

논문 2008-45SP-5-13

산업용 CR 영상분석과 국부확률 선군집화에 의한 용접특징추출

(Feature Extraction of Welds from Industrial Computed Radiography
Using Image Analysis and Local Statistic Line-Clustering)

황 중 원*, 황 재 호**

(Jung Won Hwang and Jae Ho Hwang)

요 약

산업용 방사선영상으로부터 신뢰할만한 용접부위를 추출하는 것은 용접부의 결함을 검출하기 이전에 수행해야할 선행과제이다. 이 논문은 강판튜브 CR영상으로부터 용접특징 부위의 검출과 추출을 시도한다. 먼저 용접부위와 비용접부위로 구분된 샘플영상 160(개)를 통계 분석하여 두 부류 사이의 차이를 식별한다. 그 후 군집화 파라미터 결정을 위한 패턴분류 작업을 실시한다. 이 파라미터들은 간격, 함수부합정도 및 연속성이다. 관측된 용접영상을 선(線)별로 처리하되 각 선데이터군(群)에 가변 이동창을 적용하여 구역을 선점한다. 각 창을 구성하는 데이터의 용접 및 비용접부위 귀속여부는 국부확률선군집화 방식을 적용하여 분류한다. 순차적 과정을 거쳐 매 단계마다의 경계치 산출에 의해 두 영역 사이의 경계선을 추적하며 그 결과 용접특징부위를 추출한다. 그리고 CR용접영상 실험을 통해 그 효과를 입증한다.

Abstract

A reliable extraction of welded area is the precedent task before the detection of weld defects in industrial radiography. This paper describes an attempt to detect and extract the welded features of steel tubes from the computed radiography(CR) images. The statistical properties are first analyzed on over 160 sample radiographic images which represent either weld or non-weld area to identify the differences between them. The analysis is then proceeded by pattern classification to determine the clustering parameter. These parameters are the width, the functional match, and continuity. The observed weld image is processed line by line to calculate these parameters for each flexible moving window in line image pixel set. The local statistic line-clustering method is used as the classifier to recognize each window data as weld or non-weld cluster. The sequential procedure is to track the edge lines between two distinct regions by iterative calculation of threshold, and it results in extracting the weld feature. Our methodology is concluded to be effective after experiment with CR weld images.

Keywords : Feature Extraction, Radiography, Weld Image, Line-Clustering, Local Statistics

I. 서 론

방사선영상 판독에 의존한 산업계의 비파괴분야에 오랫동안 필름감광방식이 사용되어오다가 최근 몇 년

전부터 컴퓨터분석제어시스템과 연계한 디지털 방식이 도입되고 있다. 필름감광방식에서나 볼 수 있는 현상과정을 거치지 않고 방사선에 노출시킨 평판 스크린으로부터 디지털화된 영상 정보를 직접 컴퓨터로 읽어드리는 DR(direct radiography) 방식이 먼저 소개된 이래 DR 방식의 단점을 보완하고 측정의 유연성과 신속성을 개선한 CR(computed radiography) 방식이 점차 보급되고 있다. 이와 관련하여 용접부 방사선영상 비파괴 검사도 종래의 필름방식에서 CR방식으로 옮겨가고 있는 추세이다^[1-2].

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

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

접수일자: 2008년2월18일, 수정완료일: 2008년7월30일

용접부 방사선영상으로부터 용접부위의 용접상태를 정확히 판독하는 일은 필름감광방식을 채택한 이래 판독자의 경험과 주관에 의존해 왔다. 방사선영상은 선원(radiation source)에서의 광자(photon)방출이 매질을 투과하면서 검출판에 그 결과를 영상화한 것으로 광자의 입사, 흡수 및 투과에 따른 포아송분포나 이항 내지는 가우스분포의 잡음이 혼입된다^[3]. 필름감광방식의 경우 방사선의 필름입자에서의 교란에 의해 매질이 위치하지 않은 방사선 노출부분인 배경부위조차 잡음이 생성된다. DR이나 CR방식에서는 영상판 재질 개선으로 배경부위의 잡음이 다소 완화되기는 했으나 매질투과에 따른 방사선산란의 영향은 여전히 잡음으로 영상에 생성된다. 따라서 어떠한 방식을 사용하든 판독자는 잡음혼입으로부터 자유롭지 못하며 더 나아가 비어의 법칙(Beer's law)^[4~5]과 역자승법칙(inverse square law)^[6] 및 측정의 기하학적 불균형에 기인한 비선형왜곡 현상이 더해진 난해한 영상을 접할 수밖에 없다.

방사선영상의 이러한 특성에도 불구하고 판독자의 주관적 판단이 아닌 영상처리기법을 활용하여 용접부위와 그 패턴을 분류하고 분석시스템을 구축하려는 시도가 1990년대 중반부터 미국이나 유럽의 산업비파괴 장비 업체나 연구자들을 중심으로 지속되어 왔다. 라오(T. W. Liao, 1996년)와 그의 연구자들은 영상에서 일직선상의 화소데이터 배열 형태에 두 영역 사이의 차이가 있음을 밝혔으며^[7] 그 후 패턴분류기법을 도입한 용접부추출 알고리즘을 제시하였다^[8]. 이 연구가 두 영역 사이의 배열상 차이를 근거로 후보배열의 귀속여부를 확률적으로 판별한 점에서는 효과가 있으나 대상영상이 극히 제한적이라는 점에서 사용상 한계가 있었다. 2000년대에 이르러 산업용 방사선의 디지털화가 본격화되면서 당시까지 개발된 영상처리기법들을 적용한 몇 가지 사례들이 소개되었다. 에지검출, 문턱치에 근거한 영역 분할기법, 적응처리 및 영상향상기법 등을 활용하여 용접부위를 분할하고 결합상태를 추출하며^[9~13] 이를 하나의 컴퓨터분석시스템으로 구현하고자 하였다^[14].

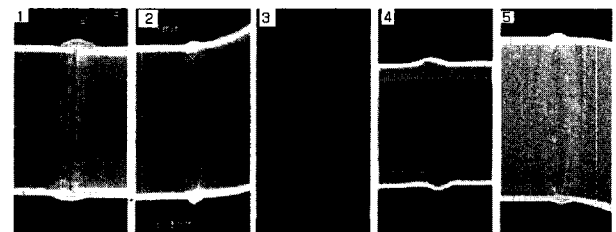
그러나 이러한 몇몇 시도들은 방사선영상의 해상도나 선명도를 일부 향상하여 용접부위에 대한 시각적 감지효과를 향상하는데 머물 뿐 용접부위 자체를 구획 선별하여 추출하는 데는 실패하였다. 에지처리기법의 적용 역시 용접특성 영역 추출은 물론이고 해당 영역의 연속적 경계 추적에도 한계를 보였다. 이와 같은 특징 추출에 성과가 미흡한 데는 영상처리 과정에서 다음 몇 가지 문제가 있었기 때문이다. 첫째는 용접부 방사선영

상 자체에 대한 정밀하고 수치적인 분석이 없이 기존 처리기법을 임의 적용했다는 점이다. 방사선선원-매질-검출판으로 이어지는 일련의 측정 메커니즘과 매질 형태의 기하학적 특수성이 관측 영상에 내재되어 있다는 사실을 간과했다. 둘째는 영상 특성에 부합하는 고유의 영상처리기법 연구의 소홀이다. 의용영상처리나 기타 인기 있는 분야에 비해 이 방면의 학술적 기초연구가 빈약한 상태에서 기존에 보편화되어 있는 영상처리기법 일부를 무리하게 적용하고자 하였다. 셋째는 영상생성 과정에서 일정한 형태가 아닌 비선형왜곡의 잡음이 혼입된다는 점을 간과했다. 매질의 두께나 밀도 변화에 수반되는 불규칙한 잡음이 영상처리를 더욱 어렵게 하였다.

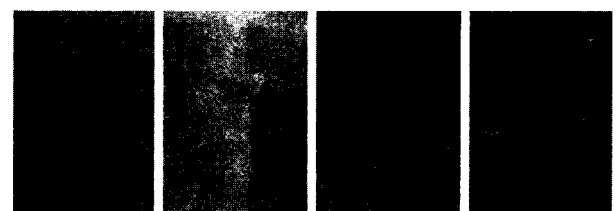
본 연구에서는 용접부 특징 추출에 앞서 다양한 용접부 영상을 다각도로 분석하여 그 특성을 규명하고 파라미터를 도출하여 그 분석 결과를 근거로 용접부위 특징만을 선별 추적 추출하는 알고리즘을 제시한다. 일본 FUJI사의 FCR XG-1 NDT 장치를 사용하여 산업 현장에서 직접 측정으로 CR 방사선영상을 취득하였다.

II. 방사선영상 특징분석에 의한 분류인자 도출

강관튜브용접 CR방사선영상의 특성 분석을 위하여 방사선영상측정실험을 통해 취득한 관측영상 가운데 그림 1(a)와 같은 서로 다른 형태의 용접부 영상 20(매)를 선별한다. 원형의 튜브에 방사선이 일정 입사각으로 조사(radiation)되므로 측정 대상체나 선원(source)의 위치



(a) 강관튜브용접 CR 방사선영상



(b) 비용접 및 용접 구역영상

그림 1. 강관튜브 CR 방사선영상 및 구역영상(예)
Fig. 1. Steel-tube CR radiographic images and its sections(samples).

에 따라 용접부위 영상은 띠나 타원형 모양의 다양한 형태가 된다. 그리고 원형튜브의 기하학적 비선형성에 의해 동일 영상 내에서도 구역에 따라 특성상 차이가 나므로 이들 영상들로부터 그림 1(b)와 같이 비용접부와 용접부 경계선 양편에서 용접 및 비용접 구역영상 쌍 80(매), 도합 160(매)의 샘플영상을 부분캡처로 수집한다.

영상에서의 영역은 비용접 및 용접의 두 영역으로 나누어진다. 이들 샘플영상으로부터 특성분석을 통해 다음의 분류인자들을 도출한다.

1. 영역특성분석

실험 관측된 비용접 및 용접구역 영상쌍을 $X_i = (I_{nw}, I_w)_i$, (I_{nw} :비용접부, I_w :용접부, $i=1,2,\dots$)라 할 때 X_i 각각의 영상데이터 I_{nw} 와 I_w 사이의 관계를 고찰한다.

가. 상관계수(correlation coefficient), ρ_i

X_i 를 구성하는 I_{nw} 와 I_w 의 상관계수를 식 (1)에 의해 산출한다.

$$\rho_i = \left[\frac{E(I_{nw} - \mu_{nw})(I_w - \mu_w)}{\sigma_{nw}\sigma_w} \right]_i \quad (1)$$

여기서 μ_{nw}, μ_w : I_{nw}, I_w 의 평균

σ_{nw}, σ_w : I_{nw}, I_w 의 표준편차

그림 2는 샘플영상쌍 80(매)의 X_i 에서 ρ_i 를 산출한 결과이다.

$\{\rho_i\}$ 가 0.935~1에서 평균 0.973과 표준편차 0.016로 분포하고 있다. 이러한 결과는 I_{nw} 와 I_w 사이에 확률적 독립성이 희박하고 상호의존성이 높음을 보여준다.

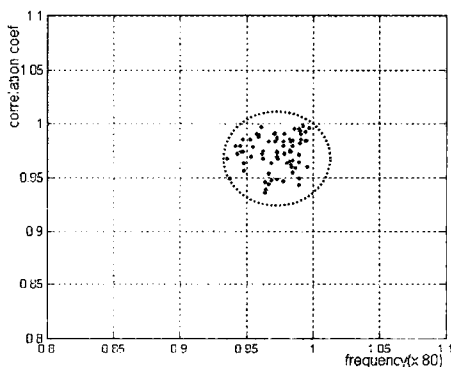


그림 2. $\{\rho_i\}$ 분포
Fig. 2. $\{\rho_i\}$ Distribution.

나. 중복도(overlapping factor), λ_i

I_{nw}, I_w 의 히스토그램을 H_{nw}, H_w 라 할 때 $I_{nw} \cap I_w \neq \emptyset$ 이고 $\sum H_{nw} = \sum H_w = S_R$ 로 정규화(normalization) 시킨 히스토그램에서 중복구간에서의 중복색도 빈도의 합 $C = \sum \min(H_{nw}, H_w)$ 에 대한 중복도^[15,16]는 X_i 각각에서 식 (2)와 같다.

$$\lambda_i = \left(\frac{C}{S_R} \right)_i \quad (2)$$

식 (2)의 중복도는 $0 \leq \lambda_i \leq 1$ 의 범위이며 퍼센트(%)로 표기하기도 한다. 그 값이 클수록 I_{nw} 와 I_w 사이의 색도혼재 정도가 커지고 그에 따른 색도분포의 문턱치(threshold value) 산출에 근거한 영역분할 효과가 떨어진다. 그림 3은 식 (2)에 의해 X_i 에서 λ_i 를 산출한 결과이다.

$\{\lambda_i\}$ 가 18~92(%)에서 평균 50.092와 표준편차 0.016로 분포하고 있다. 이는 I_{nw} 와 I_w 사이에 색도혼재가 극심할 뿐만 아니라 그 양상도 영상에 따라 불규칙함을 나타낸다.

이상의 $\{\rho_i\}$ 와 $\{\lambda_i\}$ 의 실험분석 결과는 종래의 문턱치처리에 의한 영역분할기법이나 에지검출방식으로는 전체적(global) 혹은 국부적(local)으로도 용접부 방사선 영상에서의 특징추출 실현 가능성이 희박함을 보여준다. 왜냐하면 상대 영역과의 구분이 색도 차이나 확률적 분포의 상이함에 의존하지 않기 때문이다. 더욱이 그림 2와 3의 결과에서 보는 바와 같이 상관계수가 1에 가깝고 중복도가 90(%)에 가까운 두 영역은 거의 동일한 영상에 가깝다. 이러한 성질이 동일 영상 내의 다른 구역들 사이에도 함께 존재한다고 할 때 영역특성 차이

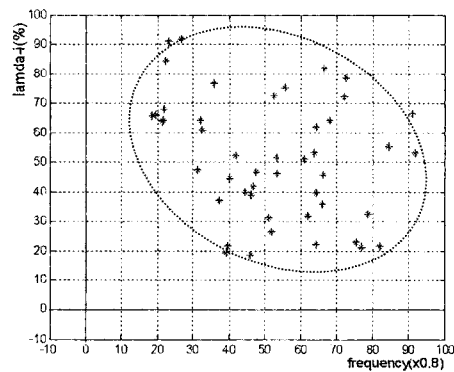


그림 3. $\{\lambda_i\}$ 분포
Fig. 3. $\{\lambda_i\}$ Distribution.

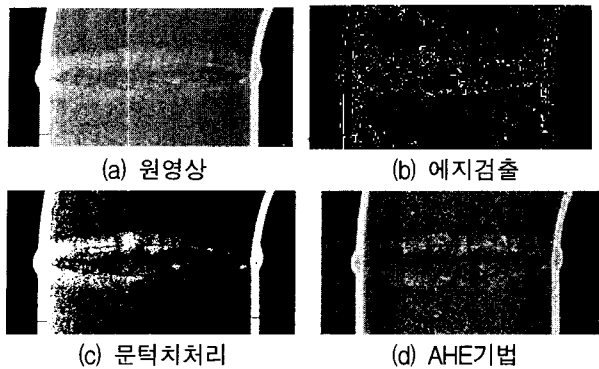


그림 4. 기존방식으로의 처리결과
Fig. 4. Processing results by conventional approaches.

를 도출하여 그로부터 하나의 특징부위를 선별하는 데는 한계가 있다.

그림 4는 용접특징부위를 추출하고자 기존 방식으로 용접부 방사선영상을 처리한 결과이다. 대표적인 기법인 에지검출(canny방식), 문턱치처리, AHE (adaptive histogram equalization)를 사용하였다.

그림 4의 결과에서 부분적으로 특징부위의 선명도를 일부 향상하는 효과는 있으나 용접특징부위 추출은 역부족이다.

2. 선(line)특성분석

가. 형태와 보정

용접부 영상에는 용접작업의 흔적이 나타나있다. 강판튜브용접의 경우 두 개의 동일한 원형강판을 맞대어 놓고 외곽으로 일정한 간격을 유지하면서 용접을 진행하기 때문에 방사선영상 속에는 그림 1(a)에서와 같이 띠 모양의 흔적이 타원형 혹은 띠 형태를 유지한다. 또한 용접후 그라잉딩에 의한 마듬질을 생략하는 것이 대부분이어서 용접부위는 비용접부보다 두께가 상승한다. 마듬질을 하는 경우라 하더라도 의도적으로 용접부위 두께가 감소하는 일은 거의 없다(그림 1-(a)의 4번 영상). 그림 5는 용접라인과 수직으로 점선과 같이 일직선의 영상데이터를 선별한 결과이다.

그림 5(b)에서 A는 비용접구간이고 W는 용접구간이며 아래 그림은 이동평균필터(moving average filter, 데이터 수:10)로 처리한 결과이다. 그림의 점선은 기울기로서 방사선 선원과 매질과의 입사각 혹은 매질과 검출판과의 이격차이에 의한 탄젠트효과(tangential effect)^[17]이다. 또한 비용접과 용접구간 모두에서 잡음이 나타나며 용접구간에서는 용접부위와 비용접부위의 두께 차이에 의해 일정 간격에서 전반적인 평균치가 상

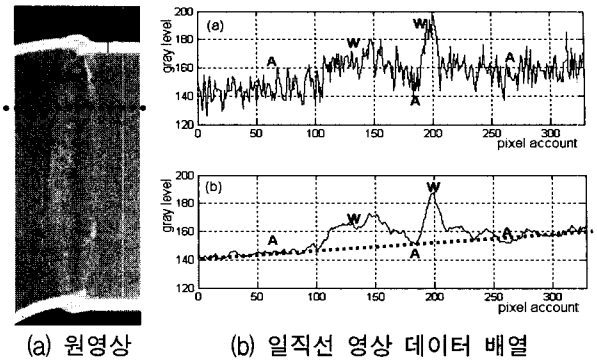


그림 5. 용접라인과 수직인 일직선 데이터 배열
Fig. 5. Data array orthogonal to weld band line.

승한다.

그림 1(a)와 같은 영상을 Y , ($Y \in R^{u \times v}$), Y 의 용접라인과 수직인 일직선으로 추출한 영상데이터를 L_n , ($L_n \in R^{1 \times u}$ 이면 $n=1,2,\dots, v$, $L_n \in R^{1 \times v}$ 이면 $n=1,2,\dots, u$)이라 할 때 L_n 을 식 (3)의 이동평균필터를 통과시켜 식 (4)를 구한다.

$$x_n(j) = \frac{1}{m} \sum_{k=0}^{m-1} L_n(j+k) \quad (3)$$

$$L_n(j) = x_n(j) + \nu_n(j) \quad (4)$$

여기서 $j: 1,2,\dots,l$, ($l:u$ 또는 v), m :이동창 데이터 개수, ν_n :잡음이다.

식 (4)는 탄젠트효과가 포함된 식이므로 식 (5)와 같이 탄젠트효과의 기울기 $g_n = \tan\theta_n$, (θ_n :수평과의 경사각)으로 $L_n(j)$ 를 보정한 $\hat{L}_n(j)$ 를 구한다.

$$\hat{L}_n(j) = \hat{x}_n(j) + \hat{\nu}_n(j) = x_n(j) + \nu_n(j) - g_n j \quad (5)$$

그림 6은 그림 5(b)의 L_n 을 식 (5)로 보정한 결과이다. ($g_n=0.061$)

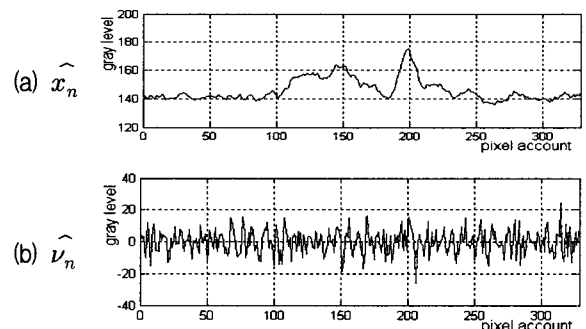


그림 6. 보정 결과
Fig. 6. Calibration results.

나. 용접구간의 함수부합특성

식 (5)로 처리된 \widehat{L}_n 은 그림 1(a)과 6(a)에서 보는 바와 같이 형태상 (비용접-용접-비용접)구간 혹은 (비용접-용접-비용접-용접-비용접)구간으로 구성되어 있다. 이들 구간의 \widehat{x}_n 에 식 (6)의 가우스(Gauss) 함수로 부합(fitting)을 실시한다.

$$f(t) = a_1 \exp\left\{-\left(\frac{t-b_1}{c_1}\right)^2\right\} + a_2 \exp\left\{-\left(\frac{t-b_2}{c_2}\right)^2\right\} \quad (6)$$

여기서 $a_1 \sim c_2$ 는 함수 형태를 결정하는 계수이다. 함수 부합에 따른 오차의 정도는 식 (7)의 최소자승오차합(least square error summation) e_r 을 사용한다^[18].

$$e_r = 1 - \frac{\|\widehat{X}_n - F\|^2}{\|\widehat{X}_n - \mu_r\|^2} \quad (7)$$

여기서 \widehat{X}_n 과 F 는 \widehat{x}_n 과 $f(t)$ 의 행렬 그리고 $\mu_r = \text{mean}(\widehat{X}_n)$ 이다. e_r 이 1이면 가우스 함수에 완전부합이고 1에 가까울수록 부합 정도가 높다.

그림 7과 표 1은 그림 1(a)의 용접부 샘플영상의 용접 구간에서 총 1,637(개)의 $\{\widehat{x}_n\}$ 각 데이터 행렬에 식 (6)의 가우스함수부합을 실시하고 식 (7)의 오차를 산출한 결과이다.

그림 7과 표 1의 분석 결과에서 각 샘플영상의 $\{\widehat{x}_n\}$ 의 가우스함수 부합정도가 일정편차 범위 내에서 유지되고 있다. 용접부 영상은 나름대로의 고유한 함수부합 특성을 갖고 있음이다. 또한 총 1,637(개)의 e_r 을 종합한 결과 0.7~0.9 부근에 집중되어 있음 감안할 때, 가우

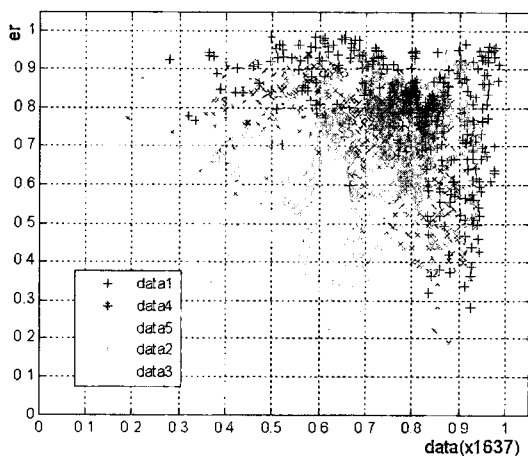


그림 7. 샘플영상의 $\{e_r\}$ 산출 결과
Fig. 7. $\{e_r\}$ results for sample images.

표 1. 샘플영상 $\{e_r\}$ 의 평균과 표준편차

Table 1. Mean and standard deviation of sample image $\{e_r\}$.

내용 \ 영상	1	2	3	4	5
데이터 수	320	512	366	102	337
평균	0.7872	0.7074	0.7139	0.8051	0.5202
표준편차	0.1517	0.1451	0.1297	0.0399	0.1297

* 총데이터의 평균: 0.7120, 표준편차: 0.1624

스함수부합이 용접부 영상에 내재되어 있는 일반적인 특징임을 보여준다.

이상의 분석에서 용접부 방사선영상의 용접과 비용접 구역 사이의 특성차이는 2차원 평면데이터가 아닌 용접 라인과 수직으로 추출한 일직선의 영상데이터에서 산출한 간격과 고유의 가우스함수부합 관련 파라미터 $\{d, a_1 \sim c_2, e_r\}$ 에 의존한다.

III. 이동창의 확률처리에 의한 특징 추출

\widehat{L}_n 에서 잡음을 제거한 \widehat{X}_n 에 이동창 W_{left} 와 W_{right} 를 설정한다. 여기서 $W_{left} = [\widehat{x}_n(p)]$, ($p=1,2,\dots, \alpha, \alpha < l$), $W_{right} = [\widehat{x}_n(q)]$, ($q=\beta, \beta+1,\dots, l-1, l, \beta > 1$, $W_{left} = R^{1 \times \alpha}$, $W_{right} = R^{1 \times \alpha}$)이고 원소수 $n(W_{left}) = n(W_{right}) = \alpha$ 이다. W_{left} 는 배열 $1 \rightarrow l$, W_{right} 는 배열 $l \rightarrow 1$ 로 이동한다.

조건 1: $\widehat{X}_n = [C_d \ C_w \ C_d]$ 또는 $\widehat{X}_n = [C_d \ C_w \ C_{dm} \ C_w \ C_d]$ 의 원소배열이다. 여기서 C_d :비용접화소군집, C_w :용접화소군집, C_{dm} :두개의 C_w 사이의 비용접화소군집이다.

조건 2: 조건 1을 만족하는 \widehat{X}_n 에 $C_d - C_w$ 및 $C_w - C_d$ 의 경계에 해당하는 상승이탈원소 $\widehat{x}_n(r)$ 과 $\widehat{x}_n(s)$, ($r < s$)가 존재한다.

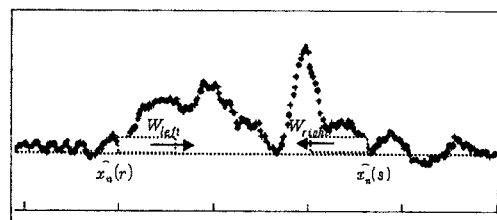


그림 8. 상승이탈개념도
Fig. 8. Rising secession idea.

그림 8은 데이터 \hat{X}_n 에서의 상승이탈 개념도이다.

\hat{X}_n 가 조건 1과 2를 만족하고 식 (6)의 가우스함수부합에서 $e_r > \delta_2$, ($0 \ll \delta_1 \leq 1$)과 $a_1, a_2 > \delta_2$, ($\delta_2 > 0$)이 성립할 때, $\hat{x}_n(r)$ 과 $\hat{x}_n(s)$ 는 식 (8)과 (9)를 동시에 만족하는 최초의 W_{left} 와 W_{right} 에서 $\hat{x}_n(r) = W_{left}(1,1)$ 과 $\hat{x}_n(s) = W_{right}(1,\alpha)$ 이다. 이 때 $|\hat{x}_n(r) - \hat{x}_n(s)| < d$ 를 만족해야한다.

$$P[\hat{x}_n(j) > \beta_1] > \delta_3, \beta_1 > 0 \tag{8}$$

$$P[\nabla \hat{x}_n(j) > 0] > \delta_4, 0 \ll \delta_3, \delta_4 \leq 1 \tag{9}$$

여기서 $P[\cdot]$ 는 확률이다.

이와 같은 $\hat{x}_n(r)$ 과 $\hat{x}_n(s)$ 을 n의 전 구간에 걸쳐 순차적으로 산출함으로 $C_d - C_w$ 및 $C_w - C_d$ 의 경계를 추적하고 용접부 특징을 추출한다. 용접부 영상이 그림 5(a)와 같은 형태이므로 최초 L_n 의 n을 중간 부분으로 선정할 것을 권한다. 이 경우 경계추적은 상하 별도로 진행시켜 그 결과를 종합하고 특징을 추출한다. 그림 9은 알고리즘의 순서도이다.

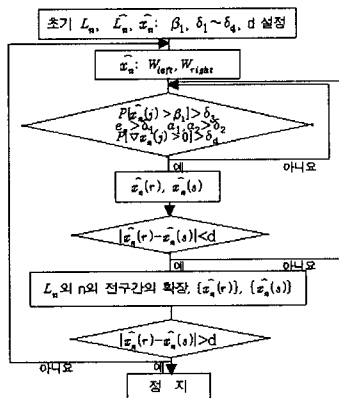


그림 9. 알고리즘 순서도
Fig. 9. Algorithm flow chart.

IV. 실험 및 결과

그림 10은 제 III 장에서 제시한 이동창에서의 국부확률 선군집화 방식 알고리즘으로 처리한 결과를 보이고 있다. 그림 10(a)는 실험대상인 관측방사선영상($u=256, v=571$), (b)와 (c)는 식 (3)에 의해 처리한 결과영상의 $\{x_n\}$ 과 $\{\nu_n\}$, (d)는 탄젠트효과($\text{mean}\{g_n\}=0.0577$)로 보정한 $\{x_n\}$, (e)는 용접부영역 추적궤적 그리고 (f)는 용

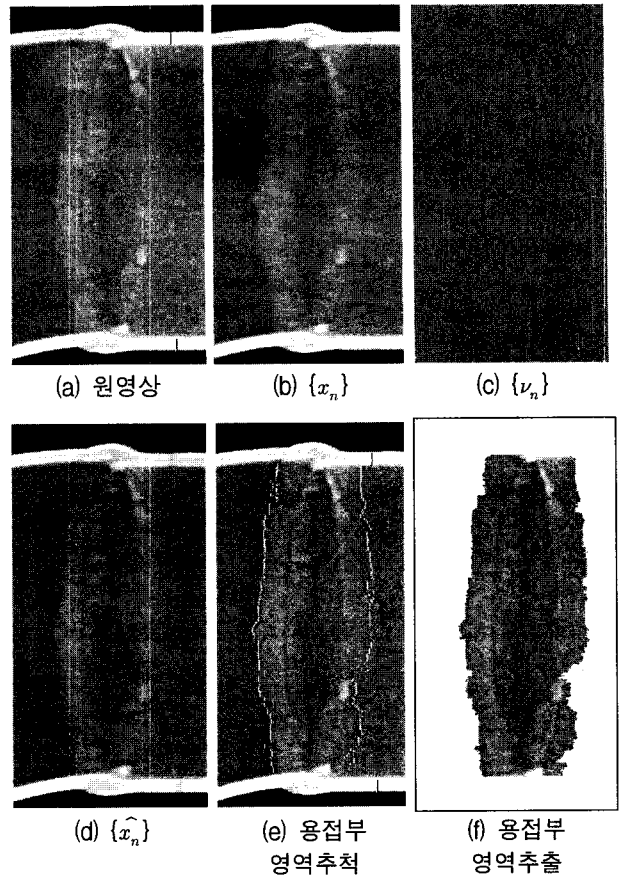


그림 10. 실험영상과 결과
Fig. 10. Test image and results.

접부 특징 추출 결과이다. ($\alpha:10, \beta_1:142, \delta_1:0.6, \delta_2:15, \delta_3:0.9, \delta_4:0.8, d:152$)

[결과 고찰]

대상영상으로부터 특징부위를 수직 방향으로 추적하고 있으며 그에 따른 용접부 특징추출에 효과가 있음을 보이고 있다. 선군집처리 특성상 경계부가 다소 거칠게 나타난다.

그림 11은 용접부위 주변에 용접시 파편들이 녹아서 붙어있는 방사선영상을 처리한 결과이다. 용접부위가 타원이 아닌 때 형태이다. $\theta_n \approx 0$ 로서 탄젠트효과는 무시한다. 그림 11(a)는 대상영상이고 (b)는 처리 결과이며 (c)와 (d)는 다른 특징추출기법으로 처리한 결과이다.

[결과 고찰]

기존의 특징추출기법이 용접부방사선영상의 특징추출에 부적합한 반면, 그림 11(b) 결과에서 특징부위 주변의 얼룩들과 차별적으로 특징을 추적하고 있음을 보이고 있다.

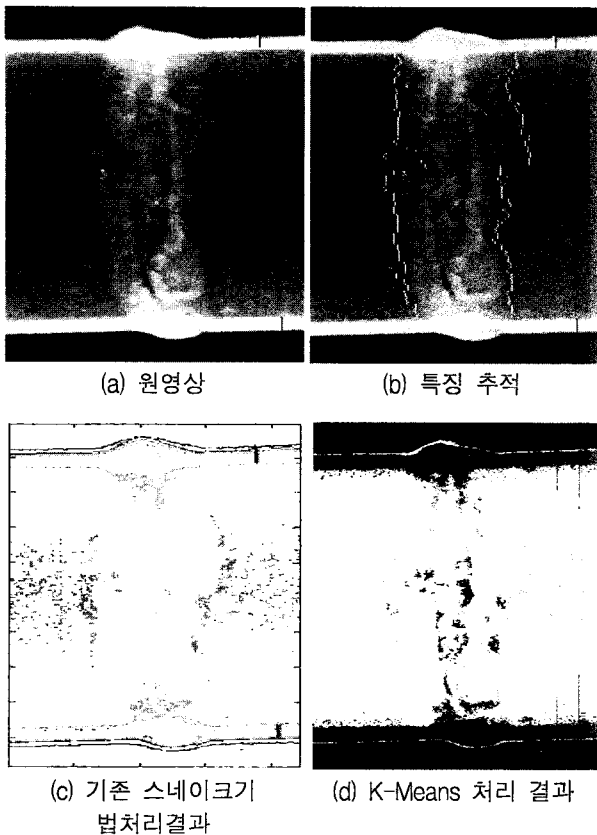


그림 11. 실험영상과 결과 및 다른 추출기법적용 결과
 Fig. 11. Test image and results and results by another feature extraction methods.

V. 결 론

방사선영상취득 측정실험 결과들의 특성분석을 통해 용접부 방사선영상은 이차평면이 아닌 용접 라인과 수직 일직선상의 영상 데이터와 그 데이터에의 가우스함수부합에 고유의 영상특성이 있음을 규명하고 관련인자들을 도출하였다. 이 특성인자들을 판별 조건으로 활용하여 잡음이 제거된 일직선상의 영상 데이터에 배열 순방향과 역방향의 이동창을 진행시켜 용접부 군집 양단의 상승이탈점을 찾고 이를 전체 용접라인에 순차적으로 확장하여 특징 경계부를 추적하는 알고리즘을 고안하였다. 경계추적라인은 비용접과 용접 영역을 구분하고 용접부 특징을 추출한다. 처리결과, 라인별 순차처리 특성상 추출영상 테두리가 다소 거칠게 나타나는데 이의 개선은 차후 연구과제로 남긴다.

참 고 문 헌

[1] R. J. Patei, "Digital applications of radiography,"

in *Proc. of 3rd MENDT*, Manama, Barain, Nov. 2005.

[2] E. Deprins, "Computed radiography in NDT applications," in *Proc. of 16th WCNDT*, Montreal, Canada, Aug. 2004.

[3] O. Alekseychuk, *Detection of crack-like indications in digital radiography by global optimization of a probabilistic estimation function*, PhD Thesis, BAM-Dissertationsreihe, Band 18, Berlin, Germany, 2006.

[4] H. H. Barrett and W. Swindell, *Radiographic imaging*, Academic Press, 1981.

[5] C. Melvin and K. Sbdel-Hadi, "A simulated comparison of turnstile and Poisson photons for X-ray imaging," in *Proc. of IEEE CCECE*, pp. 1165-1170, Manitoba, Canada, May 2002.

[6] A. Leon-Garcia, *Probability and Random Processes for Electrical Engineering*, 2nd ed., Addison-Wesley, 1994.

[7] T. W. Liao and J. Ni, "An automated radiographic NDT system for weld inspection: part 1-weld extraction," *NDT&E*, Vol. 29, no. 3, pp. 157-162, 1996.

[8] T. W. Liao, D. Li and Y. Li, "Extraction of welds from radiographic images using fuzzy classifiers," *Information Science*, Vo. 126, pp. 21-40, 2000.

[9] C. Gueudre, J. Moysan and G. Corneloup, "Weld quality control by radioscopy using edge and area segmentation method," in *Proc. of 15th WCNDT*, Roma, Italy, Oct. 2000.

[10] N. Nafaa, D. Redouane and B. Amar, "Weld defect extraction and classification in radiographic testing based artificial neural networks," in *Proc. of 15th WCNDT*, Roma, Italy, Oct. 2000.

[11] X. Zhang and J. Xu and Y. Li, "The research of defect recongition for radiographic weld image based on fuzzy neural network," in *Proc. of 5th WCICA*, Hangzhou, China, June 2004.

[12] Y. Kabir and R. Drai, "A new co-operative segmentation method applied to X-ray images," in *Proc. of 15th WCNDT*, Roma, Italy, Oct. 2000.

[13] H. Jagannathan, N. Bhaskar, P. Sriraman and N. A. Vijay, "A step towards automatic defect pattern analysis and evaluation in industrial radiography using digital image processing," in *Proc. of 15th WCNDT*, Roma, Italy, Oct. 2000.

[14] H. I. Shafeek, E. S. Gadelmawla, A. A. Abdel-Shafy and I. M. Elewa, "Assessment of welding defects for gas pipeline radiographs

- using computer vision," *NDT&E*, Vol. 37, pp. 291-299, 2004.
- [15] 황재호, "선군집분할방법에 의한 특징추출", 정보처리학회논문지 B, 제13권 B편 제4호, 401-408쪽, 2006년 8월
- [16] 황재호, 김원식, "순차적 층위군집(層位群集)판별에 의한 경동맥 내중막 두께 측정", 전자공학회논문지 제43권 SC편, 제5호, 89-100쪽, 2006년 9월
- [17] D. Redouane, K. Yacine, A. Amal, A. Farid and B. Amar, "Evaluation of corroded pipelines wall thickness using image processing in industrial radiography," in *Proc. of 15th WCNDT*, Roma, Italy, Oct. 2000.
- [18] C. Daniel and F. S. Wood, *Fitting Equations to Data*, John Wiley & Sons, New York, 1980.

 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, 멀티미디어>