

퍼지 추론을 이용한 HDD (Hard Disk Drive) 결함 분포의 패턴 분류

論 文

54D-6-5

A Pattern Classification of HDD (Hard Disk Drive) Defect Distribution Using Fuzzy Inference

文 雲 哲[†] · 權 炫 兌^{*}

(Un-Chul Moon · Hyun-Tae Kwon)

Abstract - This paper proposes a pattern classification algorithm for the defect distribution of Hard Disk Drive (HDD). In the HDD production, the defect pattern of defective HDD set is important information to diagnosis of defective HDD set. In this paper, 5 characteristics are determined for the classification to six standard defect pattern classes. A fuzzy inference system is proposed, the inputs of which are 5 characteristic values and the outputs are the possibilities that the input pattern is classified to standard patterns. Therefore, classification result is the pattern with maximum possibility. The proposed algorithm is implemented with the PC system for defective HDD sets and shows its effectiveness.

Key Words : Pattern Classification, Hard Disk Drive (HDD), Fuzzy Inference

1. 서 론

SRAM, DRAM, Flash memory, Hard Disk Drive (HDD), 자기 테이프 등의 다양한 컴퓨터 기억장치 중, HDD는 데이터의 기록/재생, 보안, 접근 속도 등을 고려하였을 때, 아직까지 가장 유력한 기록장치 이다[1],[2]. HDD제조 공정에서는, 각 공정 단계에서 HDD의 읽기/쓰기/찾기 등의 검사를 수행하여 HDD의 이상 유무를 확인한다[3]. 이 때, 정상적인 읽기/쓰기/찾기가 수행되지 않는 섹터는 결함으로 처리되며, 이러한 정보는 HDD 자체에 기록되어 데이터의 저장에 사용하지 않도록 처리한다. 이러한 결함의 개수가 주어진 임계치를 초과하게 되면, 그 HDD는 불량품으로 처리된다.

불량 HDD에 대한 진단과 처리는 수리공정에서 담당한다. 경험이 축적된 수리사가 수작업으로 진단하여 불량품의 종류 판정이 이루어지고, 이에 근거하여 해당 HDD의 재작업 및 부품교체가 이루어지게 된다. 따라서, 정확한 수리판정 여부는 공정의 수율(Yield) 및 생산비용 절감에 결정적인 영향을 미치게 된다.

이러한 수리공정에서 HDD 결함 분포 분류는 불량품의 종류를 나누는 중요한 정보를 제공한다. 패턴분류는 임의로 주어진 미지의 패턴을 여러 클래스 중의 한 클래스로 대응시키는 정보처리 과정이다. 이는, 과학, 의학, 산업분야 등에서 염색체분석, 음성인식, 문자인식 등 다양하게 용되고 있으며, 인식 대상의 특성에 따라 다양한 패턴인식의 기법이 적용된다 [4]-[7]. 수리공정에서 관리하는 결함 분포의 표준 패턴 클레

스(Standard Pattern Class)는 루프(Loop)형, 분침(Watch)형, 아크(Arc)형, 방사(Radial)형, 찍힘(Spot)형, 전체(Whole)형의 여섯 가지 이다. 수리사는 HDD 결함 분포가 표준 패턴 클래스에 해당하는지 구분한 후, 그에 따른 후속 처리과정을 거쳐서 불량 종류의 처방을 완성한다. 그러나, 실제 불량 섹터의 분포는 여섯 가지 표준 패턴 클래스의 수많은 변형으로 존재할 뿐만 아니라, 디스크 표면의 전반에 많은 미세한 결함들이 상존하기 때문에, 실제 수리사가 결함 분포를 패턴 클래스별로 분류하는 작업은 시각적 판단과 경험적 지식이 동원되는 복잡한 작업이다.

수작업에 기초한 수리판정 작업을 자동화하게 되면, 부정확한 수리판정에 기인한 추가 공정비용 발생 및 부품 추가 소요, 수리사의 숙련도 편차에 따른 공정능력 저하 등을 예방할 수 있다. 이 때문에 수리판정 공정을 자동화하려는 많은 시도가 있었으나, HDD 결함패턴 분류의 어려움 때문에 가시적인 성과를 거두지 못 하였다.

본 연구에서는, 이러한 HDD 결함분포의 패턴분류에 관한 연구 결과를 제시한다. 먼저, 결함 분포의 패턴 분석을 바탕으로, 패턴 분류의 근거가 되는 5가지의 특징을 선정하였다. 5가지의 특징들은 모두 표준패턴 클래스를 구분할 수 있는 가능성을 내포하고 있다. 하지만 분석 결과, 개별적인 특징에 기반하여 결정적으로 패턴을 구분하기에는 무리가 있는 것으로 파악되었다. 이에 따라, 본 연구에서는 패턴의 5가지 특징을 기반으로 한 퍼지추론(Fuzzy Inference)을 이용하였다 [8]-[11]. 즉, 각 특징들이 표준 패턴 클래스에 속할 가능성(Possibility)을 종합적으로 추론하여 최종적인 패턴을 선정하였다. 제시된 알고리즘은 실제 제조 공정에서 발생한 HDD를 대상으로 적용할 수 있도록 PC 시스템으로 구현되었고, 실제 적용 결과, 만족할 만한 패턴 분류 성능을 확인하였다.

[†] 교신저자, 正會員 : 中央大 工大 電子電氣工學部 助教授

E-mail : ucmoon@cau.ac.kr

^{*} 學生會員 : 中央大 工大 電子電氣工學部 碩士課程

接受日字 : 2005年 4月 13日

最終完了 : 2005年 5月 24日

2. HDD결함분포의 표준패턴클래스

디스크는 표면상에 동심원들로 구성된 실린더 (Cylinder) 와 각 실린더내의 물리적인 최소 저장 단위인 섹터(Sector) 들로 구성되어 있다. 고속으로 회전하는 디스크와 디스크의 중심에 수직인 방향으로 왕복운동을 하는 HSA(Head Suspension Assembly)의 제어에 의해 고밀도로 집적된 디스크 섹터에 접근하여 데이터의 입출력이 수행된다[1],[2]. 이러한 회전체로서의 특성 때문에 HDD 결함의 분포는 전반적으로 동심원 또는 디스크 중심에 대칭적인 형태를 띄고 있다. 또한 디스크의 집적도를 향상시키기 위해, 바깥쪽의 실린더가 안쪽의 실린더에 비해 평균 섹터수가 많다. 섹터 밀도에 따라 실린더를 그룹핑하여 이를 Zone이라고 한다. 실린더별 섹터의 밀도가 다르다는 물리적 특성 때문에 HDD 결함의 특정 주요 패턴은 Zone에 국한되어 나타나는 경우가 많다.

불량으로 판정된 HDD는 수리공정으로 이송되고, 수리공정의 작업자들은 해당 HDD의 가장 안쪽의 실린더 (Maintenance Cylinder, MC)에 기록된 결함들의 정보에 접속하여 결함 분포를 관찰한다. 그림 1은 HDD 결함 분포의 세 가지 예를 나타낸다. 그림에서, 각 디스크상의 진하게 나타낸 부분들은 정상적인 읽기/쓰기/찾기가 불가능하여 결함으로 처리된 부분들이다.

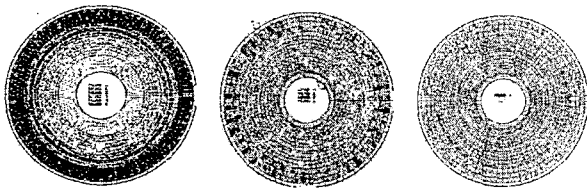


그림 1. HDD 결함분포의 예
Fig. 1. Examples of Defect Distribution

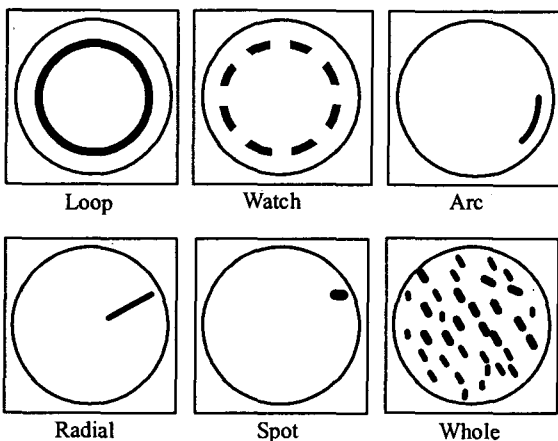


그림 2. HDD 결함분포의 표준 패턴 클래스
Fig. 2. Standard Pattern Classes of HDD Defect Distribution

수리사들은 오랜 수리 경험 및 검증 작업을 통하여 수리를 진행해 왔으며, 불량률의 원인을 Head 불량, 모터 불량, 조립

불량, PCBA기판 불량 등으로 판정한다. 이를 위하여, 먼저 결함 분포가 특정한 패턴에 속하는지를 판단한다. 즉, 결함 분포가 루프(Loop)형, 분침(Watch)형, 아크(Arc)형, 방사(Radial)형, 찍힘(Spot)형, 전체(Whole) 형의 여섯 가지 표준 패턴에 해당하는지를 판단한다. 그림 2는 전형적인 여섯 가지 표준 패턴 클래스를 나타낸다. 결함분포의 패턴 클래스에 근거하여 다양한 후속 테스트를 통하여 결정된다.

본 연구에서는, HDD결함 분포의 전처리(Pre processing)를 통하여 결함 분포 데이터 파일을 작성하였다. 먼저, 디스크를 극좌표(Polar Coordinate) 상으로 나타낸 후, 반지름은 150구간으로, 각도는 1° 씩으로 360 구간으로 각각 이산화 시켜서 구역화 하였다. 각 구역에 기준 이상의 결함들이 존재하는 경우, 그 구역에는 결함이 존재하는 것으로 처리하였다. 이와 같은 전처리를 거치면 일반적으로 500개 이하의 결함들이 다음과 같은 형태로 나타내어진다.

$$d_i = (r_i, \theta_i) \tag{1}$$

여기서, d_i 는 i 번째 결함, r_i 와 θ_i 는 각각 결함의 거리 및 각도이다. 이때, HDD의 3시 방향을 기준으로 하여 반시계 방향으로 각도가 증가하는 것으로 설정하여 결함의 각도를 나타내었다.

표 1은 전처리 된 패턴 데이터의 한 예로서, 총 4개의 결함으로 구성된 패턴을 나타내었다. 각 결함의 위치를 극좌표 형태로 나타내었으며, 거리와 각도는 각각 정수 단위로 이산화 되어 있음을 알 수 있다. 그림 3은 표 1의 결함 패턴 데이터의 결함분포를 나타낸다.

표 1. 전처리 된 결함 패턴 데이터의 예
Table 1. An example of Defect Pattern Data

결함	위치(r_i, θ_i)
d_1	(45, 30°)
d_2	(130, 40°)
d_3	(85, 110°)
d_4	(90, 320°)

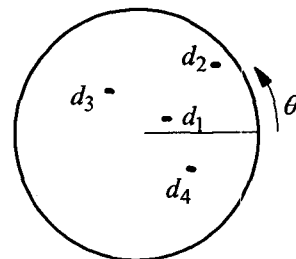


그림 3. 표 1의 결함 패턴
Fig. 3. Defect Pattern of Table 1

그림 4는 전처리된 표준 패턴의 전형적인 데이터 그림들이다.

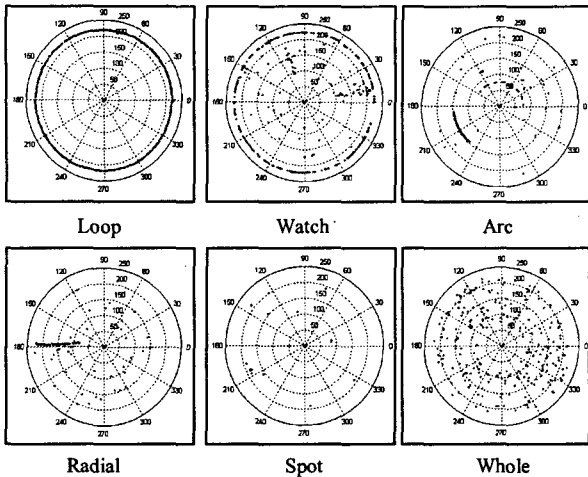


그림 4. 전처리된 패턴 클래스
Fig. 4. Preprocessed Pattern Classes

2.1 패턴분류를 위한 5가지 특성

본 연구에서는, 입력 패턴이 표준 패턴에 해당하는지를 판단할 수 있는 특징들에 대한 분석을 실시하였다. 분석 결과, 패턴 분류를 위하여 다섯 가지의 특징 즉, 필터링(Filtering) 후 결함의 개수, 필터링 전후의 결함 개수 차이, r 성분의 표준편차, θ 점유도 그리고 θ 성분의 분포도를 결정하였다.

A. 필터링(Filtering) 후 결함의 개수

본 연구에서는 산발적인 결함들을 제거하기 위하여 극좌표를 직교좌표(Cartesian Coordinates)로 변화하여 횡축은 각도, 종축은 반지름으로 변형한 후, 반지름 축은 1, 각도 축은 각각 1° 씩으로 이산화시켜서 격자 형태로 표현하였다. 그 후, 종축과 횡축이 각각 5칸의 크기를 갖는 5*5 정사각형 형태의 이동창(Moving Window)을 이용하여 결함 개수가 3개 이하인 이동창의 결함은 제거하는 필터링(filtering) 방식을 사용하였다.

이때 첫 번째 특징은, 필터링된 패턴 데이터의 결함 개수 n 이다. 일반적으로, n 은 최대 약 500 정도의 정수로 나타내어진다. 루프형과 분침형은 약 200개 이상의 큰 값을 갖으며, 찍힘형은 10개 이하의 값을 갖는 것이 일반적이다.

B. 필터링 전후의 결함 개수 차이

두 번째 특징으로는, 필터링 전후의 결함 개수 차이를 선정하였다. 전체형의 경우, 필터링 전후의 개수 차이가 크게 나타나며, 찍힘의 경우에는 차이가 작게 나타나는 것이 일반적이다.

C. r 성분의 표준편차

이는 반지름 성분의 관점에서 결함들이 얼마나 분포되어 있는지를 의미하며, 다음과 같이 일반적인 표준편차로 계산된다.

$$\sigma_r = \sqrt{\sum_{i=1}^n (r_i - m_r)^2 / n} \tag{2}$$

여기서 n 은 필터링 후 결함의 총 개수, m_r 은 결함 데이터 r 성분의 평균값이다. 루프형이나 분침형 그리고 아크형의 경우, r 성분 집중도가 높기 때문에 상대적으로 (2)의 값이 작게 나타나게 된다.

D. θ 점유도

이는 θ 성분으로 계산한 결함의 점유도이다. 취득된 데이터의 각도는 0° - 360° 사이의 정수 단위로 이산화 되었기 때문에 전체 360° 에서 결함을 포함한 각도를 다음과 같이 계산하였다.

$$\theta \text{ 점유도} = (\text{결함을 포함한 각도} / 360^\circ) * 100 \tag{3}$$

따라서, 루프형의 경우 점유도가 거의 100에 가까운 값으로 나타나게 되며 찍힘이나 방사형은 상대적으로 작은 값을, 아크형은 중간 정도의 값을 나타내게 된다.

E. θ 성분의 분포도

이는 각도의 관점에서 결함들이 얼마나 퍼져있는 지를 나타내는 정도이다. 루프형이나 분침형의 경우에 전 각도에 걸쳐서 결함들이 분포되어 있으며, 찍힘형이나 방사형의 경우에는 좁은 각도에 집중되어 있다는 사실에 근거하여 매우 유용한 특징이 될 수 있다.

하지만, 결함분포의 θ 방향 분포도로서, (2)와 유사하게 θ 의 표준 편차를 직접 사용할 경우에는 물리적인 특성에 부합하지 않는 문제가 있다. 즉, 극좌표계의 특성상 0° 와 359° 는 매우 가까운 각도임에도 불구하고 데이터 상에서는 큰 차이를 나타내는 것으로 처리되게 된다.

그림 5는 이러한 경우의 예로써, 세 개의 결함 d_1, d_2, d_3 가 모두 0° 근처에 존재한다고 가정한 경우이다. 즉, (d_1, d_2, d_3)의 각도가 (1°, 3°, 359°)인 경우이다.

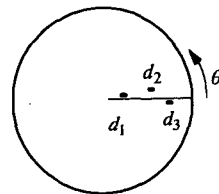


그림 5. 0° 근처에 집중된 결함 분포의 예제
Fig. 5. A Defect Distribution Near 0°

이 경우, 각도 성분의 평균 m_θ 과 표준 편차 σ_θ 를 구하면,

$$m_\theta = (1 + 3 + 359) / 3 = 121^\circ \tag{4}$$

$$\sigma_\theta = \sqrt{\sum_{i=1}^3 (\theta_i - 121^\circ)^2 / 3} = 168.29 \tag{5}$$

로 나타나게 된다. 즉, m_θ 가 121° 로 나타나, 세 결함의 물리적인 중심 부위인 1° 근처에 위치하지 않는 문제점이 발생한다. 또한, m_θ 가 1° 근처에 있다고 가정한 경우에도, 359° 에 있는 결함은 평균과 큰 차이를 나타내는 것으로 계산되어 표준 편차가 크게 나타나게 된다. 따라서, r 성분과는 달리,

θ 성분의 분포도를 나타내는 지표로서 단순한 표준편차를 사용하기는 곤란하다는 것을 알 수 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해서, 본 연구에서는 먼저 결합들의 각도를, m_θ 를 기준으로 새롭게 정의하여 θ' 를 구하였다. 즉, 물리적으로 m_θ 로부터 가장 멀리 떨어진 각도는 대칭 방향인 ($m \pm 180^\circ$)이므로, 모든 결합의 θ 가 평균 m_θ 를 기준으로 $-180^\circ \sim 180^\circ$ 로 사상(Mapping)되도록 다음과 같이 재정의하였다.

$$\theta' = \begin{cases} \theta - m_\theta, & \text{if } -180^\circ \leq (\theta - m_\theta) \leq 180^\circ \\ \theta - m_\theta - 360^\circ, & \text{if } 180^\circ < (\theta - m_\theta) \\ \theta - m_\theta + 360^\circ, & \text{if } (\theta - m_\theta) < -180^\circ \end{cases} \quad (6)$$

그림 6은 표준편차를 구하기 위해서 평균으로부터 재정의된 결합의 각도를 나타낸다.

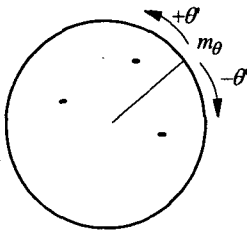


그림 6. 평균 m_θ 를 기준으로 재정의된 결합의 각도 θ'

Fig. 6. Redefined θ' with respect to m_θ

(6)와 같이 재정의된 각도를 이용하여 표준편차를 구하면

$$\sigma_\theta = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\theta'_i)^2}{n}} \quad (7)$$

이는 "평균에서 분포된 정도"라는 표준편차의 물리적인 의미에 부합하게 된다.

또한, 본 연구에서는 극좌표계의 특성을 고려한 평균을 구하기 위해서, 입력 데이터를 직접 이용하여 구한 평균 $m_{\theta 1}$, 그리고 9시 방향을 극좌표계의 새로운 기준 축으로 변환하여 구한 평균 $m_{\theta 2}$ 를 각각 계산하였다.

그림 7은 두 개의 각도 축을 나타내며, 새로운 기준 축 θ_2 는 9시 방향으로부터 반시계 방향으로 증가하도록 설정하였음을 알 수 있다.

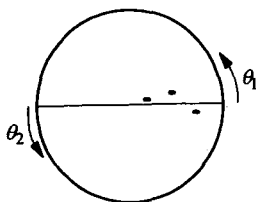


그림 7. 두 개의 각도 기준 축 θ_1 과 θ_2

Fig. 7. Two Reference Angles θ_1 and θ_2

그 후, 두 개의 기준 축에 의해서 각각 구해진 평균 $m_{\theta 1}$ 과 $m_{\theta 2}$ 를 기반으로 (7)을 이용하여 각각 $\sigma_{\theta 1}$ 과 $\sigma_{\theta 2}$ 를 구하였다. 최종적으로는, 두 $\sigma_{\theta 1}$ 과 $\sigma_{\theta 2}$ 중 작은 값을 각도 성분의 분포도로 정의하였다.

$$\theta \text{ 성분의 분포도} = \min(\sigma_{\theta 1}, \sigma_{\theta 2}) \quad (8)$$

즉, 두 개의 기준 축을 바탕으로 각각 두 개의 평균을 구한 후, 이를 바탕으로 각각 구한 표준 편차 중 작은 값을 선택하여 극좌표상에서 각도의 분포도를 계산하였다.

예를 들어, 그림 5과 같은 결합분포의 경우, (4)에서 $m_{\theta 1}$ 이 121° 로 계산되며, 이를 기반으로 (6)에서와 같이 재정의된 각도 ($-120^\circ, -118^\circ, -122^\circ$)를 이용하여 표준편차 $\sigma_{\theta 1}$ 을 구하면 다음과 같다.

$$\sigma_{\theta 1} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^3 \theta_{1i}^2}{3}} = 120.01 \quad (9)$$

그 후, 9시 방향을 극좌표계의 새로운 기준 축으로 재정의하면, 각도는 ($181^\circ, 183^\circ, 179^\circ$)로 변환되며, $m_{\theta 2}$ 는

$$m_{\theta 2} = (181^\circ + 183^\circ + 179^\circ) / 3 = 181^\circ \quad (10)$$

로 나타난다. 따라서, 이를 기반으로 표준편차 $\sigma_{\theta 2}$ 를 구하기 위하여, (6)과 같이 각도를 재정의하면, (d_1, d_2, d_3)의 각도 θ_2 는 ($0^\circ, 2^\circ, -2^\circ$)로 나타나게 된다. 이를 이용하여 $\sigma_{\theta 2}$ 를 구하면,

$$\sigma_{\theta 2} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^3 \theta_{2i}^2}{3}} = 1.633 \quad (11)$$

와 같이 나타나게 된다. 따라서, (8)에 의해서, 최종적으로 작은 값을 갖는 $\sigma_{\theta 2}$ 가 결합의 θ 성분 분포도로서 선택되게 된다. 결과적으로 그림 5의 결합분포는 각도 성분의 분포정도가 작게 나타나게 되어 물리적인 특성에 부합하게 된다.

본 연구에서 제안한 θ 성분의 분포도는, 루프형이나 분침형의 경우에는 상대적으로 큰 값을, 그리고 찍힘형이나 방사형의 경우 작은 값으로 나타나게 된다.

2.2 퍼지 추론을 이용한 패턴분류

기술된 5가지의 특징들은 모두 표준 패턴 클래스를 구분할 수 있는 가능성을 내포하고 있다. 하지만, 분석 결과, 개별적인 특징에 기반하여 결정적으로 패턴을 구분하기에는 무리가 있는 것으로 파악되었다. 즉, 하나의 특징이 각 패턴을 독립적으로 결정할 수 없고 각 특징들의 상호 연관을 통하여 패턴이 구분되어야 하는 상황으로 분석되었다. 이러한 경우, 퍼지추론은 매우 유용한 도구가 될 수 있다[8]-[11]. 이는 각 입력 변수를 결정적으로 고려하는 대신, 각 집합에 속하는 가

능성 (Possibility)을 종합적으로 고려하여 추론할 수 있는 장점이 있다[12],[13]. 본 연구에서는 앞에서 기술된 5가지 특징들에 기반하여 각 패턴을 구분하는 퍼지 추론 시스템을 구성하였다. 이를 위하여, 5가지 특징들을 입력받아, 각 패턴에 속할 가능성이 출력되는 퍼지규칙(Fuzzy Rule)을 다음과 같이 정의하였다.

Rule 1) If x_1 is A_1 , x_2 is B_1 , x_3 is C_1 , x_4 is D_1 and x_5 is E_1 Then 루프형. (12)

Rule 2) If x_1 is A_2 , x_2 is B_2 , x_3 is C_2 , x_4 is D_2 and x_5 is E_2 Then 분침형. (13)

Rule 3) If x_1 is A_3 , x_2 is B_3 , x_3 is C_3 , x_4 is D_3 and x_5 is E_3 Then 아크형. (14)

Rule 4) If x_1 is A_4 , x_2 is B_4 , x_3 is C_4 , x_4 is D_4 and x_5 is E_4 Then 방사형. (15)

Rule 5) If x_1 is A_5 , x_2 is B_5 , x_3 is C_5 , x_4 is D_5 and x_5 is E_5 Then 찍힘형. (16)

Rule 6) If x_1 is A_6 , x_2 is B_6 , x_3 is C_6 , x_4 is D_6 and x_5 is E_6 Then 전체형. (17)

여기서, x_1 : 필터링 후 결함의 개수,
 x_2 : 필터링 전후의 결함 개수 차이,
 x_3 : r 성분 표준편차,
 x_4 : θ 점유도,
 x_5 : θ 성분의 분포도.

각 규칙의 퍼지 집합 A, B, C, D, E는 취합된 패턴 데이터의 반복적인 수정을 통하여 수작업으로 선정하였다. 그림 8은 각 입력에 대한 퍼지 집합 A, B, C, D, E를 나타낸다. 그림 8에서 x 축은 각 퍼지 집합의 범위이고 y 축은 퍼지 집합의 소속정도(Membership Degree)이다. 퍼지 집합 $A_1, A_2, \dots, A_5, E_6$ 의 소속정도는 대부분 사다리꼴의 형태로 표현되었다. 그림에서 모든 퍼지 집합들의 소속정도의 최대값들은 1이지만, 편의상 각 집합들의 구분을 위하여 그림과 같이 높이를 다르게 하여 나타내었다.

그림에서 퍼지 집합 A의 전체집합은 0-450으로 정의되었다. 따라서 결함의 개수 x_1 이 450개 이상이면 아주 많은 것으로 처리하게 된다. 그림에서 Rule 1의 퍼지집합 A_1 은 x_1 이 200개 이하이면 소속정도가 0, 그리고 350 이상이면 1로 정의됨을 알 수 있다. 이는 결함의 개수가 200개 이하일 경우 루프형일 가능성이 없음을 의미하며, 350개 이상일 경우 루프형일 가능성이 매우 높음을 의미한다. 또한 Rule 6의 A_6 은 모든 x_1 값에 대해서 1이며, 이는 모든 x_1 값에 대해서 전체형이 될 가능성이 있음을 의미한다

새로운 패턴에 대해서 5개의 특징값 (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)이 계산되고, 이는 퍼지 추론 시스템의 여섯 개의 규칙에 각각 입력된다. 각 규칙에서는 5개의 입력에 대하여 다음과 같은 적합도(Truth Value)를 계산하게 된다[9]-[11].

$$\omega_i = \min[\mu_{A_i}(x_1), \mu_{B_i}(x_2), \mu_{C_i}(x_3), \mu_{D_i}(x_4), \mu_{E_i}(x_5)]$$

for i-th rule (18)

따라서, 각 규칙의 적합도가 최대로 나타나는 패턴을 최종적인 출력으로 도출하게 된다.

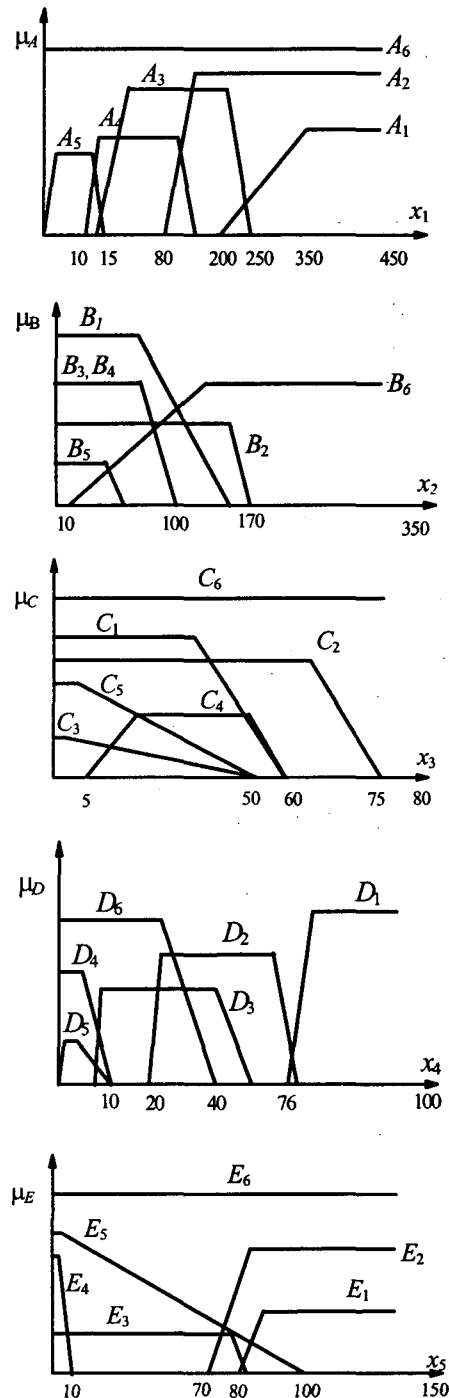


그림 8. 퍼지 집합 A, B, C, D, E
 Fig. 8. Fuzzy Sets A, B, C, D and E

2.3 구현 및 실험

제안된 패턴분류의 알고리즘을 실제 제조공정에서 발생한

불량 HDD를 대상으로 적용하였다. 불량 HDD를 연결하기 위하여 그림 9와 같이 설계된 착탈 포트를 SCSI 방식으로 PC에 연결하는 방식을 취하였다. S/W는 Dos 환경에서의 Borland C++ 3.1을 개발도구로 사용하였다. 즉, 각각의 불량 HDD를 착탈 포트에 연결한 후, PC상에서 개발된 프로그램으로 부착된 HDD의 접속하는 방식이다. 그림 10은 불량 HDD 패턴 분류를 위하여 개발된 PC 시스템이다.

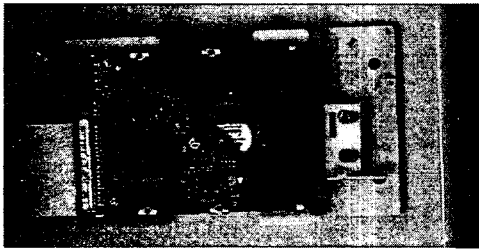


그림 9. 불량 HDD를 장착한 착탈 포트
Fig. 9. Removable Contact Port with a Defective HDD

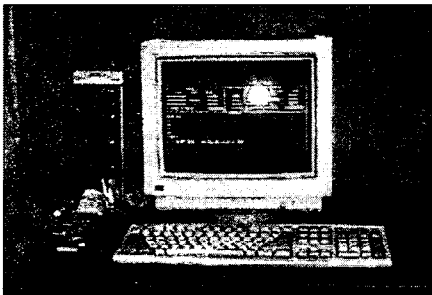


그림 10. HDD 결함 패턴 분류를 위한 PC 시스템
Fig. 10. PC System for HDD Defect Pattern Classification

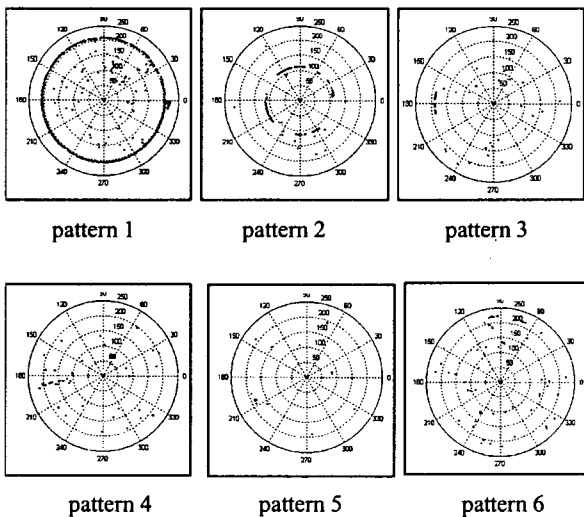


그림 11. 6개의 테스트 패턴
Fig. 11. six test Patterns

그림 11은 6 개의 테스트 패턴을 나타내며, 표 2는 이러한 6개의 패턴이 제시된 알고리즘에 의하여 분류되는 과정을 나타낸 것이다. 표에서 두 번째 패턴의 특징값 (x_1, x_2, x_3, x_4 ,

x_5)는 각각 (124, 15, 3.4109, 32.22, 84.3144)로 계산되었으며, 이 값이 퍼지 추론에 입력된 결과, 각 규칙의 적합도가 (0, 1.0, 0.3428, 0, 0, 0.05)로 나타나 최종적으로 분침형으로 판정된 결과를 나타낸다.

표 2. 패턴 분류 과정

Table 2. Pattern Classification Procedure

		Pattern 1	pattern 2	Pattern 3
특징	x_1	329	124	16
	x_2	70	15	29
	x_3	2.5727	3.4109	0
	x_4	100.9370	32.22	6.6144
	x_5	81.3889	84.3144	4.444
적합도	w_1	0.8600	0	0
	w_2	0	1	0
	w_3	0	0.3428	0.4016
	w_4	0	0	0
	w_5	0	0	0
	w_6	0	0.05	0.1900
결과		Loop	Watch	Arc

		Pattern 4	pattern 5	Pattern 6
특징	x_1	11	4	14
	x_2	42	13	49
	x_3	31.4174	1.8930	42.7240
	x_4	1.667	1.6394	3.889
	x_5	4.9074	0.8333	10.5473
적합도	w_1	0	0	0
	w_2	0	0	0
	w_3	0	0	0.1545
	w_4	1	0	0
	w_5	0.404	0.8148	0.10
	w_6	0.320	0.0300	0.390
결과		Radial	Spot	Whole

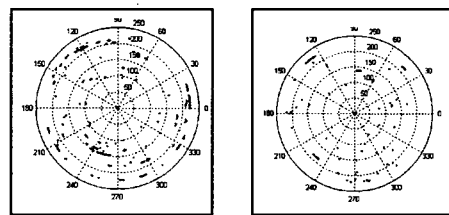


그림 12. 불분명한 테스트 패턴
Fig. 12. Examples of classification Failure

구현된 결과를 500개의 Sample HDD에 대해서 실험한 결과, 5년 이상 수련도를 갖는 수리사의 판별 결과와 483개가 일치하여 96.6%의 적중률을 나타내었다. 이 때, 일치하지 않은 17개 패턴은 그림 12와 같이 실제 수리사의 판단으로도 적절하게 나누어지지 않는 패턴으로 Whole 과 다른 패턴이 동시에 나타나는 불분명한 경우가 많았다. 표 3에 실험결과 각 패턴의 개수를 나타내었다. 패턴 분류의 결과는 신뢰할 만 한 것으로 입증되었다.

표 3. 패턴 분류 결과

Table 3. Pattern Classification Result

Success		Failure	
패턴종류	개수	패턴종류	개수
Loop	52	Loop	0
Watch	102	Watch	2
Arc	41	Arc	6
Radial	34	Radial	0
Spot	33	Spot	1
Whole	221	Whole	8

3. 결 론

본 연구에서는 하드디스크드라이브(Hard Disk Drive, HDD) 결함 분포의 패턴 분류에 관한 연구 결과를 제시하였다. 먼저, 각 패턴을 구분할 수 있는 5개의 특징들을 추출하였다. 이때, 결함의 각도방향 분포 정도를 나타낼 수 있는 지표를 개발하여 제시하였다. 또한 패턴 분류의 특성에 부합하도록 퍼지 추론 시스템을 구성하여 각 특성들의 상호 연관을 고려하여 각 패턴에 속할 가능성을 추론할 수 있도록 하였다.

본 연구 결과는 수작업에 기초한 수리판정 작업의 자동화를 가능하게 하여, 차후 실제 생산 현장에 유용하게 응용될 것으로 기대된다. 본 연구에서 제시한 각 성분의 집중도는 유사한 극좌표계의 패턴 분류 문제에도 유용하게 사용될 수 있을 것으로 기대되며, 각 특징들의 퍼지 추론에 의한 패턴 분류 또한 유사한 분야의 패턴 분류에 유용하게 적용될 수 있다고 판단된다.

감사의 글

이 논문은 2004년도 중앙대학교 학술연구비 (일반연구비) 지원에 의한 것임

참 고 문 헌

[1] 정정주, 이승희, 추상훈, "디스크 드라이브의 기술 동향과 제어기술", 제어자동화시스템 공학회지, 1998년 5월호, pp. 15-21.
 [2] 이호성, "하드 디스크 드라이브 서보 제어기의 설계", 제어자동화시스템 공학회지, 1998년 5월호, pp. 22-28.
 [3] 문운철, 이승철, 남창우, "Hard Disk Drive 검사 시스템의 고장 진단을 위한 퍼지-이진 논리 결합형 전문가 시스템에 관한 연구" 대한전기학회 논문지, 53-D권 6호, pp. 457-464, 2004년 6월.
 [4] S. Theodoridis and K. Koutroumbas, Pattern Recognition, Academic Press, 1999.
 [5] M. Nadler and E. P. Smith, Pattern Recognition Engineering, John Wiley and Sons, 1993.
 [6] J. Schurmann, Pattern Classification, John Wiley and

Sons, 1996.
 [7] 김상운, 패턴인식 입문, 홍릉과학출판사, 1995.
 [8] L. A. Zadeh, "Fuzzy Sets", Inform. Contr., Vol. 8, pp. 338-353, 1965.
 [9] H. J. Zimmermann, Fuzzy set theory and its applications, Kluwer Academic Publishers, 1991.
 [10] W. Pedrcz, Fuzzy logic and fuzzy systems, JOHN WILEY & SONS, 1989.
 [11] B.Kosco, Neural network and fuzzy systems, Englewood Cliffs, Prentice-Hall, 1992.
 [12] A. Baraldi and P. Blonda, "A suvey of fuzzy clustering algorithms for pattern recognition-Part I & II", IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics, Vol. 29, No. 6, pp. 778-801 Dec. 1999.
 [13] K. S. Ray and T. K. Dinda, "Pattern classification using fuzzy relational calculus", IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics, Vol. 33, No. 1, pp. 1-16, Feb. 2003.

저 자 소 개



문운철 (文雲哲)

1968년 10월 1일생. 1991년 서울대 전기공학과 졸업. 1996년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 2002~현재 중앙대 전자전기공학부 조교수
 Tel : 02)826-5286
 Fax : 02)825-1584
 E-mail : ucmoon@cau.ac.kr



권현태 (權炫兌)

1975년 12월 8일생. 2003년 중앙대 전자전기공학부 졸업. 2003~현재 동 대학원 전자전기공학부 석사과정
 Tel : 02-826-5286, Fax : 02)825-1584
 E-mail : futurestorm@naver.com