

퍼지 클러스터링 알고리즘을 이용한 타이어 접지면 패턴의 분류

강 윤 관⁰, 정 순 원, 배 상 옥, 박 태 홍,
김 민 기*, 박 귀 태

고려대학교 전기공학과, *고려대학교 의용전자공학과

Tire Tread Pattern Classification Using Fuzzy Clustering Algorithm

Yoon-Kwan Kang, Soon-Won Jung, Sang-Wook Bae,
Tae-Hong Park, Min-Gi Kim, Gwi-Tae Park
Dept. of Electrical Eng. Korea Univ.,
* Dept. of Bioelectronic Eng. Korea Univ.

Abstract

A tire tread pattern recognition scheme of which the pattern recognition algorithm is designed based on the fuzzy hierarchical clustering method is proposed and compared with the scheme based on the conventional FCM. The features are extracted from the binary images of the tire tread patterns. In the proposed scheme, the prototypes are obtained more easily and schematically than obtained prototypes using FCM. The experimental results of classification for the practical situations are given and shows the usefulness of the proposed scheme.

1. 서 론

타이어 생산 공정은 그 특성상 여러 종류의 타이어들이 하나의 콘베이어를 따라 사출되어 나오므로, 타이어 생산 공정의 자동화를 위해서는 사출되는 타이어들을 품종별로 자동 분류하는 알고리즘 및 메카니즘 개발이 필요하다. 최근 화상 패턴 인식 기법을 이용하여 타이어 접지면을 식별함으로써 이 공정을 자동화 하려는 노력이 있었다[1][2]. 특히, [2]에서는 패턴 분류 체계내에 존재하는 여러 불확실성들을 효과적으로 처리할 수 있게 하고, 패턴 데이터들의 구조를 밝힘으로써 패턴 분류 체계를 설계할 수 있는 FCM(Fuzzy C-Means) 클러스터링 알고리즘을 이용한 타이어 접지면 분류 체계가 제안되었다. 타이어 패턴 클래스들은 특징 공간에서 위치와 분산들이 서로 다르므로 FCM을 한번 적용함으로써 각 클래스들의 원형을 구하기 어렵다. [2]에서는 FCM을 이용한 클러스터링을 여러차례 단계적으로 적용하여 원형 패턴을 구하였고, 이 패턴이 분류 목적에 적합한가를 설계자의 판단에 따라 결정함으로써 최종적인 원형 패턴을 구하였다. 그러나, 실제 하나의 타이어 생산 라인에서 생산되는 타이어 종류는 20여종에 달하므로 이를 분류할 수 있는 패턴 분류 알고리즘을 설계하는데에는 많은 노력이 필요하게 된다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 [3]에서 제안된 계층적 퍼지 클러스터링 알고리즘에 근거하여 새로운 타이어 접지면 패턴 분류 알고리즘을 제안하고, [2]의 방법과 패턴 분류 및 설계상의 특성을 비교 검토한다.

2. 퍼지 클러스터링 알고리즘

본 장에서는 일반적인 FCM 알고리즘 및 FDH 알고리즘[3]에 대해 간략히 기술한다.

2.1 FCM(Fuzzy C-Means) 클러스터링 알고리즘

FCM은 특정 내적 노름자(inner product norm metric)를 유사 척도(similarity measure)로 사용함으로써 정의된 어떤

목적 함수가 근사적 극부 최소값에 도달되도록 퍼지 분할(fuzzy partition) U 와 클러스터의 중심값(또는 원형) V 를 반복 계산법에 의해 구하는 최적화 퍼지 클러스터링 알고리즘이다. 이때, 일반적으로 FCM에서 사용되는 목적함수(또는, 퍼지 c-means functional)는 식(1)과 같다[4].

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (u_{ik})^m (d_{ik})^2 \quad (1)$$

$$d_{ik}^2 = \| \vec{x}_k - \vec{v}_i \|^2 \quad (2)$$

여기서, $U \in R^{c \times n}$ (c 는 클러스터의 갯수, n 은 데이터의 수)는 퍼지 분할, $V = (\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_c) \in R^{c \times p}$ ($1 \leq i \leq c$)의 $\vec{v}_i \in R^p$ (p 는 특징공간의 차수)는 i 번째 클러스터의 중심 또는 원형(prototype), $\| \cdot \|^2$ 는 내적 노름자이며, $m \in [1, \infty)$ 은 하중 파라미터로서 보통 $1.1 \leq m \leq 5$ 의 값을 취한다. [2]에서 U, V 를 구하기 위해 사용된 FCM 알고리즘은 다음 그림(2.1)과 같다[4].

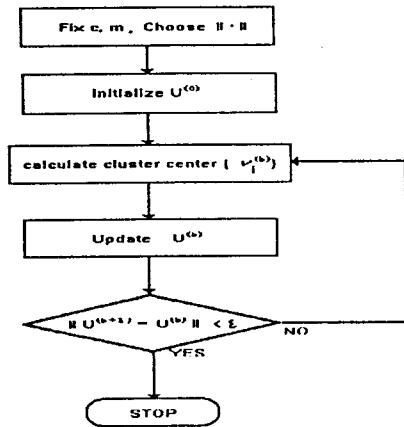


그림 2.1 퍼지 C-Means 클러스터링 알고리즘

2.2 FDH(Fuzzy Divisive Hierarchical) 클러스터링 알고리즘

FDH 클러스터링 알고리즘[3]은 데이터 집합에 대해서 이진 퍼지 분할(binary fuzzy partition)을 행하여 퍼지 계층(fuzzy hierarchy)을 형성해 나감으로써 클러스터링과 동시에 그 대표값들을 구하는 클러스터링 기법이다. 이때, 사용되는 목적 함수는 다음과 같다.

$$J_m(U,V) = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (u_{ik})^m (d_{ik})^2 \quad (3)$$

여기서, d_{ik} 는 $d_{ik} = \| \vec{x}_k - \vec{v}_i \|^2$ 인 벡터 노음과 분산율 고려한 $d_{ik} = \| x_k - v_i \|^2 C = (x_k - v_i - m_c) \eta^C (x_k - v_i - m_c)$ 인 벡터 노음을 사용하는 FDH 방법들이 있다. 이때, 클래스 C에서 x_j 의 평균은 다음과 같이 정의된다.

$$m_{Cj} = m_c(x_j) = \frac{\sum_{i=1}^n C(x_i)x_j(i)}{\text{card } C} \quad (4)$$

그리고, $M_{ij}^C = \delta_{ij} / \sigma_{Cj}^2$ 이다. 이때, σ_{Cj} 는 x_j 의 분산이다. 여기서, 이진 분할(binary partition)은 "real cluster"에 대해서만 행해진다.

"real cluster"는 퍼지 집합 C의 퍼지 분할 $P = \{C_1, C_2\}$ 가 다음의 필요 충분 조건을 만족하는 것이다. 즉, 모든 클래스 C_i 에 대해 $C_i(x) > 1/2$ 인 패턴 벡터 x 가 존재하고, 편극화 측정 함수 $R_i(P) \geq t$ 이어야 한다. 여기서, $t \in (0, 1)$ 는 적당한 임계치(threshold)이며 클러스터가 "real"인 정도를 나타낸다. 이때, 편극화 측정 함수로는 다음과 같다[5].

$$R_i(P) = \frac{\sum C_{1/2}(x) + C_{2/2}(x)}{\sum C(x)} \quad (5)$$

여기서, $C_{i/2}(x) = \begin{cases} C_i(x) & \text{if } C_i > 1/2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$ 이다.

FDH 알고리즘을 간략히 그림(2.2)에 도시 하였다.

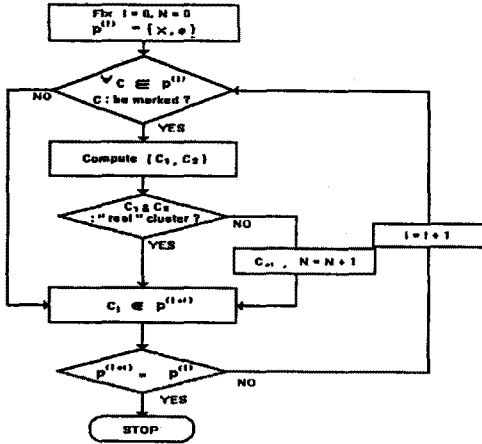


그림 2.2 퍼지 구분적 계층 클러스터링 알고리즘

2.3 패턴 분류(Pattern Classification)

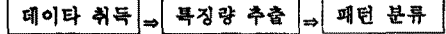
패턴 분류는 전 절의 FCM과 FDH 클러스터링 알고리즘을 타이타 집합의 클러스터링에 적용하여 구한 각 클러스터들의 중심값(원형 패턴)을 이용하여 행해진다. 즉, 새로운 입력 패턴을 분류하고자 할 때, 각 클러스터에 소속되는 정도 \vec{u} 를 계산한 후, 그 소속 정도가 가장 큰 클러스터에 속하는 것으로 분류하게 되는데, 그 소속 정도는 주어진 입력 패턴 \vec{x} 와 각 원형들 $\vec{v}_1, \vec{v}_2, \vec{v}_3, \dots, \vec{v}_c$ 간의 소속 정도를 고려한 거리의 합이 최소화가 되도록 계산되며, 구한 해는 다음과 같다.

$$u_{jk} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}}}, \quad j=1, 2, \dots, c \quad (6)$$

3. 타이타 접지면 패턴 분류

타이타 접지면 패턴의 분류 체계는 다음과 같이 크게

3단계로 나누어 생각할 수 있다.



3.1 데이터 취득 및 특징량 추출

데이터 취득 및 특징량 추출은 [1, 2]에서와 같은 방법으로 수행되었다. 즉, 타이타 취득 부분은 타이타 접지면의 영상 취득 과정 및 특징량 추출을 위한 전처리 과정으로 구성된다. 전처리 과정은 서브 샘플링과 외곽선 검출로 이루어지며, 전자는 영상 취득후 처리해야할 데이터량을 줄이기 위하여 3x3 마스크로 마스킹을 취한후 4화소당 한 화소를 취함으로써 행해진다. 한편, 화상의 이치화 과정은 외곽선 검출(edge detect)을 동시에 행할 수 있는 알고리즘[1]을 사용하였다. 특징량은 전처리된 이치화 영상의 여러 각도 성분에 대해 2x2 계조치 동시 발생 행렬(grey level cooccurrence matrix)[1]을 구함으로써 추출하였다.

3.2 패턴 분류

타이타 접지면 패턴 분류를 위한 패턴 분류 체계는 i) 주어진 모든 타이타 패턴들에 대해 퍼지 클러스터링 알고리즘인 FCM, FDH를 적용하여 각 타이타 패턴 클래스에 대한 원형 패턴을 찾는 과정, ii)의(6)의 분류 알고리즘을 이용한 타이타 입력 패턴의 분류과정으로 구성된다. ii)의 과정은 일단 각 타이타 패턴에 대한 원형 패턴이 구해지면 식(6)의 단순한 수치적인 계산에 의해 각 클러스터에 대한 소속 정도를 계산하여 그 값이 최대가 되는 클러스터로 분류함으로써 수행된다.

4. 실험 결과

본 논문에서 분류 목적으로 사용된 타이타의 종류는 모두 6가지이다. 타이타 접지면 화상 취득은 실제 공정상에서 일어날 수 있는 상황을 고려하여 타이타를 촬영대 위에서 돌리고 또한, 뒤집으며 화상을 취득하였다. 각 타이타에 대해 총 240개의 패턴을 취득하였다. 이중 120개는 클러스터링에 이용하였으며 나머지 120개는 분류 실험에 이용하였다. 본 기법을 사용하여 분류한 결과 96.7%(FDH1), 97.5%(FCM, FDH2)의 인식율을 보였으며, 가우시안 잡음에서는 16.4dB까지 인식을 하였다. 그림 4.1(a)(b)에 타이타 접지면 화상과 전처리된 화상을 나타내었다. 이때, 전처리된 이치화 화상에 대하여 12가지 각도 성분에 대한 동시 발생 행렬을 구하고, 이것으로부터 특징량을 추출하였다. 도표4.1~도표4.3은 잡음이 없는 경우 분류 결과이고, 도표4.4는 가우시안 잡음을 첨가했을 경우의 분류 결과를 보인 것이다. 그리고, 그림4.3~그림4.4는 FDH를 이용한 타이타 접지면의 이진 퍼지 분할을 행하여 얻어진 퍼지 계층을 나타낸 것이다.

도표와 그림에서 FDH1은 $d_{ik} = \| \vec{x}_k - \vec{v}_i \|^2$ 인 벡터 노음, FDH2는 $d_{ik} = \| x_k - v_i \|^2 C = (x_k - v_i - m_c) \eta^C (x_k - v_i - m_c)$ 인 벡터 노음을 사용한 FDH 알고리즘을 나타내며, P1=806, P2=810, P3=818, P4=827, P5=835, P6=838 타이타 패턴을 나타낸 것이다.

5. 결론

본 논문에서 FDH 클러스터링 알고리즘을 이용한 타이타 접지면 패턴 분류 체계를 제안하고, FCM을 이용한 [2]의 결과와 비교 분석해 보았다.

제안된 타이타 접지면 패턴 분류 체계는 원형 패턴의 발생을 체계화함으로써 많은 종류의 타이타를 위한 패턴 분류 체계를 더욱 쉽게 설계할 수 있다.

그리고, FCM, FDH 알고리즘들을 이용한 타이타 접지면 패턴 분류 체계를 비교 분석해 보면 다음과 같은 결론을 얻을 수 있다.

	원형 패턴 취득	잠음 제거
FCM	1. 인위적인 판단에 의해 클러스터링을 여러번 실행 2. 모든 클래스들 상호간의 영향을 고려치 않음	인위적으로 클러스터링 전에 미리 제거
FDH	1. 체계적으로 원형 취득 2. 모든 클래스들 상호간의 영향을 고려함	알고리즘상에서 자동적으로 잠음 제거 역할 수행

참고 문헌

- [1] 정 순원, "이치와 영상에 대한 제초지 동시 발생 행렬을 이용한 타이어 접지면 패턴의 분류", 고려대 석사 학위 논문, 1992.
- [2] 장 윤관, 박 귀태, "FCM을 이용한 타이어 접지면 패턴의 분류", 한국 퍼지 학회 춘계 학술 대회, 제 3권, 1호, 1993.
- [3] D. Dimitrescu, "Hierarchical Pattern Classification", Fuzzy Sets & Syst. 28, pp.145-162, 1988.
- [4] J.C.Bezdek, "Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms", New York, Plenum Press, 1981.
- [5] W. Pedrycz, "Algorithms of Fuzzy Clustering with Partial Supervision", Pattern Recognition Letters, No.3, pp.13-20, 1985.

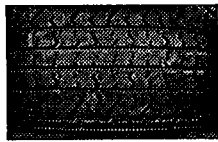


그림 4.1 806타이어 접지면 패턴

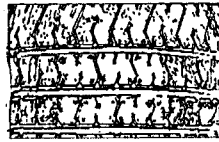


그림 4.2 806패턴의 전처리 결과

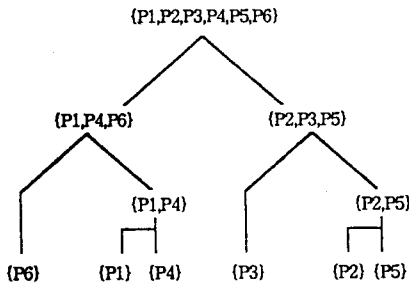


그림 4.3 FDH1을 이용한 타이어 접지면의 이진 퍼지 분할 TREE

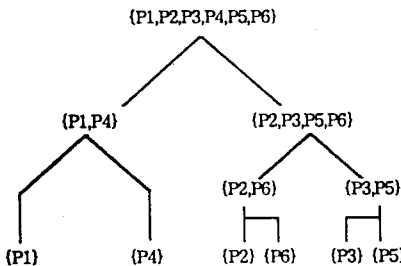


그림 4.4 FDH2를 이용한 타이어 접지면의 이진 퍼지 분할 TREE

도표 4.1 FCM을 이용한 패턴 분류

클래스 패턴	806	810	818	827	835	838
806	0.997 0.993	0.000 0.000	0.000 0.000	0.002 0.005	0.000 0.000	0.000 0.002
810	0.001 0.000	0.783 0.944	0.026 0.003	0.004 0.001	0.185 0.062	0.000 0.000
818	0.000 0.000	0.005 0.002	0.988 0.997	0.001 0.000	0.006 0.003	0.000 0.000
827	0.038 0.038	0.041 0.042	0.007 0.008	0.989 0.986	0.019 0.020	0.005 0.006
835	0.001 0.001	0.070 0.093	0.018 0.030	0.002 0.004	0.909 0.871	0.001 0.001
838	0.004 0.005	0.001 0.001	0.000 0.000	0.001 0.001	0.001 0.001	0.994 0.992

도표 4.2 FDH1을 이용한 패턴 분류

클래스 패턴	806	810	818	827	835	838
806	0.947 0.959	0.002 0.001	0.000 0.000	0.031 0.025	0.001 0.001	0.018 0.013
810	0.001 0.000	0.851 0.964	0.022 0.002	0.002 0.000	0.125 0.034	0.001 0.000
818	0.000 0.000	0.003 0.005	0.980 0.988	0.001 0.000	0.003 0.005	0.000 0.000
827	0.071 0.072	0.056 0.059	0.013 0.014	0.819 0.811	0.033 0.035	0.008 0.008
835	0.002 0.002	0.232 0.261	0.048 0.070	0.004 0.005	0.713 0.661	0.001 0.002
838	0.004 0.005	0.001 0.001	0.000 0.000	0.002 0.002	0.001 0.001	0.992 0.990

도표 4.3 FDH2를 이용한 패턴 분류

클래스 패턴	806	810	818	827	835	838
806	0.997 0.991	0.000 0.000	0.000 0.000	0.003 0.009	0.000 0.000	0.000 0.000
810	0.000 0.000	0.980 0.998	0.004 0.000	0.000 0.000	0.012 0.001	0.004 0.001
818	0.000 0.000	0.000 0.000	0.981 0.971	0.000 0.000	0.019 0.028	0.000 0.000
827	0.056 0.065	0.000 0.000	0.000 0.000	0.944 0.935	0.000 0.000	0.000 0.000
835	0.000 0.000	0.000 0.002	0.054 0.054	0.000 0.000	0.946 0.944	0.000 0.000
838	0.000 0.000	0.006 0.006	0.000 0.000	0.000 0.000	0.001 0.001	0.993 0.992

도표 4.4 잠음이 첨가된 818패턴에 대한 패턴 분류

클래스 dB	806	810	818	827	835	838
FCM						
15.6	0.000	0.003	0.993	0.000	0.004	0.000
16.4	0.003	0.093	0.795	0.006	0.099	0.010
17.4	0.001	0.031	0.930	0.002	0.035	0.001
18.6	0.000	0.006	0.986	0.000	0.007	0.000
20.1	0.000	0.002	0.994	0.000	0.003	0.000
FDH						
15.6	0.000	0.007	0.986	0.001	0.006	0.000
16.4	0.003	0.089	0.809	0.005	0.091	0.003
17.4	0.001	0.033	0.930	0.002	0.033	0.001
18.6	0.000	0.008	0.983	0.000	0.008	0.000
20.1	0.000	0.004	0.991	0.000	0.004	0.000