

논문 2008-45CI-5-8

산업용 CR영상의 기하학적 데이터 분석과 의사결정나무에 의한 측정 패턴인식

(Measuring Pattern Recognition from Decision Tree and Geometric Data Analysis of Industrial CR Images)

황 중 원*, 황 재 호**

(Jung Won Hwang and Jae Ho Hwang)

요 약

의사결정나무를 구성하여 강판튜브 비파괴평가에 사용하는 산업용 CR영상의 측정 패턴인식을 도모한다. 본래 비파괴평가는 기계학습기법에 의한 패턴식별과 그 분류에 적합한 분야이다. 의사결정나무의 속성들은 비파괴평가 테스트 절차로부터 취한다. 방사선조사 입사각, 경사도 및 거리 등의 기하학적 특성들은 입력 영상 데이터 분석으로부터 추정한다. 이 요소들은 대상 입력을 의사결정나무에서 미리 정해진 분류어로 정확히 그리고 쉽게 분류가 이루어지도록 한다. 이 알고리즘은 비파괴평가 결과의 특성화를 간단히 하며 특성 결정을 간편하게 한다. 실험 결과는 제안한 알고리즘의 유용성을 보였다.

Abstract

This paper proposes the use of decision tree classification for the measuring pattern recognition from industrial Computed Radiography(CR) images used in nondestructive evaluation(NDE) of steel-tubes. It appears that NDE problems are naturally desired to have machine learning techniques identify patterns and their classification. The attributes of decision tree are taken from NDE test procedure. Geometric features, such as radiative angle, gradient and distance, are estimated from the analysis of input image data. These factors are used to make it easy and accurate to classify an input object to one of the pre-specified classes on decision tree. This algorithm is to simplify the characterization of NDE results and to facilitate the determination of features. The experimental results verify the usefulness of proposed algorithm.

Keywords : Decision tree, Pattern Recognition, Image Analysis, NDE

I. 서 론

다양한 패턴들을 분류하고 인식하도록 하는데 있어서 의사결정나무(decision tree)는 기계학습(machine learning)을 구현하는 기법 중의 하나로 널리 사용되고 있다. 영상에서의 패턴 분류는 미리 결정된 속성(attribute)으로 데이터를 분류하고 이들 속성들의 상관관계를 규명함으로써 가능하다. 분류를 가능하도록 하는

속성들을 찾아내는 일은 이들 사이의 상호연결고리를 형성하는 것과 마찬가지로 중요한 작업이다. 전체 데이터 집합으로부터 분류가 가능한 기능을 보유한 고유 형태를 추출하기 위해 데이터 상호간의 기여도와 변화 요소 진행의 영향도를 근거로 조건과 확률을 부여하는 ID3이나 C4.5와 같은 여러 유용한 알고리즘들이 제시되었다^[1~3]. 분류의 기본 개념은 복잡한 데이터 집합에 내재된 상관성을 추출한 속성들을 사용하여 국부적인 의사결정을 진행하는 나무를 형성함이다. 의사결정나무 구성에 요구되는 사항은 속성들의 추출과 그에 근거한 클래스 형성이다. 이들로부터 의사결정에 필요한 상부와 하부 노드 및 노드의 수가 결정되고 각 노드에서의 특징이 설정된다.

* 학생회원, 한양대학교 대학원 전자컴퓨터통신공학과
(Dept. of Electronics Computer Eng., Hanyang University)

** 정회원, 한밭대학교 전자공학과
(Dept. of Electronic Eng., Hanbat University)

접수일자: 2008년8월20일, 수정완료일: 2008년9월5일

주어진 데이터 집합이 영상인 경우 패턴을 인식하고자 하는 목적에 따라 데이터 분류 방식과 내용이 달라진다. 문양이나 무늬로 구성된 텍스트 영상에서는 구조나 형성과 관련한 구조적 메커니즘을 수학적으로 찾아내어 이들로 분류에 필요한 나무를 형성한다^[4-5]. 문자나 필기 영상으로부터 문자정보나 필체를 인식하기 위해서는 문자의 자음이나 모음 및 획 형성과정을 비롯하여 필체 흐름의 성정 속성들을 추출하여 그 논리적 맥락의 도식화를 도모한다^[6]. 내용과 목적에 따라 다양한 속성과 패턴이 만들어질 수 있는데 그 대상이 실험이나 측정 환경 및 조건 그리고 그와 연관된 데이터 추출인 경우도 마찬가지이다. 실험이나 측정 결과 데이터로부터 필요한 정보나 특징을 취득하기 전에 그에 수반된 조건과 환경을 패턴화하고 분류할 필요가 있다.

생산과 서비스 및 검색 등의 여러 분야에 주로 사용하는 비파괴평가(nondestructive evaluation, 이하 NDE) 기술은 결과물로 영상을 대부분 출력한다. 물체에 내재된 특징을 가시적 영상을 통해 분석하지만 평가에는 오랜 경험과 숙련이 요구된다. 또한 측정자가 항상 동일한 조건에서 측정하는 것이 아니기 때문에 측정행위의 조건이나 측정환경 변화는 곧바로 측정오차와 측정데이터의 잡음이나 왜곡으로 작용한다. 이를 극복하고 NDE의 일관성과 정확도 및 신뢰성을 높이기 위해서는 측정 조건을 사전에 검출하여 패턴화해야 한다. NDE가 해결해야 할 중요한 문제 중의 하나가 측정 패턴의 일관성과 정확성이므로 이의 분석을 통해 측정조건과 유관 데이터의 분류가 요구된다.

본 연구에서는 NDE 분야에서 많이 사용하는 산업용 CR 영상을 대상으로 측정과 관련한 정보로 지식기반시스템을 구축하고 기계학습(machine learning)을 통해 분류를 자동화하는 기법을 제시한다. 수많은 측정 데이터를 갖고 있는 이 분야가 본래 기계학습 기법 적용의 현장임에도 불구하고 1991년 그 개연성이 제기된^[7] 이래 초음파나 자기탐상 NDE에서 이 기법이 일부 사용되기는 하였으나 산업용 CR영상에 적용한 연구결과는 저조하다. 이는 종래의 DR(digital radiography)나 필름 엑스레이 영상의 경우에서도 마찬가지이다. 연구가 부진한 데는 CR 영상 측정 장비가 근래에 개발 시판되어 유럽이나 미국 및 일본을 중심으로 산업용으로 활용되기 시작한 면도 있겠으나 그보다는 방사선영상을 통해 용접부나 결합부위의 이상 유무를 단순 판독하던 것이 관행이었기 때문이다. 측정조건에 따른 오차나 왜곡은 차후의 일이었다.

NDE 에서의 CR영상은 방사선 선원과 매질과의 측정조건에 의존하고 그에 따른 기하학적 유형이 결정된다. 실험을 통해 산업 플랜트에서 주로 사용하는 강판 튜브의 CR영상을 취득하고 이를 대상으로 관측영상 데이터의 기하학적 구조분석을 실시하여 측정 패턴을 선정한다. 측정시 매질의 상태와 측정조건 등을 속성으로 의사결정나무를 구성하고 입력을 받아들여 영상 데이터에 내재된 측정패턴을 인식케 한다. 이 때 분석으로 추정된 원시 영상데이터에 내재된 기하학적 인자들은 의사결정나무의 입력요소로 작용하여 관측영상의 측정조건을 분류하는 동시에 해당 패턴의 출력 데이터로서의 정보를 제공한다.

이하 제 II 장에서는 측정과 분석을 통한 산업용 강판 튜브 CR영상에서의 분석인자 추정기법, III 장에서는 의사결정나무 구성과 패턴분류, IV 장에서 실험, 그리고 V 장에서는 종합적인 고찰과 함께 결론을 맺었다.

II. 영상데이터의 기하학적 분석과 측정인자 추출

강판 튜브의 방사선영상은 방사선선원-매질-영상판 image plate, IP)의 측정구도에 의해 원통형구조가 그림 1(b)와 같은 영역으로 투영된다. 최외곽부는 방사선에 전량 노출되는 바탕부로 분석에서 제외시킨다. 바탕부를 제외한 나머지 부분이 튜브 영역이다. 그림 1(a)의

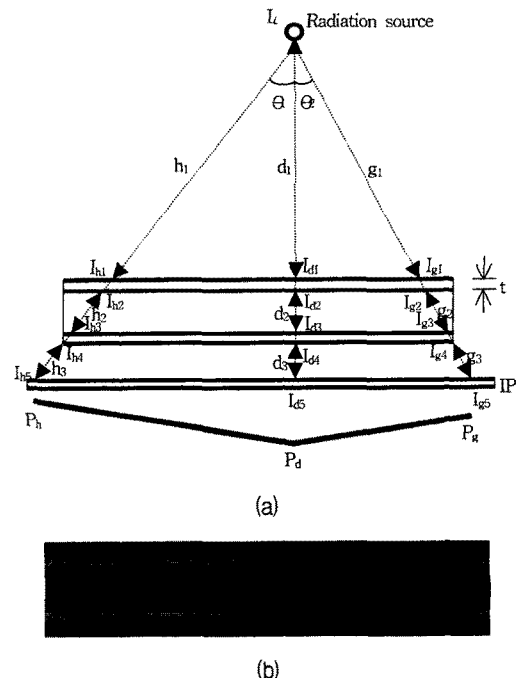


그림 1. 측정구도와 영상
Fig. 1. Measuring structure and image.

$P_h - P_d - P_g$ 선은 영상의 길이방향 한 라인의 회색도 분포이다. P_h , P_d 및 P_g 는 그 지점의 회색도이다.

그림 1(a)에서 I_i , $I_{h1} \sim I_{h5}$, $I_{d1} \sim I_{d5}$ 및 $I_{g1} \sim I_{g5}$ 는 튜브 두께부 입사전후의 방사선량, t 는 튜브 두께, θ_1 과 θ_2 는 입사각 그리고 $h_1 \sim h_3$, $d_1 \sim d_3$ 및 $g_1 \sim g_3$ 는 거리이다. 방사선 측정시 튜브는 보온 보호재로 둘러싸여 있어서 관측이 불가능한 경우가 대부분이어서 길이 실측을 위해 피복체 표면에 길이 실측편을 부착하여 영상에 반영되도록 한다. 이 때 방사선 영상에서 실측 가능한 것은 튜브의 길이와 외경이다.

방사선투과는 그림 1(a)에서와 같이 매질과 매질이 위치한 자연공간에서 진행된다. 방사선량은 자연공간에서는 식 (1)의 역자승법칙 그리고 매질에서는 식 (2)의 비어(Beer)의 법칙에 의존한다.

$$I_{ir} = \frac{I_i}{4\pi r^2} \tag{1}$$

$$I_{out} = I_{in} \exp(-\mu t) \tag{2}$$

여기서 I_i : 선원방출 방사선량, r : 선원으로부터의 거리, I_{ir} : 거리 r 에서의 방사선량, t : 매질 두께, μ : 흡수계수(absorption coefficient), I_{in} : 매질의 입사 방사선량 그리고 I_{out} : 매질 통과 직후의 방사선량이다.

1. 측정위치의 기하학적 추정

그림 1(a)의 측정구도로부터 관측영상에 내재된 측정인자들을 기하학적으로 추정한다.

가. 입사각

식 (1)과 (2)를 그림 1(a)에 적용하여 입사각에 대한 매질과 자연공간에서의 방사선량 변화에 따른 IP상에서의 방사선량을 산출한다.

$$I_{h5} = \frac{I_i}{(4\pi)^3 (h_1 h_2 h_3)^2} \exp(-2\mu t_0) \tag{3}$$

$$I_{d5} = \frac{I_i}{(4\pi)^3 (d_1 d_2 d_3)^2} \exp(-2\mu t) \tag{4}$$

$$I_{g5} = \frac{I_i}{(4\pi)^3 (g_1 g_2 g_3)^2} \exp(-2\mu t_1) \tag{5}$$

여기서 $t_0 = t/\cos\theta_1$, $t_1 = t/\cos\theta_2$, $h_1 = d_1/\cos\theta_1$, $h_2 = d_2/\cos\theta_1$, $h_3 = d_3/\cos\theta_1$, $g_1 = d_1/\cos\theta_2$

$$g_2 = d_2/\cos\theta_2, g_3 = d_3/\cos\theta_2$$

IP상의 방사선량은 이를 영상으로 전환시 회색도로 측정된다. 투과력이 강한 부분은 약한 부분보다 회색도가 상대적으로 낮다. 방사선량 변화의 세 지점에서의 방사선량의 관계를 회색도와 함께 구한다.

$$\frac{p_d}{p_h} = \frac{I_{h5}}{I_{d5}} = \cos^6\theta_1 \exp[2\mu t(1 - \frac{1}{\cos\theta_1})] \tag{6}$$

$$\frac{p_d}{p_g} = \frac{I_{g5}}{I_{d5}} = \cos^6\theta_2 \exp[2\mu t(1 - \frac{1}{\cos\theta_2})] \tag{7}$$

실측정시 방사선량이 매질에 균일하게 조사(照査)되도록 하기위해 선원을 가급적 원거리에 위치시키고 IP는 매질에 밀착한다. 이 때 입사각은 작고 입사각 변화에 따른 투과두께 변화는 무시되며($t \approx t_0, t_1$) h_3 , d_3 및 g_3 는 0으로 처리한다. 이로써 식 (6)과 식 (7)을 정리한다.

$$\frac{p_d}{p_h} \approx \cos^4\theta_1 \tag{6}$$

$$\frac{p_d}{p_g} \approx \cos^4\theta_2 \tag{7}$$

입사각에 의한 회색도 변화는 실측시 그림 2와 같이 잡음이 포함된 기울기 형태와 경사각을 갖는다.

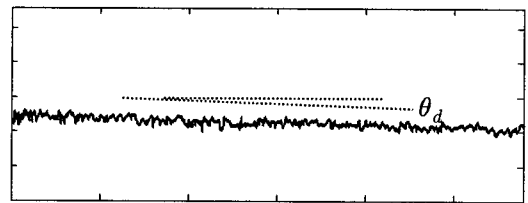


그림 2. 회색도 변화와 경사각
Fig. 2. Gray level variation and gradient.

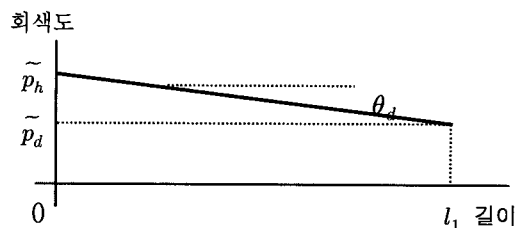


그림 3. 선형부합선과 경사각
Fig. 3. Linear fitting line and gradient.

그림 3과 같이 실측치에서의 선형부합선(linear fitting line)을 구하고 경사각 θ_d 에서 \tilde{p}_h , \tilde{p}_d 및 길이 l_1 의 관계를 설정한다.

$$\tan \theta_d = (\tilde{p}_h - \tilde{p}_d) / l_1 \quad (8)$$

경사각 θ_2 에 관해서는 실측치 선형부합선에서의 경사각 θ_h 와 그 때의 회색도 최대값 \tilde{p}_h 및 길이 l_2 에서 마찬가지로 관계식을 구한다.

$$\tan \theta_h = (\tilde{p}_g - \tilde{p}_d) / l_2 \quad (9)$$

식 (6)'와 (7)' 그리고 (8)과 (9)로부터 길이방향 경사각 θ_l 과 방사선 영상에서의 경사각 θ_d 에 관한 일반 관계식을 구한다.

$$\theta_l = f(l, \theta_d, p_o) = \cos^{-1} \left[\left(1 - \frac{l \tan \theta_d}{p_o} \right)^{1/4} \right] \quad (10)$$

여기서 p_o : 선형부합선의 최대 회색도
 l : 선형부합선의 최대 및 최소 회색도 사이의 길이

나. 거리와 측정위치 평면

식 (10)의 길이 l 의 실측길이를 \tilde{l} 이라 할 때, \tilde{l} 과 θ_l 로부터 방사선 선원과 IP까지의 수직 이격거리에서 튜브의 외경 r_2 를 뺀 매질까지의 거리를 산출한다.

$$d = \tilde{l} / \tan \theta_l - r_2 \quad (11)$$

그림 4는 튜브 원형방향에서의 방사선 조사와 관측 영상 및 기하학적 작도를 보이고 있다. θ_r 이 원형 방향의 경사각이다.

이들 측정인자들의 특성에 따라 그림 5와 같은 매체

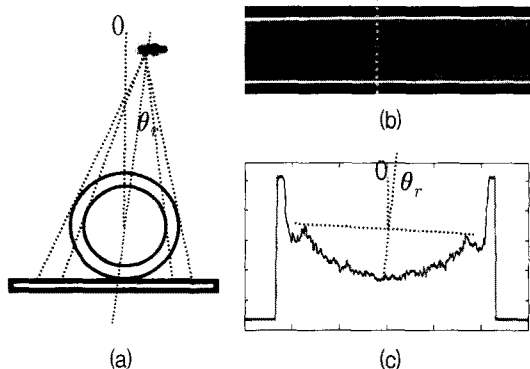


그림 4. 원형방향 경사각
 Fig. 4. Circular gradient.

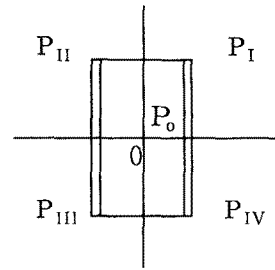


그림 5. 방사선 선원 위치 평면
 Fig. 5. Spaces for radiation source position.

중심에서의 방사선 선원의 조사 위치와 정확한 거리를 추정한다.

그림 5에서 P_0 와 $P_I \sim P_{IV}$ 평면은 l_1, l_2 및 θ_r 로 가늠한다.

- i) P_0 : $l_1 = l_2$ and $\theta_r = 0$
- ii) P_I : $l_1 > l_2$ and $\theta_r > 0$
- iii) P_{II} : $l_1 > l_2$ and $\theta_r < 0$
- iv) P_{III} : $l_1 < l_2$ and $\theta_r < 0$
- v) P_{IV} : $l_1 > l_2$ and $\theta_r > 0$

$P_i, (i = 0, I \sim IV)$ 와 식 (8)~(11)로부터 측정위치 관련 기하학적 추정인자의 집합 D 를 규정한다.

$$D = \{P_i, \theta_l, \theta_r, d\} \quad (12)$$

2. 속성변수 추정

영상평면 내에 구획을 설정하고 데이터의 상호 연관성을 분석하여 영상형성의 속성들을 추정하는 텍스트나 특징 및 문자영상과는 달리 산업용 측정영상 데이터는 측정절차나 기계구조 및 형태에 따라 분류에 필요한 속성들이 주어지는 경우가 대부분이다. 산업용 CR영상도 운용자의 패턴인식 요구에 따라 측정과 관련한 패턴설정과 분류에 수반하는 기계구조상의 속성변수가 주어진다. 본 연구에서는 그 변수를 식 (13)으로 설정한다.

$$A = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7\} \quad (13)$$

여기서 x_1 : 원형튜브, x_2 : 용접부 존재
 $x_3 \sim x_7$: 방사선 조사 위치 $P_i, (i = 0, I \sim IV)$

식 (13)의 속성변수들의 판별조건은 이하 영상데이터의 기하학적 패턴에 의존한다.

III. 의사결정나무 구성과 추정데이터

1. 전처리

그림 1(b)형태로 관측되는 CR영상은 바탕부와 내용부로 구분되고 바탕부는 히스토그램에서 별도의 분포 구간을 가지므로 문턱치에 의해 내용부와 분리한다^[8]. 선별된 직사각형 형태 내용부의 튜브두께부분이 길이방향이 되도록 정규화(normalization)시킨 후 식 (12)의 θ_l 과 θ_r 로 영상복구^[9]를 시도한 다음 저역통과필터를 통과시켜 잡음을 제거한다. 전처리 과정을 그림 6의 블록으로 보였다.



그림 6. 전처리
Fig. 6. Preprocess.

2. 속성변수와 의사결정나무 구성

가. 속성변수 x_1 과 x_2

전처리된 영상의 수평 및 수직 라인의 선형부합에 따른 최소자승오차(least square error)를 e_h 와 e_v 라 할 때 각각의 오차범위 δ_1 과 δ_2 에 대하여 변수 x_1 과 x_2 에 관한 논리적 관련여부를 표 1로 판정한다. 여기서 오차범위는 측정환경과 매질 특성을 고려하여 운용자가 정한다. 논리 판정에서 “1”이면 “참”이고 “0”이면 “거짓”이다.

표 1. x_1 과 x_2 판정

Table 1. Decision for x_1 and x_2 .

조 건	x_1	x_2
$(e_h < \delta_1) \wedge (e_v < \delta_2)$	0	0
$(e_h < \delta_1) \wedge (e_v > \delta_2)$	1	0
$(e_h > \delta_1) \wedge (e_v < \delta_2)$	0	1
$(e_h > \delta_1) \wedge (e_v > \delta_2)$	1	1

나. 속성변수 $x_3 \sim x_7$

집합 $\{l_1, l_2, \theta_r\}$ 을 근거로 속성변수 $x_3 \sim x_7$ 를 다음 표 2로 판정한다.

표 2. $x_3 \sim x_7$ 판정

Table 2. Decision for $x_3 \sim x_7$.

조 건	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7
$(l_1 = l_2) \wedge (\theta_r = 0)$	1	0	0	0	0
$(l_1 > l_2) \wedge (\theta_r > 0)$	0	1	0	0	0
$(l_1 > l_2) \wedge (\theta_r < 0)$	0	0	1	0	0
$(l_1 < l_2) \wedge (\theta_r < 0)$	0	0	0	1	0
$(l_1 > l_2) \wedge (\theta_r > 0)$	0	0	0	0	1

다. 의사결정나무

제 II 장에서 분석 추출한 측정인자와 속성변수 및 논리체계로 그림 7의 의사결정나무를 구성한다.

그림 7의 의사결정나무에서 각 노드에 속한 속성변수 관련 클래스를 표 3에 정리하였다.

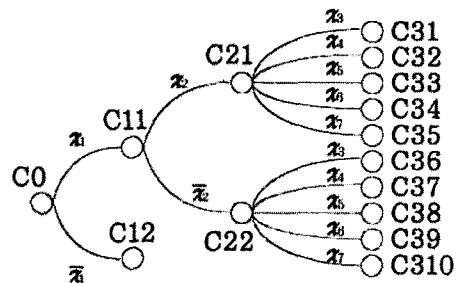


그림 7. 의사결정나무

Fig. 7. Decision tree.

표 3. 노드와 변수 및 클래스

Table 3. Node, parameter and class.

속성변수							node	class
x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7		
1	1	1	0	0	0	0	C31	원형용접튜브/ P_0
1	1	0	1	0	0	0	C32	원형용접튜브/ P_1
1	1	0	0	1	0	0	C33	원형용접튜브/ P_{II}
1	1	0	0	0	1	0	C34	원형용접튜브/ P_{III}
1	1	0	0	0	0	1	C35	원형용접튜브/ P_{IV}
1	0	1	0	0	0	0	C36	원형비용접튜브/ P_0
1	0	0	1	0	0	0	C37	원형비용접튜브/ P_1
1	0	0	0	1	0	0	C38	원형비용접튜브/ P_{II}
1	0	0	0	0	1	0	C39	원형비용접튜브/ P_{III}
1	0	0	0	0	0	1	C310	원형비용접튜브/ P_{IV}
0	1	-	-	-	-	-	C12	평판 또는 보호재

그림 7과 표 3에서 노드 C31~C310의 추정 데이터는 $\{\theta, d\}$ 이고 C12는 측정 및 분석에서 제외한다.

이상의 기계학습과정을 정리하면 다음과 같다.

단계 1: CR영상의 전처리(정규화, θ_l , θ_r , 잡음제거)

단계 2: 영상의 기하학적 인자추출($e_h, e_v, l_1, l_2, \theta_r$)

단계 3: 의사결정나무 구성($\delta_1, \delta_2, P_0, P_1 \sim P_{IV}$)

속성변수: $x_1, x_2, x_3 \sim x_7$

단계 4: 단계 2의 인자를 단계 3의 의사결정나무로 학습시켜 취득영상의 측정패턴을 판별한다.

IV. 실험과 고찰

CR영상측정은 FCR XG-1 Reader를 사용하였고 그림 8에 취득영상을 보이고 있다.

그림 8의 영상데이터를 전처리한 이후 제 II 장의 기하학적 분석을 실시하여 $\delta_1=8(\%)$, $\delta_2=10(\%)$ 에서 측정인자를 추정하고 기계학습과정과 식 (12)의 D 및 클래스를 분류하여 패턴을 추출한다. 표 4 에 결과를 정리하였다.



그림 8. 취득영상
Fig. 8. Observed image.

표 4. 결과
Table 4. Results.

내용	값	내용	값
l_1	76.8 mm	l_2	113.2 mm
θ_1	9.0°	θ_2	13.2°
θ_r	8.84°	d	484.1 ± 0.2 mm
P_i	P_i	class	원형비용접튜브/ P_i

[결과 고찰] 추출된 기하학적 인자 $\{\theta_1, \theta_2, l_1, l_2, \theta_r\}$ 로부터 방사선 선원과 매질과의 직선거리를 오차범위 내에서 산출할 수 있었으며 선원의 평면적 위치를 비롯하여 대상체가 원형이고 비용접임을 판별하였다.

V. 결 론

기계학습기법 중의 하나인 의사결정나무를 구성하고 입력영상의 기하학적 분석을 통한 특성인자 추출에 의해 산업현장의 강관튜브 방사선영상으로부터 관련 측정패턴을 인식하는 알고리즘을 고안하였다. 산업용 CR영상을 취급하는 운용자의 측정과 관련한 패턴인식 요구인 측정 매질의 원형(圓形) 여부, 용접부 존재 유무 및 매질 상부의 정확한 위치에 근거한 패턴설정과 분류에

수반하는 기계구조상의 속성변수를 설정하여 의사결정나무를 구성하였다. 영상 데이터로부터 추정된 기하학적 인자들은 입력요소인 수직/수평 선 배열특성과 함께 방사선 조사 입사각, 회색도 공간에서의 화소 선(線) 배열의 경사도, 방사선 선원과 매질과의 직선거리 그리고 매질 상단에서의 방사선 선원의 평면 위치 등의 특성 데이터이다. 이러한 입력요소를 측정영상 데이터에 인가함으로써 관련 특성 데이터들과 함께 의사결정나무 상에 명시된 패턴으로 쉽고 빠르게 분류 출력될 수 있었다. 이 방식을 사용하면 운용자의 부정확한 경험적 판단에만 의존하던 강관튜브 CR영상의 측정패턴 인식을 자동으로 수행할 수 있을 뿐만 아니라 정확한 측정 데이터까지 추출하는 이중의 이점이 있다.

참 고 문 헌

- [1] P.S Michalski et al(ed), *Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach Vol. II*, Los Altos, Morgan Kaufmann, 1986.
- [2] R. Kohavi and J. R. Quinlan, *Data mining tasks and methods: Classification: decision-tree discovery*, Oxford University Press, 2002.
- [3] J. R. Quinlan, "Simplifying decision trees," *Int. J. of Human-Computer Studies*, Vol. 22, no. 2, pp. 497-510, Aug. 1999.
- [4] H. Y. Kim, "Binary halftone image resolution increasing by decision tree learning," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 13, no. 8, pp. 1136-1146, Aug. 2004.
- [5] C. E. Priebe, D. J. Marchette and D. M. Healy, "Integrated sensing and processing decision trees," *IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell.*, Vol. 26, no. 6, pp. 699-708, June 2004.
- [6] A. Senior, "A combination fingerprint classifier," *IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell.*, Vol. 23, no. 10, pp. 1165-1174, Oct. 2001.
- [7] M. M. Amirfathi, S. Morris, P. O'Rourke, W. E. Bond, and D. C. St. Clair, "Pattern recognition for nondestructive evaluation," in *Proc. of Aerospace Applications Conference*, pp. 601-611, Feb. 1991.
- [8] J. H. Hwang and J. W. Hwang, "Image analysis for specific region segmentation of steel-tube radiographic Images," in *Proc. of ITC-CSCC 2007*, pp. 365-366, Busan, Korea, July 2007.
- [9] 황중원, 황재호, "산업용방사선영상의 비선형모델링에 의한 영상복구", 전자공학회논문지 제45권 SP편, 제4호, 71-77쪽, 2008년 7월

 저 자 소 개



황 중 원(학생회원)
 2006년 경인교육대학교
 (교육학사)
 2008년 숭실대학교 미디어학과
 (공학석사)
 2008년 3월~현재 한양대학교
 전자컴퓨터통신공학과
 박사과정

<주관심분야: 컴퓨터비전, 알고리즘개발, 교육미디어>



황 재 호(정회원)
 1982년 아주대학교 전자공학과
 (공학사)
 1986년 서울대학교 전기공학과
 (공학석사)
 1994년 서울대학교 전기공학과
 (공학박사)

1982년~1992년 전력연구원 부장대리
 1992년~현재 한밭대학교 전자공학과 교수
 <주관심분야: 영상신호처리, 비전, DSP>