

Multidimensional Discretization 과 Event-Codification 기법을 이용한 레이저 용접 불량 검출

Defect Detection in Laser Welding Using Multidimensional Discretization and Event-Codification

백수정¹, 오록규¹, 김덕영^{1,✉}

Su Jeong Baek¹, Rocku Oh¹, and Duck Young Kim^{1,✉}

1 울산과학기술원 인간 및 시스템 공학과 (Department of Human and Systems Engineering, Ulsan National Institute of Science and Technology)
✉ Corresponding author: dykim@unist.ac.kr, Tel: +82-52-217-2713

Manuscript received: 2015.2.9. / Revised: 2015.8.3. / Accepted: 2015.8.20.

In the literature, various stochastic anomaly detection methods, such as limit checking and PCA-based approaches, have been applied to weld defect detection. However, it is still a challenge to identify meaningful defect patterns from very limited sensor signals of laser welding, characterized by intermittent, discontinuous, very short, and non-stationary random signals. In order to effectively analyze the physical characteristics of laser weld signals: plasma intensity, weld pool temperature, and back reflection, we first transform the raw data of laser weld signals into the form of event logs. This is done by multidimensional discretization and event-codification, after which the event logs are decoded to extract weld defect patterns by Naïve Bayes classifier. The performance of the proposed method is examined in comparison with the commercial solution of PRECITEC's LWM™ and the most recent PCA-based detection method. The results show higher performance of the proposed method in terms of sensitivity (1.00) and specificity (0.98).

KEYWORDS: Laser welding (레이저 용접), Defect detection (불량 검출), Discretization (이산화), Event-Codification (이벤트화)

1. 서론

레이저 용접의 경우 높은 빛 에너지 밀도에 의하여 가공속도가 빠를 뿐만 아니라 다양한 소재에 적용 가능함에도 불구하고 용접 모재간의 상하 간격으로 인한 품질 제어의 어려움 등의 단점을 보인다. 그러므로, 이와 같은 용접 품질 향상을 위하여 레이저 용접 불량 검출 기술에 대한 연구가 여러 방면으로 진행되고 있다.¹

레이저 용접 불량 검출 기법은 크게 용접 중에 발생하는 현상을 모니터링하여 검출하는 방법과 용접 후 결과를 활용하는 오프라인으로 검출하는 방법 두 가지로 나뉜다. 그러나 용접 부위 외관 검사, 인장 강도 분석, 비파괴 검사 등을 통해 용접 불량을 검출하는 방법의 경우 모든 용접 결과물에 대해 용접 불량 검출이 불가능하다. 그러므로 레이저 용접 중 발생하는 물리적 신호를 계측, 분석하여 레이저 용접의 불량 여부를 검출하는 연

구들이 현재까지 많이 진행되어 왔다.²

일반적으로 산업 현장에서는 단일 신호를 이용하여 용접 불량 검출을 수행하나, 이 경우 간단한 검출 작업에 비해, 다수의 센서로 구성된 시스템 내에서 센서간의 상호작용을 고려하지 못한다는 단점이 있다.³ 이와 같은 문제를 해결하기 위해 다변량 통계 기반의 검출 방법이 등장하였다. 그러나 용접 신호와 같이 시간의 경과에 따라 특정한 경향 (e.g. 용접 수행 시작 시 Amplitude의 증가 후 일정 값 유지)을 보이는 경우, 일반적인 통계 기반의 불량 검출 방법은 정상 용접 신호임에도 불구하고 불량으로 판별하는 상황이 빈번하여 실제 레이저 용접 양산라인에 적용하기에 어려움이 있다.

그러므로 본 연구에서는 레이저 용접 불량 검출 성능을 향상 시키기 위하여 Event-driven fault detection 기법을 활용하여 용접 불량을 검출하였다. 수집된 플라즈마 세기, 용접 풀의 온도, 반사광 신호를 Multidimensional discretization과 Event-codification을 통하여 Event log로 변환한 후 이를 Naïve Bayes classifier를 이용하여 용접 시편의 불량 여부를 검출하였다. 제안된 기법의 효용성 평가를 위하여 현재 상용화된 PRECITEC LWM™ 시스템에서 사용되는 단일센서 제한치 점검 기법과 Principal Component Analysis (PCA) 기반의 기법의 성능과 Sensitivity 척도와 Specificity 척도를 기준으로 비교 분석하였다.

2. 관련 연구

2.1 단일 신호를 이용한 불량 검출

단일 신호를 이용한 불량 검출의 경우 어떤 시스템에라도 적용하기 매우 간편할 뿐만 아니라, 실제 현장에서 실시간 모니터링으로 활용하기 간단하여 상용 레이저 용접 불량 검출 모니터링 시스템에서 많이 활용되고 있다. 다수의 정상 신호를 수집하여 특정 Feature를 추출한 후 이를 통해 Control limit (또는 Reference curve)를 정의하여 그 범위를 초과하였을 경우 불량이라고 판별하는 기법이다.

이를 위해 수집되는 신호는 음향, 광 신호 등이 있다. 음향 신호의 경우 비용이 저렴할 뿐만 아니라 가공 특성과의 연관성으로 쉽게 활용할 수 있는 방면, 작업 현장의 잡음에 영향을 받기 쉽다.⁴ 광 신호의 중 적외선 센서를 이용할 경우⁵ 일반적으로 용융풀의 온도를 감지하고, 자외선 신호는 플라즈마 플럼 (Plume)의 상태를 감지한다.⁶ 그러나 이와 같은 광 신호는 불량 검출에 적용하기 위해서

는 신호의 물리적 의미에 대한 이해가 필요하다. 이와 같이 수집된 신호를 Feature로 변환하여 Control limit 범위의 벗어난 정도를 파악하게 되며, 대표적으로 수집되는 원본 값을 사용하거나 (제한치 검정), 신호의 현재 기울기를 사용한다 (경향 점검).

2.2 다수의 신호를 이용한 불량 검출

단일 신호로 불량을 검출하게 될 경우 상대적으로 작은 변화로 인한 불량을 검출하기 쉽지 않다. 이 외에도 다수의 신호로 구성된 시스템에 적용 시 신호들간의 상관관계를 고려하지 못하여 원활하게 불량을 검출해내지 못하는 경우 (Inflation of α by univariate test)가 생길 수 있다. 그러므로 이와 같은 한계점을 해결하기 위해 다수의 신호를 동시에 고려하는 용접 불량 기법에 대한 연구가 많이 진행되어 왔다.

대표적으로 적용되는 예는 다변량 통계 기법 중 PCA 기반으로 수행되는 불량 검출 기법이다. PCA 기법은 고 차원의 데이터의 정보를 유지하면서 분석의 효율성을 위해 저 차원으로 축소시키는 기법으로써 이 과정에서 데이터는 스코어 행렬, 가중치 행렬, 그리고 잔차로 분해되어, 분석을 위한 주성분 모델을 구축한다.³

이를 기반으로 구축된 주성분 모델로부터의 수집된 신호와의 떨어진 정도를 정량적으로 측정하기 위해 제안된 Test statistics가 Hotelling's T^2 statistic과 Q statistic이다. Hotelling's T^2 statistic은 부분 공간 내에서의 변동을 확인하는 반면, Q statistic은 수집된 신호와 주성분 모델과의 거리 차이를 측정, 즉 모델 밖에서의 변동을 측정하게 된다.⁷

이 외에도 포토 다이오드 신호와 비전 신호의 정보를 기계학습 기법 중 하나인 Support Vector Machine 기법을 통해 불량을 검출하거나,⁸ UV 및 IR 신호를 퍼지 패턴 인식에 적용하여 용접 불량을 분석하는 기법,⁹ 또는 가시광 영역의 신호와 레이저 반사광 신호를 주파수 영역에서의 상관계수 분석을 통해 용접 안정성 검사 등이 연구되고 있다.¹⁰

3. Multidimensional Discretization와 Event-Codification을 이용한 용접 불량 검출 기법

3.1 문제 정의

일반적으로 레이저 용접 모니터링을 위해서는 여러 종류의 물리적 신호를 활용하게 되며, 용접은 불량은 여러 조건에 의해서 발생하게 된다. 그

러나 많이 사용되는 제한치 점검 기법과 같은 단일 신호에 의한 용접 불량 검출 기법의 경우 시스템을 구성하고 있는 여러 신호간의 상호 관계에 의한 현상을 설명하기에 어려움이 있다.

이와 같은 한계점을 향상시키기 위해 다변량 통계 기법을 기반한 불량 검출 기법은 일반적으로 정상 상태의 신호에 비해 특이한 변동을 보이는 신호를 검출하여 이를 용접 불량으로 간주한다. 그러나 레이저 용접 시 발생하는 신호의 경우 용접이 진행되는 한 주기 동안 일정한 Steady-state 값이 아니라 특정한 신호의 경향성을 가진다. 이러한 경우 정상적인 레이저 용접으로 인해 발생한 신호일지라도 다변량 통계 분석에 의해서 불량으로 검출되어 다소 제 2종 오류의 수치가 높아 질 수 있다 (H_0 : 레이저 용접이 불량이다, H_1 : 레이저 용접의 결과가 불량이 아니다).¹¹

그러므로 레이저 용접 불량 검출을 위해서는 물리적 신호간의 상호관계뿐만 아니라 레이저 용접 신호의 특성을 반영하는 기법을 활용하여야 한다. 본 논문에서는 이를 위해 Multidimensional discretization과 Event-codification을 활용한 Event-driven fault detection 기법을 응용하여 레이저 용접 불량 검출을 수행하였다.

3.2 Event-Driven Fault Detection

Event-Driven fault detection 기법은 수집된 원본 신호를 Event log로 변환하여 이를 이용하여 불량을 검출하는 기법으로써,¹² Event log를 생성하는 정보 증폭과정과 레이저 용접 결과를 정상과 불량으로 판별하기 위한 검출 과정으로 구성되어 있다. 본 연구에서는 신호 정보 융합 및 레이저 용접 한 주기 동안의 신호의 경향에 보다 의미를 부여하기 위하여 정보 증폭 과정에 Event-codification을 추가하여 응용하였다.

정보 증폭과정이란 수집된 원본 물리 신호들의 차원을 축소하면서 분석에 유의한 정보를 증폭시켜 불량 검출의 효용성을 향상시키기 위한 과정으로서 본 연구에서는 Multidimensional discretization과 Event-codification 기법을 적용하였다. Multidimensional discretization이란 하나의 차원이 아닌 여러 차원에 각각 Data discretization 기법을 적용하는 것을 의미한다. Data discretization 기법은 주어진 연속형 수치의 값을 각각의 구간으로 나눈 후, 구간의 대표값(예를 들어, 구간의 평균, 중간 값)을 이용해 새로운 의미의 라벨을 할당하여 데이터의 크기를 축소

시키는 방법이다.¹³ Multidimensional discretization을 통해 생성된 Sub-event들을 신호 정보 융합 및 신호의 경향성을 확인하기 위하여 Event-codification을 적용하여 새로운 Event로 재생성한다.

이렇게 변환된 Event 및 Naïve Bayes classifier를 이용하여 레이저 용접의 상태를 정상 또는 불량으로 검출하게 된다. Naïve Bayes classifier는 불연속 데이터를 확률 이론에 기반하여 분류하는 분류기이다. 이는 불연속적인 데이터의 값과, 사전에 정의된 불연속 데이터의 사전 확률 분포를 이용하여 각 데이터의 사후 확률을 계산하여 클래스(용접 상태)를 분류하는 방법이다.¹⁴ 각 신호(i.e. 물리 신호) 간에 통계적으로 독립적이라는 가정하에 아래 사후 확률을 계산하여 사전에 정의한 Threshold 범위를 벗어날 경우 수집된 용접 신호를 불량이라 간주한다.

4. 실험 및 불량 검출 결과 분석

4.1 실험 환경 및 데이터 수집

용접 불량 검출을 위한 물리 신호를 수집하기 위하여 다음과 같이 실험 환경을 구성하였다. TRUMPH社의 6.6kW Disk laser (TruDisk 6602)를 레이저 광원으로 사용하여 레이저 용접을 진행하였으며, 사용된 용접 모재인 시편의 화학조성과 두께는 Table 1과 같다.

각 1.4mm, 1.8mm 아연도금 강판을 상판 및 하판으로 사용하여 30mm 겹치기 용접(Lap welding)을 수행하였다. 용접을 위한 제어 파라미터는 아래의 Table 2와 같이 설정하여 수행하였으며, 총 50회의 실험 결과 중 정상 용접의 경우 일정한 부재 간의 간격을 형성하여 용접하였다 (Fig. 1 참조). 5번의 불량 용접은 임의적으로 부재간의 간격을 형성하지 않은 채 진행하여 신호를 수집하였다 (Fig. 2 참조).

Table 1 Chemical composition of experimental specimens (galvanized steel)

Material	Width (mm)	C (%)	Si (%)	Mn (%)	P (%)	S (%)
SGAFC 590DP	1.80	0.09	0.26	1.79	0.03	0.003
SGARC 440	1.40	0.08	0.02	1.38	0.02	0.003

Table 2 Laser welding process parameters for the experiment

Weld length	Feed rate	Laser Power	Gap
30 mm	3600 mm/min	5 kW	0.2 mm

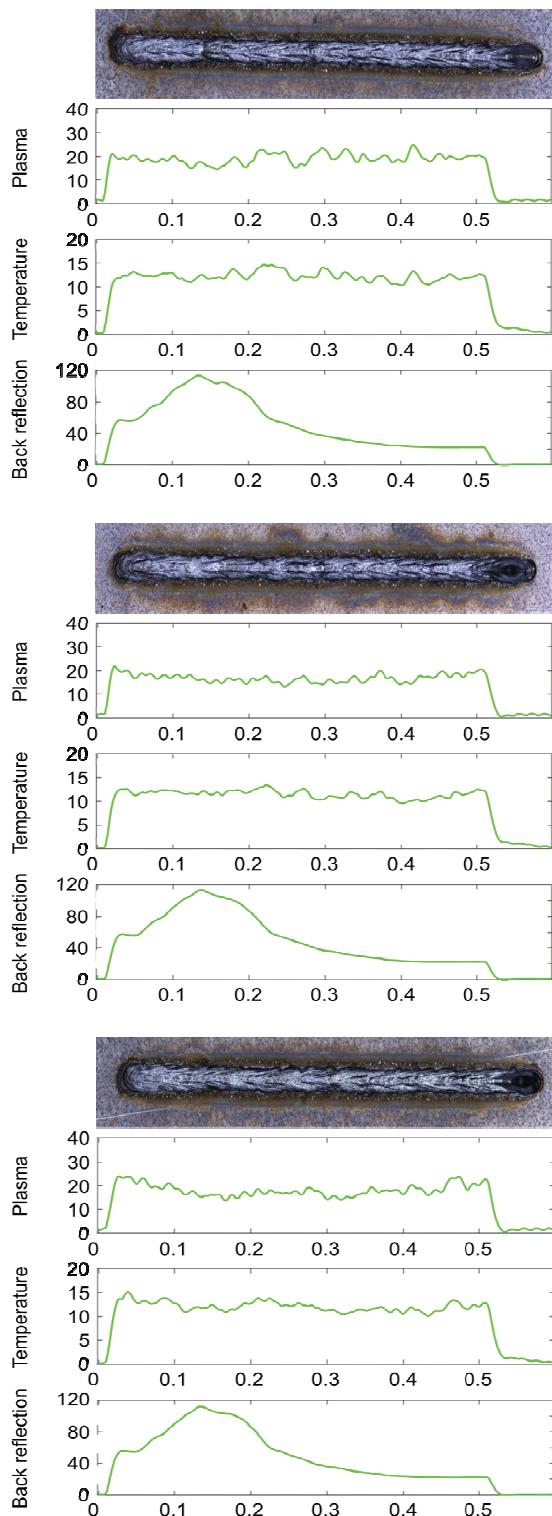


Fig. 1 Good stiches and corresponding signals

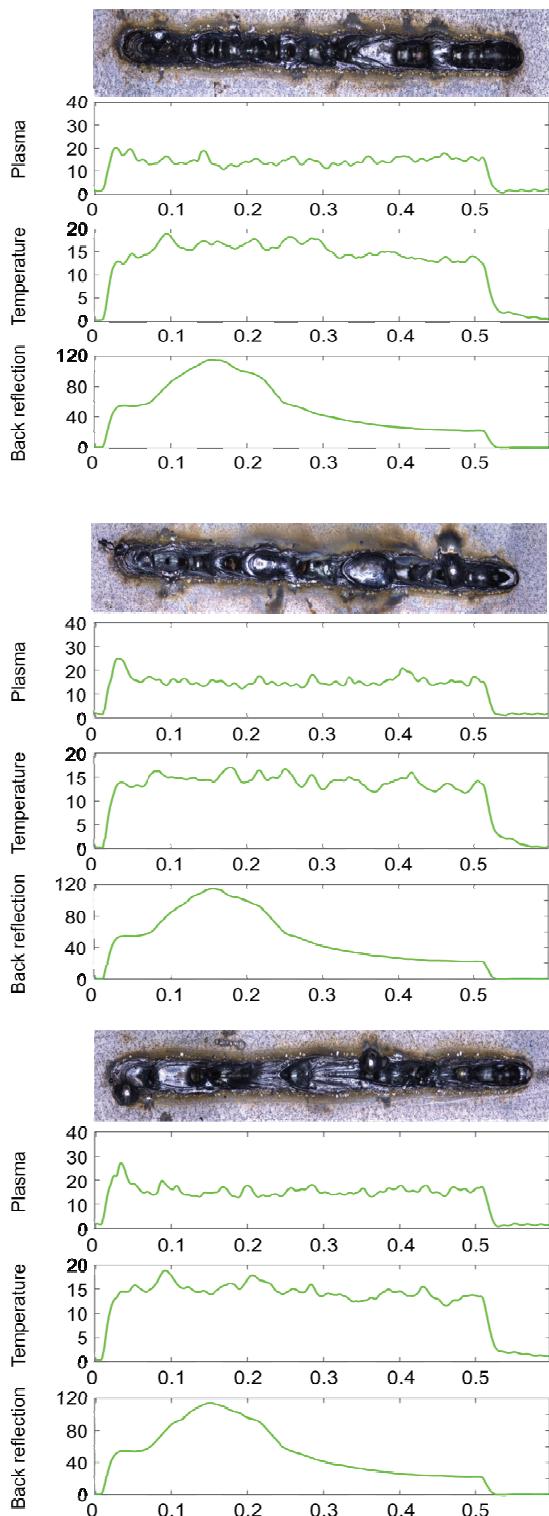


Fig. 2 Bad stiches and corresponding signals

용접이 진행되는 동안 실시간으로 플라즈마의 세기(Plasma), 용융풀의 온도(Temperature) 및 반사광의 세기(Back reflection) 신호를 수집하였다. 수집되는 신호의 Sampling rate은 1kHz이다. 용접 불량 검출을 위해서 수집된 물리신호를 30Hz 저역통과 필터링(Low-pass filtering)한 후 기법에 적용하였다. 이는 장비 내에서 노이즈 신호 제거를 위해서 적용되었다.

4.2 용접 불량 검출 결과 분석 및 토의

제안된 Event-driven fault detection 기법을 응용한 용접 불량 검출의 효용성을 평가하기 위해서 현재 용접 불량 모니터링을 위해 가장 많이 사용되는 제한치 점검 기법과 다변량 통계 기반 기법 중 PCA 기반의 기법의 성능과 비교 분석하였다. 이를 위해 Sensitivity와 Specificity 척도를 기준으로 평가하였다. (H_0 : 레이저 용접이 불량이다, H_1 : 레이저 용접의 결과가 불량이 아니다.)

제한치 점검 기법의 경우, 수집된 세가지 물리신호에 대해 모두 적용하였다. Fig. 3과 같이 세가지 물리 신호 중 하나의 신호라도 Control limit을 벗어날 경우 불량으로 검출하였다.

PCA 기반의 기법의 경우 수집된 물리 신호를 이용하여 2개의 주성분을 기준으로 주성분 모델을 구축하였다. 수집된 물리 신호가 모델로부터 벗어난 정도를 정량적으로 평가하기 위하여 Hotelling's T^2 statistic과 Q statistic를 활용하였다. 이 역시도 Fig. 4와 같이 두 Test statistics 중 하나의 값이라도 Control limit을 초과할 경우 용접 불량으로 검출하였다.

Event-Driven fault detection을 용접 불량을 검출하기 위하여 Fig. 5와 같이 본 연구에서 적용하였다. Multidimensional discretization을 수행하기 위하여 물리 신호가 수집된 시간 영역은 Equal-frequency binning 기법을 적용하여 총 12구간으로 설정하였다. 파라미터 값 영역의 경우, Estimation of probability distribution 기법을 적용하였으며, 이를 위해서 필요한 설정 값인 정상 구간은 95%, 센서 값 분할 구간은 총 7구간으로 정의하였다.¹⁵ 그 결과 Fig. 5(b)와 같이 [-3 3] 범위의 Sub-event들이 각 물리 신호마다 생성된다. 생성된 Sub-event들을 Event-codification 과정을 통해 총 34개의 Event로 재생성하였다.

예를 들어 Fig. 5(b)의 첫 번째 시간 구간에 해당하는 각 물리 센서의 Sub-events들을 (Plasma: -3, Temperature: -3, Back reflection: -3) “1”이라는 새로운 Event (Fig. 5(c))로 재생성 하였다. 이렇게 생성된

Event를 Naïve Bayes classifier를 이용하여 용접 상태를 정상 또는 불량으로 분류하였다.

또한 상태 분류를 위한 평가 기준은 용접 결과 정상일 확률이 0.9 이상일 경우 정상, 0.9 미만일 경우 불량으로 정의하였다.

각각의 기법을 통해 용접 불량을 검출 한 결과는 Table 3과 같이 나타났다. 본 연구에서 제안한 Event-driven fault detection 기법을 활용한 용접 불량 검출 기법이 Sensitivity 및 Specificity 측면에서 모두 우수한 결과를 보였다.

제한치 검정을 통한 불량 검출의 경우, 사전에 정상적으로 용접을 수행하였을 때의 물리 신호를 기반으로 평균에서 $\pm 3\sigma$ 를 Control limit으로 설정하여 용접 상태를 판별한다. 본 연구에서는 총 45개

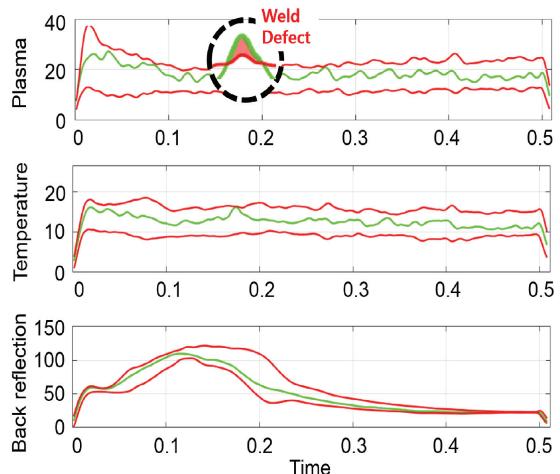


Fig. 3 Weld defect detection in the plasma signal by limit checking

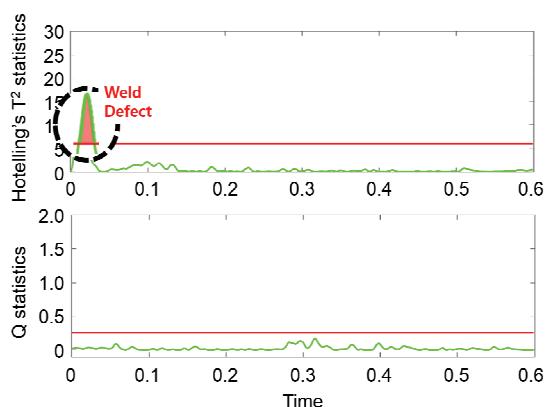


Fig. 4 Weld defect detection by PCA-based statistics

의 정상 용접 신호를 사용하여 Control limit을 설정하였으나, Control limit의 통계적 정확성을 확보하기 위해서는 다수의 정상 용접 신호가 필요하다. 현재는 Sensitivity와 Specificity 척도에서 상대적으로 낮은 성능을 보였으나, 더 많은 정상 용접 신호를

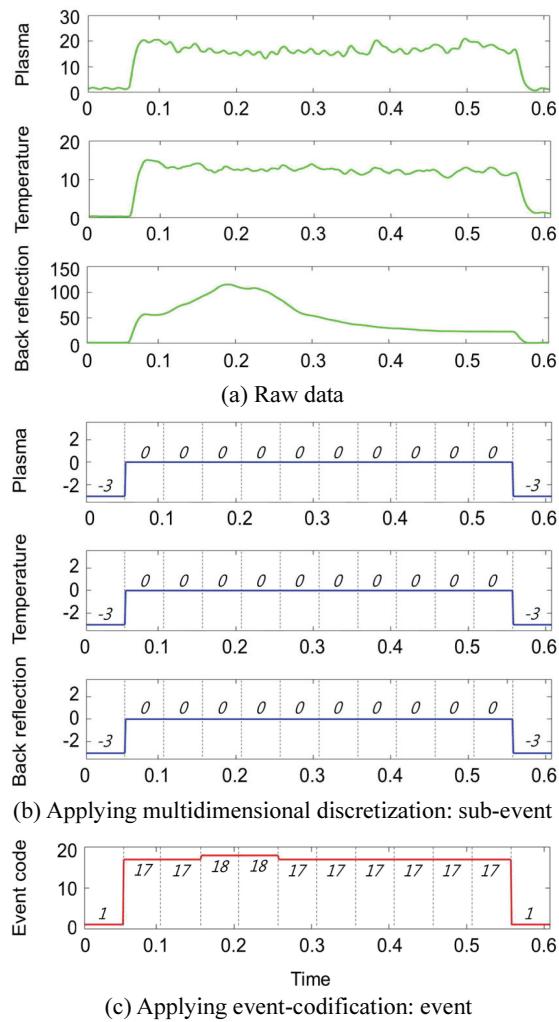


Fig. 5 The procedure of transforming raw laser weld signals to event log

Table 3 Performance comparison of the three weld defect detection methods

Detection method	Sensitivity	Specificity
Limit checking	0.60	0.84
PCA-Based approach	1.00	0.13
Event-Driven fault detection	1.00	0.98

사용할 경우 정확성이 높아질 것이라 예상된다.

PCA를 기반으로 한 검출 기법의 경우 수집된 세 가지 물리 신호를 기반으로 정상 모델을 구축하고 정상 모델에서 물리 신호가 떨어진 정도를 기반으로 불량을 검출한다. 그러므로 용접 불량 신호를 검출하는 데 있어서는 제한적 검정 기법의 결과보다 다소 높은 성능 (Sensitivity: 1.0)을 보였다. 그러나 정상 용접 신호일지라도 조금의 변동이 보일 경우 불량으로 간주하여 모든 물리 신호의 수치가 상승하는 용접 초반에서 False alarm을 알리는 경우가 많았다 (Specificity: 0.13).

또한 Fig. 1에서 보여지는 바와 같이 용접 물리 신호의 경우 용접이 진행되는 한 주기 당 시간의 흐름에 따라 특정 경향성을 보인다. PCA의 경우 모든 데이터가 기본적으로 정규분포를 따른다는 가정 및 시간에 대한 독립성, Auto-correlation에 대한 가정을 만족해야 함으로, 물리 신호가 상승 또는 하락하는 범위에서는 정상 물리 신호임에도 불구하고 용접 불량으로 판별하여 제한적 검정에 비해 낮은 Specificity 값을 보였다.

본 연구에서 제안하는 Event-driven fault detection 을 응용하여 용접 불량을 검출한 경우는 다른 기법들에 비해 Sensitivity 및 Specificity 측면 모두에서 우수한 결과를 보였다. 이는 앞 서 두 방법과 달리 Event-driven fault detection 기법을 활용할 경우 정상 및 불량일 때의 물리 신호의 변동 경향을 모두 고려하여 용접 상태를 검출하기 때문일 것으로 예상한다.

5. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 레이저 용접 불량 검출을 성능 향상을 위하여 새로운 기법에 대해 연구하였다. 불량 검출을 향상 시키기 위해서는 (1) 단일 신호가 아닌 다수의 신호를 고려하여 불량 검출을 진행해야 할 뿐만 아니라, (2) 용접이 이루어지는 주기 동안의 일정하지 않은 신호의 경향성도 고려하여야 한다. 이를 위하여 정보 증폭 과정을 통해 원본 신호들을 Event logs로 변환한 후 Naïve Bayes classifier를 통해 용접 상태를 판별하는 Event-driven fault detection 기법을 적용하였다. 특히, 본 연구에서는 한 주기 내의 신호의 경향성을 한 번에 고려하기 위하여 정보 증폭 과정에서 기존의 Multidimensional discretization 기법뿐만 아니라 새롭게 Event-codification 기법을 적용하여 Event log를 생성하였다.

본 연구에서 제안한 기법이 기존에 사용된 제한치 검정 기법과 PCA 기반의 검출 기법에 비해 상대적으로 높은 성능을 보였다. 또한, 본 기법을 사용할 경우 오프라인 분석을 통해 Naïve Bayes classifier가 구축 된 이후에는 온라인 모니터링이 가능하므로 레이저 용접 품질 결과에 대해 전수 검사가 가능할 것이다.

그러나 실제 현장에서 이루어지는 용접은 하나의 경우가 아닌 연속적으로 이루어지는 경우가 대다수이며, 용접이 이루어질 때마다 용접 모재의 상태 (e.g. Part-to-part gap, Gap direction 등)가 일정하지 않다. 그러므로, 이와 같은 상황에서 모두 물리 신호를 수집하여 제안된 기법의 효용성을 검증할 필요가 있다. 또한, 용접 불량이 검출된 경우 이를 방지하기 위해서는 용접 품질에 영향을 미치는 파라미터 (e.g. Laser power, Feed rate 등) 값의 재조정이 필요하나 현재는 구축되어 있지 않다. 정상 용접 신호와 불량 용접 신호를 비교하여 차후 용접 품질 향상을 위한 대응방법을 제공하는 알고리즘 역시 향후 연구가 필요하다.

후기

본 연구과제는 “2012년도 한국연구재단 일반 연구자 지원 사업(NRF-2012R1A1A1015043)”의 지원을 받아 수행된 것임.

본 연구에서 제안된 기법의 검증을 위한 실험은 (주)성우하이텍 기술연구소의 지원을 받아 수행되었음.

REFERENCES

1. Kim, J.-D. and Kim, Y.-S., “The State of in-Process Quality Monitoring Technology in Laser Welding,” Korean Welding and Joining Society, Vol. 18, No. 4, pp. 20-27, 2000.
2. Shao, J. and Yan, Y., “Review of Techniques for on-Line Monitoring and Inspection of Laser Welding,” Journal of Physics: Conference Series, Vol. 15, pp. 101-107, 2005.
3. Qin, S. J., “Survey on Data-Driven Industrial Process Monitoring and Diagnosis,” Annual Reviews in Control, Vol. 36, No. 2, pp. 220-234, 2012.
4. Park, Y.-W., “Weld Process Monitoring Technology in Laser Welding,” Journal of Welding and Joining, Vol. 30, No. 1, pp. 27-32, 2012.
5. Kwon, S. J., Seo, J. W., Kim, J. C., and Jun, H. K., “Defect Evaluation for Weld Specimen of Bogie Using Infrared Thermography,” J. Korean Soc. Precis. Eng., Vol. 32, No. 7, pp. 619-625, 2015.
6. Kim, D. H., Shin, H. J., and Yoo, Y. T., “A Study on the Digital Filter and Wavelet Transform of Monitoring for Laser Welding,” J. Korean Soc. Precis. Eng., Vol. 30, No. 1, pp. 67-76, 2013.
7. Macgregor, J. and Kourt, T., “Statistical Process Control of Multivariate Processes,” Control Engineering Practice, Vol. 3, No. 3, pp. 403-414, 1995.
8. You, D., Gao, X., and Katayama, S., “Multisensor Fusion System for Monitoring High-Power Disk Laser Welding Using Support Vector Machine,” IEEE Transactions on Industrial Informatics, Vol. 10, No. 2, pp. 1285-1295, 2014.
9. Park, H., Rhee, S., and Kim, D., “A Fuzzy Pattern Recognition Based System for Monitoring Laser Weld Quality,” Measurement Science and Technology, Vol. 12, No. 8, pp. 1318-1324, 2001.
10. You, D., Gao, X., and Katayama, S., “A Novel Stability Quantification for Disk Laser Welding by Using Frequency Correlation Coefficient between Multiple-Optics Signals,” IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, Vol. 20, No. 1, pp. 327-337, 2015.
11. Oh, R. and Kim, D. Y., “A Fault Detection Method of Laser Welding based on PDF Estimation and Dempster-Shafer Theory,” Proc. of the Society of CAD/CAM Engineers Conference, pp. 1011-1016, 2014.
12. Baek, S. J. and Kim, D. Y., “A Comparative Study of Engine Fault Detection Methods,” Proc. of the Society of CAD/CAM Engineers Conference, pp. 243-248, 2013.
13. Jiang, S.-Y., Li, X., Zheng, Q., and Wang, L.-X., “Approximate Equal Frequency Discretization Method,” Proc. of the IEEE on Intelligent Systems, Vol. 3, pp. 514-518, 2009.
14. Cheng, J., Bell, D. A., and Liu, W., “Learning Belief Networks from Data: An Information Theory Based Approach,” Proc. of the 6th International Conference on Information and Knowledge Management, pp. 325-331, 1997.
15. Baek, S. J., Kim, D. Y., and Baek, W. S., “On the Detection Sensitivity of Multi-Dimensional Discretization Parameters for Automotive Engine Diagnostics,” Proc. of KSPE Autumn Conference, p. 72, 2014.