 각 작업간의 컨버전스 변화량을 보정하기 위해 필요한 페라이트 박판의 정보를 고려하였는데 예를 들면 1회 작업

후 얻은 CG_1 상태에서 2회 작업 후의 CG_2 를 얻으려면 이 때 새로이 부착된 페라이트 박판의 정보 즉, $FS_2 - FS_1$ 을 붙이면 된다는 사실도 하나의 객체로 만들 수 있다. 이 경우 얻어지는 전체 개체의 수는 $\sum_{i=1}^n s_{i+1} C_2$ 로서 보다 많은 정보를 추출해 낸 셈이다.

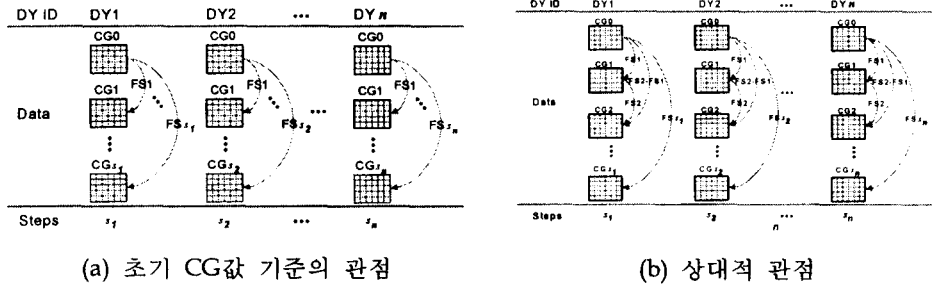


그림 3. 조건부 속성과 판단부 속성의 결정

2. 러프 집합 이론을 이용한 규칙 추출

컨버전스 값은 연속적이므로 조건부 속성의 속성값은 실수값이 된다. 그러나 러프 집합 이론에서는 이와 같은 속성값을 다룰 수 없으므로 [10]에서 제안한 속성값 간의 식별 불가능성을 이용하여 연속적인 속성값들을 하나의 구간으로 처리하는 속성값 간의 '식별 불가능성을 이용한 실수값을 갖는 조건부 속성의 구간화 알고리즘'을 제안한다.

- 단계 1. 구간화하고자 하는 속성의 속성값들을 크기순으로 나열한다. 중복되는 값도 중복하여 나열한다.
- 단계 2. 나열한 속성값들 각각에 대해 해당하는 개체의 판단부가 속하는 클래스가 달라질 때마다 속성값들 사이를 자른다. 이 때 중복되어 나열된 하나의 속성값이 두 클래스에 속할 경우 이 속성값은 전후를 모두 자른다.
- 단계 3. 속성값들이 모두 나누어지면 각 나누어진 속성값들끼리 하나의 구간을 만든다. 구간의 경계값은 속성값을 자를 때의 절단점(cut-point)가 되며 가장 작은 속성값과 가장 큰 속성값도 구간의 경계가 된다.
- 단계 4. 얻어진 각 구간에 새로운 속성값을 할당한다.
- 단계 5. 실수값을 갖는 모든 조건부 속성에 대해 새로운 속성값을 구하여 구성된 판단 테이블에 반복적으로 위의 단계를 거쳐 더 이상 구간의 수가 줄지 않을 때까지 반복한다.

이렇게 해서 얻어진 새로운 속성값을 갖는 판단 테이블은 원래의 판단 테이블과 같은 최소화된 규칙의 집합을 얻어낼 수 있음을 실험적으로 확인하였다. 즉, 이 알고리즘

표 1. Iris 데이터의 구간화 알고리즘 적용 결과

조건부 속성	실수값의 종류 수	얻어진 구간의 수	구간화율
c_1	35	22	37.14%
c_2	23	17	26.09%
c_3	43	9	79.09%
c_4	22	7	68.18%

을 적용하면 원래의 판단 테이블에서 얻어낼 수 있는 정보를 그대로 유지하면서 조건부 속성을 가장 적은 구간으로 나눌 수 있게 된다. 표 1은 분류(Classification)문제에서 널리 쓰이는 데이터베이스의 하나인 Iris데이터를 이용한 결과이다.

표 2. 추출된 DY보정을 위한 규칙(일부)

조건부	판단부
$a_{147}=43$	$a_{150}=3$ $a_{151}=0$ $a_{152}=74$ $a_{153}=17059$ $a_{154}=0$ $a_{155}=0$ $a_{156}=0$ $a_{157}=0$ $a_{158}=3$ $a_{159}=0$ $a_{160}=219$ $a_{161}=8238$ $a_{162}=0$ $a_{163}=0$ $a_{164}=0$ $a_{165}=0$
$a_4=75$ $a_{149}=41$	$a_{150}=3$ $a_{151}=0$ $a_{152}=146$ $a_{153}=18320$ $a_{154}=2$ $a_{155}=0$ $a_{156}=9$ $a_{157}=1000$ $a_{158}=3$ $a_{159}=0$ $a_{160}=219$ $a_{161}=39108$ $a_{162}=0$ $a_{163}=0$ $a_{164}=0$ $a_{165}=0$
$a_{26}=8$ $a_{149}=40$	$a_{150}=3$ $a_{151}=0$ $a_{152}=138$ $a_{153}=18320$ $a_{154}=3$ $a_{155}=0$ $a_{156}=137$ $a_{157}=21736$ $a_{158}=4$ $a_{159}=5$ $a_{160}=1627$ $a_{161}=1407684$ $a_{162}=0$ $a_{163}=0$ $a_{164}=0$ $a_{165}=0$
$a_{24}=20$ $a_{149}=36$	$a_{150}=3$ $a_{151}=0$ $a_{152}=138$ $a_{153}=18320$ $a_{154}=4$ $a_{155}=4$ $a_{156}=649$ $a_{157}=674920$ $a_{158}=4$ $a_{159}=2$ $a_{160}=1739$ $a_{161}=1407684$ $a_{162}=0$ $a_{163}=0$ $a_{164}=0$ $a_{165}=0$
$a_{148}=64$ $a_{149}=16$	$a_{150}=3$ $a_{151}=0$ $a_{152}=138$ $a_{153}=18320$ $a_{154}=5$ $a_{155}=4$ $a_{156}=8841$ $a_{157}=27548776$ $a_{158}=4$ $a_{159}=2$ $a_{160}=1739$ $a_{161}=567894$ $a_{162}=0$ $a_{163}=0$ $a_{164}=0$ $a_{165}=0$

DY 보정에 있어서 조건부 속성인 컨버전스 변화량은 이와 같은 알고리즘을 통해 구간화 하였고 판단부인 페라이트 박판의 위치는 작업자의 경향을 근거로 구간화 하였다. 표 2에 얻어진 최소화된 규칙의 일부를 보인다.

IV. 결론 및 추후과제

본 논문에서는 작업자가 수년에 걸쳐 얻은 DY의 보정을 위해 페라이트 박판을 붙이는 지식에서 규칙을 추출하기 위한 방법으로 러프 집합 이론을 이용하였으며 기존의 러프 집합 이론에서 다룰 수 없었던 실수값을 다룰 수 있는 방법을 제안하여 이를 컨버전스값을 구간화하는 데에 적용하였다. 얻어진 150개의 컨버전스 변화량에 대한 구간이 갖는 의미는 하나의 구간 내에 있는 모든 컨버전스 변화량들은 판단부를 결정짓기 위해서는 하나로 다루어도 무방하다는 것이다. 즉, 페라이트 박판의 위치와 종류를 결정짓는 관점에서는 하나의 구간 내에 들어있는 모든 속성값들은 식별불가능하다는 것이다. 이러한 성질은 기존의 러프 집합 이론이 갖고 있는 단점을 극복하여 보다 많은 분야에 응용할 수 있는 계기를 마련할 것으로 보인다.

본 논문에서는 DY의 보정을 위한 규칙만을 제시하였으며 이를 어떻게 활용하여 전

문가 시스템을 구축할 것인가에 대해서는 다루지 않았으나 위에서 얻은 규칙베이스를 효율적으로 이용하는 추론부의 구조에 관해 현재 연구중이다.

참 고 문 헌

- [1] B.B. Dasgupta, "Effect of finite coil thickness in a magnetic deflection system", Journal of applied physics, Vol.54, pp.1626-1627, 1983
- [2] A.A.S. Sluyterman, "The radiating fields of magnetic deflection systems and their compensation", Proceedings of SID, pp.207-211, 1988
- [3] T. Nakgawa, et al., "Three dimensional magnetic field analysis of a deflection yoke with a slot core(CRT)", Proceedings of SID, pp.193-196, 1989
- [4] S. Nakata, et al., "Fast magnetic field analysis of a deflection yoke with a slot core", IEEE Transactions on Magnetics, Vol.30, No.4, pp.1417-1421, 1994
- [5] K. Ando, et al., "New self-convergence yoke and picture tube system with 100 degree in-line feature", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol.23, pp.375-381, 1977
- [6] Zeungnam Bien, et al., "Development of automatic adjustment system for integrated tube component", Proc. of IEEE Int'l Conf. on Robotic and Automation, pp.993-998, 1992
- [7] Byeong-Mook Chung, et al., "Neuro-fuzzy modeling and control for magnetic field of deflection yoke", Proc. of IEEE Int'l Conf. on Neural Networks, pp.210-215, 1995
- [8] Myung-Chul Joe, et al., "Design optimization of coil distributions in deflection yoke for color picture tube", IEEE Transactions on Magnetics, Vol.32, No.3, pp.1665-1668, 1996
- [9] Hak-Sung Lee, et al., "An intelligent scheme to emulate the actions of human experts in DY coil", World Automation Congress - ISSCI-063, 1998
- [10] Won-Chul Bang, Zeungnam Bien., "Incremental inductive learning and its application in the framework of rough set theory", Proc. of AFSS'98 , Korea, pp.18-20, 1998