

냉연 표면 흠 분류를 위한 특징선정 및 이진 트리 분류기의 설계에 관한 연구

이병진* · 류경 · 박귀태 · 김경민**

*고려 대학교 전기공학과 **국립 여수 대학교 전기공학과

A Study on The Feature Selection and Design of a Binary Decision Tree for Recognition of The Defect Patterns of Cold Mill Strip

Byung Jin Lee* · Kyoung Lyou · Gwi Tae Park · Kyoung Min Kim**

*Dept. of Electrical Engineering, Korea University

**Dept. of Electrical Engineering, Yosu National University

2. 본 론

Abstract - This paper suggests a method to recognize the various defect patterns of cold mill strip using binary decision tree automatically constructed by genetic algorithm. The genetic algorithm and K-means algorithm were used to select a subset of the suitable features at each node in binary decision tree. The feature subset with maximum fitness is chosen and the patterns are classified into two classes by a linear decision boundary. This process was repeated at each node until all the patterns are classified into individual classes. The final recognizer is accomplished by neural network learning of a set of standard patterns at each node. Binary decision tree classifier was applied to the recognition of the defect patterns of cold mill strip and the experimental results were given to demonstrate the usefulness of the proposed scheme.

2.1 유전 알고리즘을 이용한 특징 선정

이진 결정 트리 분류기의 각 노드에서 분류에 꼭 필요한 특징만을 선정하여 사용하면 분류 정밀도가 높아져 분류기의 성능에 대한 신뢰도를 높일 수 있다.

특징량 선정을 위해 본 논문에서 사용한 유전 알고리즘은 여러 해를 동시에 탐색하는 전역 탐색을 행함으로써 전역적인 최적해를 찾을 확률이 기존의 최적화 탐색에 비해 크므로 최적의 특징 부집합을 효과적으로 구할 수 있다.

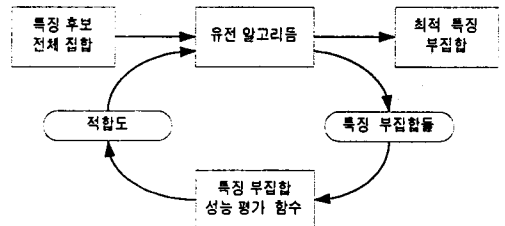


그림 1 특징 선정 과정의 블록도

1. 서 론

냉연 강판의 표면 흠의 유무는 강판의 품질과 직결되므로 생산 라인에서 표면 흠을 신속히 검출하고 발생 원인을 파악하여 결함을 제거해 주는 과정은 생산 공정에서 중요한 부분을 차지한다.

영상 처리를 통한 기존의 흠 인식 방법은 취득된 냉연 강판 영상으로부터 흠 패턴을 검출하고 실험적으로 결정된 특징량들을 흠 패턴으로부터 추출하여 이것을 신경회로망에 입력하여 한 단계에 인식하였다. 그러나 냉연 강판의 표면 흠은 형태가 복잡하고 정형도가 낮아서 흠 인식이 특징량 선정에 민감하므로 실험적으로 특징들을 선정할 경우 결정한 특징들의 최적성을 보장할 수 없고, 냉연 흠 패턴은 서로 다른 흠이지만 크기와 모양이 유사하여 같은 패턴으로 오인식 될 수 있는 몇 개의 유사 패턴 군이 존재 하기 때문에 패턴을 한 단계에 분류하면 분류 어려움이 높아진다는 단점이 있다.

이러한 문제점들을 해결하기 위하여 패턴을 한 단계에 분리하지 않고 계층적으로 분리를 진행해 나가는 이진 트리 구조의 인식 방법을 제안한다. 이 방법은 먼저 패턴들을 큰 두 개의 유사 패턴 집합으로 분류하고 분류된 각각을 다시 두 패턴 집합으로 나누는 과정을 반복하여 최종적으로 개개의 패턴으로 분류한다. 이진 트리 구조 분류기를 사용하면 각 분류 노드에서 패턴들을 유사한 패턴 집합별로 분류하는데 우수한 특징 부집합만을 선택적으로 사용함으로써 혼돈을 주는 특징을 배제할 수 있다. 각 노드에서 최적의 특징량을 선별하기 위해 본 논문에서는 K-means 알고리즘과 유전 알고리즘을 이용한 선형 결정 함수, 이 두 가지를 각각 특징 부집합 성능 평가에 이용하고 각 방법에 대한 최종 분류 결과를 비교해 보았다.

그림 1 은 유전 알고리즘을 사용하여 최적의 특징 부집합을 구하는 과정을 블록도로 나타낸 것이다. 유전 알고리즘에서 각 개체는 특징 부집합을 나타내는데, 특징 부집합 성능 평가를 통하여 각 개체의 적합도가 계산되고 적합도 함수에 의해 개체의 생존 확률이 결정되며 이 확률이 따라 다음 세대인 진화된 개체, 즉 특징 부집합들이 생성된다. 이러한 진화 과정을 반복하여 최적의 특징 부집합을 얻는다. 여기서 특징 부집합들의 성능을 평가는 최적해를 얻는데 있어서 가장 중요한 과정인데 본 연구에서는 다음 절에서 설명할 두 가지 성능 평가 방법을 사용하고 이들에 대한 결과를 비교해 보았다.

2.1.1 K-means 알고리즘을 이용한 특징 부집합 성능 평가

유전 알고리즘에서 특징 부집합들에 해당하는 개체의 적합도를 계산하기 위하여 각 특징 부집합들이 형성하는 특징 공간상에서 주어진 표준 패턴의 특징 벡터들의 군집화 정도를 측정한다. 본 논문에서 사용하는 결정 트리는 이진 결정 트리이므로 각 노드에서 각 유전자 개체들이 나타내는 특징 공간에서 패턴들을 두 클래스로 군집화 시킨 후 군집화 에러를 측정함으로써 특징 부집합의 우수도를 평가할 수 있다. 본 연구에서는 군집화 알고리즘 중 하나인 K-means 알고리즘을 사용하여 군집화를 수행하였다.

이진 트리 구성에 사용되는 K-means 알고리즘은 군집 영역에 속하는 점들로부터 거리의 합이 최소가 되는 두 개의 군집 중심을 찾는다. 임의의 특징 부집합 공간에서 두 개의 군집의 중심점들을 구하고 나면 각 군집의

중심점에 가까운 패턴들의 집합을 구한다. 각 군집의 중심점에 형성되는 선형 결정 경계에 의해 패턴들이 분류되면 각 패턴군의 군집 이탈 개수를 측정하고 이것으로 서 특징 부집합의 성능을 평가한다.

2.1.2 유전 알고리즘을 이용한 선형 결정 함수의 결정과 특징 부집합 성능 평가

유전 알고리즘을 이용하여 패턴 분류 에러를 최소화 하는 선형 결정 함수를 결정하는데 있어서 다음과 같은 방법을 사용한다.

주어진 데이터 집합이 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ (n 은 특징의 개수)라 하면 j -번째 특징의 값들을 모두 포함하는 구간의 하한, 상한을 구할 수 있다.

이차원의 경우 이들 상, 하한으로 경계되어지는 사각형 범위 내에서 임의로 두 점을 선택하면 이 점들을 동시에 지나는 한 직선을 구할 수 있으며 이 직선의 기울기와 절편으로부터 2차원 공간의 선형 결정함수인 식 (1)의 w_1, w_2, w_3 를 구할 수 있다.

$$d(x) = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3 = 0 \quad \text{식 (1)}$$

이를 n 차원 공간으로 확장하면 임의로 n 개의 점을 선택하여 이들을 지나는 초평면을 구할 수 있으며 이로부터 n 차원 공간의 선형 결정함수인 식 (2)의 w_1, w_2, \dots, w_{n+1} 을 구할 수 있다.

$$d(x) = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + w_{n+1} \quad \text{식 (2)}$$

이 개념을 유전 알고리즘의 이진 문자열에 대응시키면 이진 문자열의 각 세그먼트는 n 차원 공간상의 각 축의 한 위치를 가리키며 n 개의 세그먼트는 한 점을 가리키게 된다. 즉, n 차원의 경우 n 개의 점을 선택해야 하므로, 필요한 세그먼트의 개수는 n^2 이 되며, 각 세그먼트의 길이를 m -bit라 하면 이진 문자열의 총길이는 n^2m -bit이다. 이들 각 개체가 형성하는 결정 경계에 의해 주어진 패턴을 이분 한 후, 각 패턴군의 군집 이탈 개수를 측정하여 적합도를 계산하고 유전 연산을 반복 함으로써 군집 이탈 개수가 최소가 되는 결정 경계를 찾는데 이때 각 특징 부집합에서 구한 최적의 결정 경계로서 분류했을 때의 분류 에러로서 그 특징 부집합의 성능을 평가한다.

2.2 이진 결정 트리의 구성과 인식기의 완성

이진 결정 트리의 구성은 표준 패턴에 대해 트리의 각 노드에서 앞서 기술한 방법을 이용하여 두 패턴 그룹으로 나누는데 분류 에러를 최소화하는 특징 부집합을 선정하고, 이것으로 패턴을 두 그룹으로 분류하는 과정을 모든 노드에 대해 실행하여 각 최종 노드에 모든 패턴 부류가 독립적으로 나타날 때 까지 반복함으로써 이루어진다.

전체적으로는 두 부류가 아닌 다 부류에 대해 이진 결정 트리를 구성하는 것이므로 한 노드에서 나누어진 두 군집들은 어느 한쪽으로 치우침 없이 비슷한 수의 부류 혹은 패턴을 가지고 있는 고른 분포를 유지하는 것이 좋다. 이를 정량화시켜 균형 계수를 부류들의 평균수와 생성된 새로운 군집에서의 부류들의 수의 편차로서 식 (3)과 같이 정의한다. 나누어진 두 군집내의 패턴의 수가 비슷하여, 균형 계수가 작을수록 부류 군집들 간의 최적의 균형 관계를 유지할 수 있고 전체적으로 패턴 인식을 위한 매칭 횟수가 줄어들게 된다. 이 균형 계수의 최소값은 '0', 최대값은 이진 트리의 경우 $\sqrt{2}$ 가 된다.

$$balance = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^h (N_j - \frac{N}{h})^2}{(\frac{N}{h})^2}} \quad \text{식 (3)}$$

식 (3)에서 h 는 노드의 수, N 은 입력 패턴의 수, N_j 는

j 번째 노드에 속하는 패턴의 수이다. 본 논문에서는 이진 트리를 구성하므로 h 는 '2'가 된다.

균형계수를 포함한 적합도 함수는 식 (4)과 같다.

$$fitness = \frac{1}{1 + w_e \cdot error + w_b \cdot balance} \quad \text{식 (4)}$$

식 (4)에서 $error$ 는 분류 에러, $balance$ 는 군집간의 균형 계수를 의미한다. 또한 w_e, w_b 는 각각의 파라미터에 가중을 주기 위한 가중치이다.

이진 결정 트리가 구성되면 각 노드에서 정해진 최적의 특징 부집합으로 역전과 신경망을 사용하여 입력된 표준 패턴을 두 그룹으로 분리하도록 학습시키는 과정을 모든 노드에 대해 수행함으로써 최종적인 이진 트리 구조의 인식을 완성한다.

2.3 냉면 표면 흠 패턴에 대한 특징 추출

냉면 표면 흠의 종류는 형태에 따라 dull, oil-drop, slip, dent, scale, dirt, scratch 로서 7가지 정도로 나눌 수 있다. 이들에 대해 전처리를 수행하여 아래와 같은 6가지 후보 특징량을 추출하였다.

2.3.1 기하학적 특징

본 연구에서는 패턴의 크기와 방향에 무관한 기하학적 특징인 패턴의 면적비와 응집도, 그리고 패턴의 면적을 유용한 특징 후보로 선정하였다.

- ① def_area : 대상체의 면적
- ② area_rat : def_area와 box_area의 비
(= def_area / box_area)
- ③ compactness : 대상체의 응집도
(= (4π × area) / perimeter²)

여기서 box_area는 흠을 내부에 포함할 수 있는 최소 사각형의 면적이고 perimeter는 대상체의 윤곽선의 길이이다.

2.3.2 모멘트를 이용한 특징

모멘트 특징량에서 표면 흠 검사에 유용한 정보는 흠의 장단축비, 장축의 길이 및 퍼짐정도이다. 모멘트로부터 구해지는 특징량은 영상내의 흠의 형태에 대한 중심 모멘트를 사용함으로써 식 (5)~식 (9)와 같이 구할 수 있다.

- ① 흠의 장축과 단축의 길이정보

$$\mu_{ii} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^i (y - \bar{y})^i f(x, y) \quad \text{식 (5)}$$

$$a = 2\sqrt{2} \sqrt{(\mu_{20} + \mu_{02} + \sqrt{((\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2))})} : \text{장축} \quad \text{식 (6)}$$

$$b = 2\sqrt{2} \sqrt{(\mu_{20} + \mu_{02} - \sqrt{((\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2))})} : \text{단축} \quad \text{식 (7)}$$

여기서 $f(x, y)$ 는 영상의 계조치이며 μ_{ii} 는 대상체의 중심 모멘트(central moment)를 나타낸다.

- ② 흠에 대한 장축과 단축의 길이의 비

$$axis_ratio = \frac{b}{a} \quad \text{식 (8)}$$

- ③ Spreadness : 흠의 퍼짐 정도에 대한 특징량

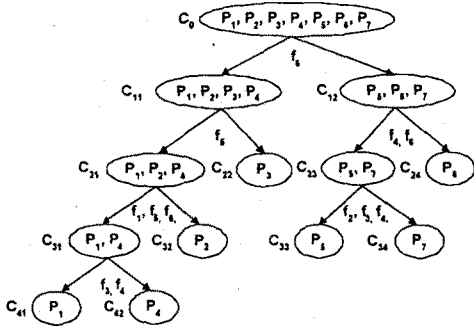
$$spread = \frac{\mu_{02} + \mu_{20}}{\mu_{00}^2} \quad \text{식 (9)}$$

2.4 냉면 표면 흠 분류 실험 결과

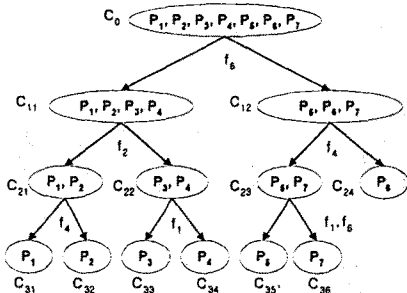
이진 트리를 구성하는데에 사용된 데이터는 흠 패턴들의 표준 패턴에서 추출한 특징 벡터들이다. 유전 알고리즘을 이용하여 이진트리를 구성하는데 본 연구에서는 식 (4)의 가중치 w_e 와 w_b 를 모두 1로 설정하였다. 표준 패턴에 대해서 유전 알고리즘과 K-means 알고리즘을 이용한 특징선정 방법을 이용하여 구성한 이진 결정 트리와 유전 알고리즘을 이용한 선형 결정 함수와 특징선정 방법을 사용하여 구성한 이진 트리를 각각 그림 2의 (a), (b)에 나타내었다. 그림 2에서 P_i 는 패턴의 중

류를 나타내고 f_i 는 특징량율, 그리고 C_{mn} 는 각 노드에서의 패턴 클래스를 나타낸 것이다. 그림 2를 보면 유전 알고리즘의 선형 결정 함수를 사용한 방법이 좀더 균형이 잘 이루어진 이진 트리를 구성하였음을 볼 수 있는데 그림 2의 (a)에 C_{11} 노드에서의 이진 분리시 균형계수와 분류 에러 중 분류 에러를 줄이는 것이 더 적합도를 높게 하였음을 알 수 있다.

위에서 구성된 이진 트리 각각의 노드에서 선정된 특징 부집합을 사용하여 학습한 신경망으로 각 노드의 분류기를 완성하였다. 신경망의 입력층은 선정된 특징의 개수에 따라 노드의 개수를 정하고, 은닉층의 노드를 10개로 하였으며 출력층은 2개로서 이진 결정을 나타 내었다. target은 bipolar([1 -1] or [-1 1])를 사용하여 표현하였다.



(a) K-means 알고리즘을 이용



(b) 유전 알고리즘을 이용한 선형 결정 함수 이용

기호	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7
패턴	dull	oil	slip	dent	scale	dirt	scratch
기호	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	
특징량	def_area	area_ratio	compet	axis_ratio	spread	long_axis	

그림 2 표준 패턴을 사용하여 구해진 이진 결정 트리

[표 1] 각 흠에 대한 인식율

특징 부집합 평가 알고리즘	k-means 알고리즘		유전 알고리즘을 이용한 선형 결정 함수	
	인식수	인식률(%)	인식수	인식률(%)
Dent	0/3	0%	0/3	0%
Dull	7/12	58.4%	6/12	50%
Oil_drop	4/4	100%	4/4	100%
Slip	3/4	75%	1/4	25%
Dirt	2/2	100%	2/2	100%
Scale	16/22	72.7%	19/22	86.3%
Scratch	5/8	62.5%	7/8	87.5%
전체	37/55	67.2%	39/55	71%

[표 1]에서 위와 같은 방법으로 구성된 이진 트리 구조의 분류기를 사용하여 냉연 강판 흠 패턴을 인식한 결과를 보였다. [표 1]에 나타난 두가지 특징 부집합 성능 평가 방법에 따른 인식률을 보면 두 가지 특징 부집합 성능 평가 방법이 모두 분류 에러를 최소화 하는 선형 결정 경계를 탐색하기 때문에 인식률이 거의 일치한다. 그러나 최적의 결정 경계에 수렴하기까지 소요된 시간은 K-means 알고리즘을 사용하였을 때 더 적은 시간이 소요되었다. 7종류의 흠 인식 결과를 보면 Dent와 Slip의 인식율이 매우 낮다. 이들 흠에 대한 이진 트리를 구성할 때의 선형 분류 에러는 노드 C_0, C_{11}, C_{22} 에서 모두 0이었는데 그것은 Dent와 Slip의 표준 패턴은 선정된 특징으로서 선형 분리되었다는 것을 의미한다. 이 결과로 알 수 있는 것은 특징 선정시 표준 패턴에 적합한 최소의 특징만을 선정하기 때문에 이진 트리 구성의 입력으로 사용하는 표준 패턴의 개수가 많지 않으면 노이즈에 민감해지는 특성을 나타낸다는 것이다. 즉, 학습 데이터의 개수에 따라 노이즈에 민감한 정도가 달라진다고 할 수 있다.

3. 결론

본 연구에서는 냉연 흠 패턴 분류에 이진 트리 구조를 이용해 보았다. 이진 트리 구조의 각 노드에서 특징을 선정하는데 최적화 기법중의 하나인 유전 알고리즘을 이용하였고 최적 조건을 판별하는데 역시 유전 알고리즘으로 결정한 선형 결정 함수를 사용하였다. 이 방법은 주어진 패턴 군집에 대하여 특징 선정과 이진 결정 트리 구성을 자동적으로 수행한다는 장점이 있다. 또 하나의 장점은 유전 알고리즘 내의 적합도 함수를 적절히 설정함에 따라 분류 에러뿐 아니라 분할된 군집의 균형 및 사용된 특징의 개수까지도 고려한 결과를 얻을 수 있다는 것이다.

이진 트리 구조 분류기의 성능을 좌우하는 가장 중요한 단계는 각 노드에 대한 특징 선정의 문제라고 할 수 있다. 본 연구에서 사용한 특징 선정방법은 특징 공간상에 패턴의 특징 벡터의 분포가 산만하여 선형 분리가 가능하지 않은 경우 선형 결정함수를 이용하여 선정한 특징들에 대해 신뢰할 수 없게 된다.

앞으로 이진 결정 트리 구성시 비선형 결정 함수를 이용하는 방법에 관한 연구로 이진 트리 구조의 패턴 인식기의 성능을 향상시키는 것이 향후 연구 과제로 남아 있다.

[참고 문헌]

- [1] L. Yao, "Nonparametric learning of decision regions via the genetic algorithm", *IEEE Trans. Sys., Man, Cybern.*, vol. 26, pp. 313-321, Apr. 1996.
- [2] L. Chambers, *Practical Handbook of Genetic Algorithms*, CRC Press, 1995.
- [3] S. R. Safavian and D. Landgrebe, "A survey of decision tree classifier methodology", *IEEE Trans. Sys., Man, Cybern.*, vol. 21, pp. 660-674, May/June 1991.
- [4] H. J. Payne and W. S. Meisel, "An algorithm for constructing optimal binary decision trees", *IEEE Trans. Computers*, vol. 26, pp. 905-916, Sep. 1977.
- [5] P. H. Swain and H. Hauska, "The decision tree classifier: design and potential", *IEEE Trans. Geosci. Elec.*, vol. 15, pp. 142-147, Jul. 1977.
- [6] G. P. Babu and M. N. Murty, "Clustering with evolution strategies", *Pattern Recognition*, vol. 27, pp. 321-329, 1994.
- [7] 정순원, 박귀태, "유전 알고리즘을 이용한 이진 결정 트리의 설계와 응용", *전자공학회 논문지*, 제33권, B편, 6호, pp. 1122-1130, 1996.