

은닉 마르코프 모델을 이용한 레이저 용접부위의 용접 품질 평가기술

황규환 · 황요하 · 이종민 · 박명환

Laser weld quality evaluation system using Hidden Markov Model

Hwang, K.H., Hwang, Y., Lee, J.M. and Park, M.H.

1. 서 론

본 논문은 승용차 동력 전달장치 부품에 적용된 레이저 용접부의 용접결함 감지 기술을 소개한다. 레이저 용접부에서는 레이저 용접 장치의 오작동에 의한 미용접과 다양한 요인으로 인한 홀(hole)과 같은 용접 결함이 발생한다. 이러한 결함은 차량 동력 전달에 심각한 문제를 초래할 수 있으며 커다란 경제적, 인명적 피해를 야기할 수 있다. 부품의 제조 현장에서는 생산 공정을 자동화하여 대량생산을 하고 있지만 효율적인 전수검사 기술의 미비로 인하여 일부 제품에 한하여 샘플검사를 실시하고 있었으나 검사결과와 불량품 사이의 상관관계가 매우 낮아서 효과적인 검사에 어려움이 있었다. 본 연구에서는 제품에 불량용접 또는 미용접이 발생하는 것을 감지하여 적절한 조치를 할 수 있는 전수검사가 가능한 시스템을 개발하여 현재 시험 적용 중에 있다.

본 연구의 용접 품질 검사 시스템은 변위 레이저 센서를 이용하여 용접부의 표면 거칠기를 측정 하고 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Model, 이하 HMM)을 이용하여 용접 품질을 평가하는 방법이다. HMM은 측정된 신호를 미리 학습시킨 모델에 적용한 라이클리후드(likelihood)로 결과를 표현하며 모델간의 상대 라이클리후드가 아닌 절대 라이클리후드를 계산해 진단하기 때문에 판정에 정상 상태와 결함 발생 시의 데이터를 필요로 하는 다른 방법들과 달리 이상 모델의 데이터가 없어도 정상상태의 데이터만을 이용하여 생성한 정상모델의 라이클리후드 변화로 결함 발생의 감지가 가능하다¹⁾.

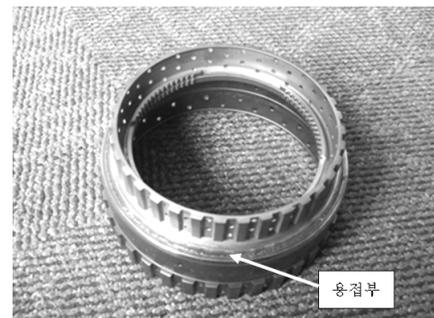
본 연구에서는 현장 적용에 앞서 HMM의 모델 구조와 측정 조건 등을 최적화하기 위해 시뮬레이터를 제작하여 실험을 수행하였으며 시뮬레이터 실험에서 찾은

조건들을 현장에 적용하였다. 측정된 레이저 용접부의 표면 거칠기 신호로부터 미용접 HMM과 정상용접 HMM을 계산하였으며 이후 측정된 데이터로부터 계산된 라이클리후드를 이용하여 정상용접과 미용접, 불량용접을 구분하였다.

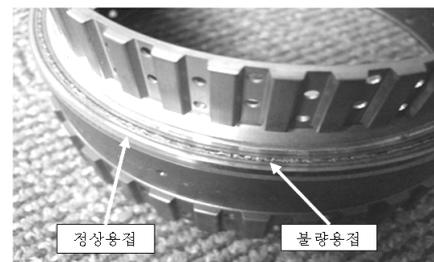
2. 레이저 용접부의 표면 거칠기 측정

2.1 동력 전달장치 부품

본 연구에서 사용한 부품은 두 개의 기어 형상의 부품을 프레스로 압입하여 결합한 후에 그림 1-(a)에 표시한 원형의 접촉부위를 레이저 용접하여 제작하며 용접이 완료된 제품은 자동으로 다음 단계로 이동하여 기



(a) 동력 전달장치 부품



(b) 정상 용접부와 불량 용접부

그림 1 동력 전달장치 부품의 용접부와 용접상태

계가공이 수행된다. 이 경우 용접부에서는 그림 1-(b)와 같은 불량 용접외에 미용접, 홀과 같은 결함이 발생한다. 그러나 용접결함이 발생하여도 현장에서 사용할 수 있는 저비용의 효율적인 전수검사 기술이 미비하여 효율적인 결함검지를 수행하고 있지 못하였으며 이에 비전 시스템을 이용한 진단을 시도하였으나 측정과 신호처리에 따르는 다양한 문제점으로 인하여 적용에 실패하였다.

2.2 HMM을 이용한 용접결함 진단

HMM은 라이클리후드 계산 시에 매우 작은 확률 값들의 역수나 곱, 합으로 반복적인 연산이 이루어지기 때문에 시스템의 상태 변화에 따른 진단 결과 값이 크게 차이가 나며 이에 따라 정상 모델에 대한 상태 진단 결과와 결함 모델에 대한 상태 진단 결과의 차이가 크게 나타난다. 이를 이용해 정상용접 데이터로 모델링한 HMM에 대해 용접부 진단을 수행하면 진단결과의 변화 추이만으로 대상 제품의 용접상태가 정상인지 불량인지의 추정이 가능하다. 또한 미용접 모델을 이용한 진단을 할 경우도 마찬가지로 진단결과의 변화 추이로 제품의 미용접 여부에 대한 정확한 판정이 가능하다.

용접부 진단을 위한 HMM은 크게 학습과 진단 두 가지 과정을 거쳐 결과를 얻는다. 본 연구에서는 AR (Auto-Regressive) 모델의 계수를 신호의 특징벡터로 사용하여 정상상태와 미용접상태를 대표할 HMM을 학습 하였다. 진단 대상으로부터 얻는 신호 또한 동일한 방법으로 특징 벡터를 추출하여 학습 과정에서 모델링한 정상용접과 미용접 HMM 모델에 대한 라이클리후드를 계산하여 진단을 실시하였다.

HMM을 이용한 기계 상태 진단 기법은 참고 문헌²⁻⁴⁾에 자세히 기술되어 있으며 본 논문에서는 HMM의 기본 이론식과 진단과정만을 소개한다.

D 차원 벡터들이 각각 T_k 개로 이루어진 관측벡터열 (observation vector sequence) k 개가

$$O = \{O^{(1)}, O^{(2)}, \dots, O^{(k)}\} \tag{1}$$

여기서, $O^{(k)} = \{\bar{o}_1^{(k)}, \bar{o}_2^{(k)}, \dots, \bar{o}_{T_k}^{(k)}\}$ 와 같이 주어지면 이를 모델링한 HMM을 구하기 위해 상태 (state)를

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\} \tag{2}$$

와 같이 N 개로 선택한다. 그러면 CHMM (Continuous Hidden Markov Model)은

$$\lambda = (\bar{\pi}, A, C, \mu, U) \tag{3}$$

와 같이 표기하고 다음과 같이 정의된다.

N 차 초기상태확률분포 $\vec{\pi}$ 는

$$\bar{\pi} = [\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N]^T \tag{4}$$

여기서, $\pi_n = P[q_1 = s_n] \geq 0, \sum_{n=1}^N \pi_n = 1$ 와 같고 $N \times N$ 차 상태전이확률분포 행렬 A 는

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1N} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N1} & a_{N2} & \dots & a_{NN} \end{bmatrix} \tag{5}$$

$$a_{ij} = P[q_{t+1} = s_j | q_t = s_i] \geq 0,$$

여기서, $\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1 \quad \forall i$

$$(i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, N)$$

로 정의된다. 혼합물 이득 집합 C 는

$$C = \left\{ \begin{matrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1M} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{N1} & c_{N2} & \dots & c_{NM} \end{matrix} \right\} \tag{6}$$

와 같이 정의되며 평균벡터 집합 μ 와 공분산 행렬 집합 U 는

$$\mu = \left\{ \begin{matrix} \bar{\mu}_{11} & \bar{\mu}_{12} & \dots & \bar{\mu}_{1M} \\ \bar{\mu}_{21} & \bar{\mu}_{22} & \dots & \bar{\mu}_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{\mu}_{N1} & \bar{\mu}_{N2} & \dots & \bar{\mu}_{NM} \end{matrix} \right\} \tag{7}$$

$$U = \left\{ \begin{matrix} U_{11} & U_{12} & \dots & U_{1M} \\ U_{21} & U_{22} & \dots & U_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ U_{N1} & U_{N2} & \dots & U_{NM} \end{matrix} \right\} \tag{8}$$

로 정의된다.

위와 같이 CHMM이 정의되고 학습용 관측벡터열이 주어지면 CHMM의 파라미터들을 초기추정과 재추정을 통해 구할 수 있다.

진단과정은 크게 HMM 파라미터의 초기 추정과 재추정의 반복으로 볼 수 있다. 초기 추정은 초기상태분

포확률 π , 상태전이확률분포 A 의 조건에 맞게 임의로 초기상태확률분포와 상태전이확률분포를 초기화 한다. 그리고 로그(log) - Viterbi 알고리즘으로 상태열(state sequence) 세분화(segmentation)를 하고 나서 구간별 k 평균 군집화(segmental k-means clustering) 알고리즘으로 CHMM(Continuous HMM)의 파라미터를 추정하고 이전 모델과의 거리측정(distance measure) 값이 수렴할 때까지 이 과정을 반복한다⁵⁾.

재추정은 위에서 설명한 초기 추정값을 초기값으로 한 Baum - Welch 알고리즘을 사용하여 CHMM의 파라미터를 재추정한다.

재추정된 CHMM에서 학습데이터 관측벡터열이 나올 확률과 이전 CHMM에서의 확률과의 차이가 수렴할 때까지 위 과정을 반복한다.

Lee와 Hwang은 CHMM을 이용하여 선반 가공시 발생하는 채터 현상과 정하중 하에서의 저널 베어링 마모를 진단하고 예측하는 연구를 수행하였다³⁾. 또한 아크 용접 상태 진단에 적용하여 결함을 진단하고 예측하는 연구를 수행하였다⁵⁾. 그림 2에 표시한 아크 용접 상태 진단의 경우 실제 현장에 적용되어 정상/불량 용접 여부는 물론 기공 결함까지 정확히 검출해 낸 바 있다. 그림 2에서 제일 위의 그래프는 측정된 용접전압 신호이며 두 번째 그래프는 정상 모델을 측정된 전압데이터에 적용하여 라이클리후드를 계산한 결과이다. 전체적으로 안정된 라이클리후드를 유지하다가 기공이 발생한 부위에서는 정상모델의 라이클리후드가 크게 떨어

지는 것을 알 수 있다. 일반적으로 라이클리후드의 변화가 매우 커서 그림에서는 계산된 라이클리후드의 로그(log) 값을 사용하여 표시하였으며 본 논문에 사용된 다른 그래프에서도 동일하게 로그 값을 사용하였다.

3. 시뮬레이터 제작, 측정 및 모델링

3.1 시뮬레이터 제작

현장에 레이저 용접부의 품질 검사 시스템을 적용하기에 앞서 HMM의 구조와 측정 조건 등을 최적화하기 위해 시뮬레이터를 제작하여 실험을 실시했다. 시뮬레이터는 그림 3에서 보이는 바와 같이 제품을 척에 물리고 제품 용접 속도와 같이 6.5초에 1회전으로 제품이 회전하도록 조정하였다. 그리고 용접 표면의 거칠기를 측정하기 위해 변위 레이저 센서를 사용하였다. 변위 센서는 레이저 송신부가 용접부 상단에 수직하게 위치하도록 설치했다. 변위센서에서 측정된 신호는 외부의 컴퓨터에 연결하여 분석하였다.

3.2 측정 환경 개선 및 모델 최적화

시뮬레이터 실험을 통하여 발견하고 개선한 문제점 중의 하나는 변위센서의 레이저 난반사에 의한 신호 왜곡 문제였다. 측정레이저가 측정 중에 용접부에서의 난반사에 의해 제품 상부에 있는 회전하는 톱니에 반사된 후 센서 수신부에 인식이 되어 그림 4-(a)와 같은 신호를 얻게 되었다. 이를 해결하기 위해 센서와 제품의 상부 톱니 사이에 차폐막을 설치하여 그림 4-(b)와 같이 톱니에 의한 영향을 제거할 수 있었다. 용접과 동시에 측정을 해야 하는 현장에서의 상황을 고려했을 때 용접시 발생하는 연기와 스파크로부터 센서를 보호하기 위해서 차폐는 꼭 필요한 조치였는데 이를 이용해 톱니에

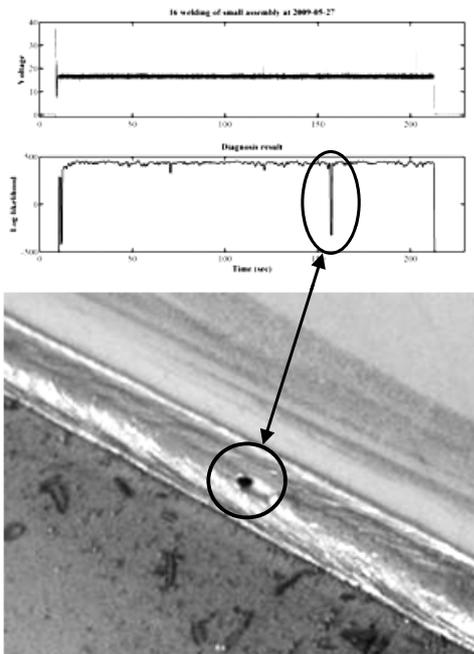


그림 2 HMM의 진단결과를 이용한 아크 용접부 기공 결함 검출

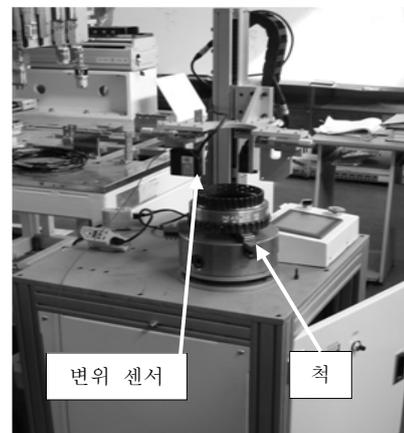


그림 3 시뮬레이터

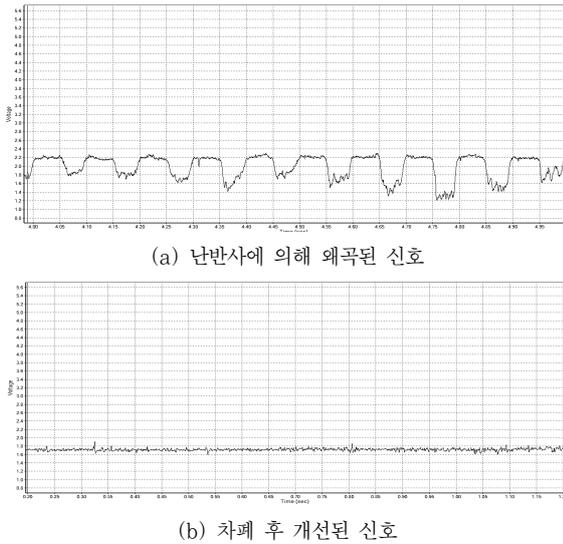


그림 4 차폐에 따른 시뮬레이터 측정 신호의 개선 효과

의한 신호 왜곡 현상까지 제거할 수 있었다. 개선사항을 반영한 이후에 취득한 데이터를 이용하여 정상 용접 HMM과 미용접 HMM을 만들었다. 데이터는 1초에 10,000번을 취득했으므로 약 6.5초간 약 65,000개의 데이터를 취득했다. 이 중 2초간의 정상용접 구간을 선택하여 정상 HMM을 학습시켰다. 특징벡터로는 AR 6차 모델의 계수를 선택하였다. 우선 1000개의 데이터로 AR 6차 모델을 구하여 그 계수를 하나의 6×1 특징벡터로 잡는다. 식 (1)의 하나의 관측벡터열을 구하기 위하여 3000개의 데이터에 대하여 50%씩 오버랩(overlap)시켜 1000개씩 잡으면 5개의 6×1 특징벡터를 구할 수 있고, 이는 하나의 관측벡터열이 된다. 이 방법을 2초간의 20000개의 데이터에 적용하면 여러 개의 관측벡터열을 구할 수 있다. 본 논문에서는 80%를 오버랩시켜 3000개씩 관측벡터열을 만들어 모두 28개의 관측벡터열을 구하여 HMM을 학습시켰다.

3.3 시뮬레이터에서의 용접부 진단 결과

3.3.1 정상용접 모델 적용을 통한 용접 불량 여부 검사

본 논문에서 제안한 기법의 검증을 위해 용접 정상/불량 판정, 미용접 여부 두 가지 검사 중 정상/불량 판정을 위한 테스트를 실시하였다. 제작한 시뮬레이터에서 변위 레이저 센서를 통해 용접부의 표면 거칠기를 측정 후 학습한 정상 용접 HMM으로 측정된 데이터의 라이클리후드를 계산하고 변화의 추이로부터 정상구간과 비정상구간을 구분하는 문턱값(threshold level)을 결정하였다. 프로그램 상에서 진단 결과값인 라이클리후드가 문턱값보다 작으면 문턱값이 표시된 선과 진

단결과 선으로 만들어진 면적에 색이 채워지도록 설정했다. 테스트한 제품은 시작부분과 끝부분에 결함이 있었다. 그림 5-(a)에서 하단의 진단 결과 용접불량 구간에서는 문턱값보다 낮은 값들이 나왔으며 정상용접 구간에서는 문턱값을 상회하는 값들이 나왔다. 따라서 불량 구간과 정상 구간을 명확하게 구분하는 것을 확인할 수 있었으며 구분된 구간을 이용하여 용접의 불량률 계산도 쉽게 이루어질 수 있다.

3.3.2 미용접 모델 적용을 통한 용접여부 검사

제품의 정상/불량 판정의 성능이 검증된 후 미용접 여부 검사를 테스트 해 보기 위해 시스템을 미용접 제품에 적용시켰다. 학습 구간은 그림 5-(b)의 상단 그래프에 색이 입혀진 구간으로 설정하였다. 미용접 제품을 측정된 데이터로부터 정상용접 HMM과 마찬가지로 2초 구간으로 학습을 하였고 미용접 제품을 측정된 데이터의 라이클리후드를 계산하였다. 그 결과 그림 5-(b)의 하단 진단결과를 얻을 수 있었다. 미용접 HMM으로 진단한 미용접 제품은 라이클리후드가 문턱값을 상회하는 값들이 나왔고 따라서 진단 결과만으로 이 제품

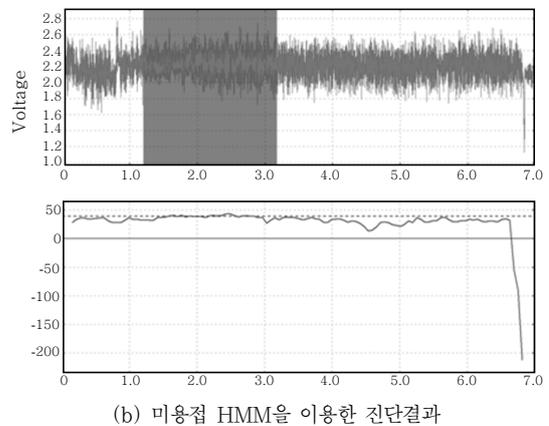
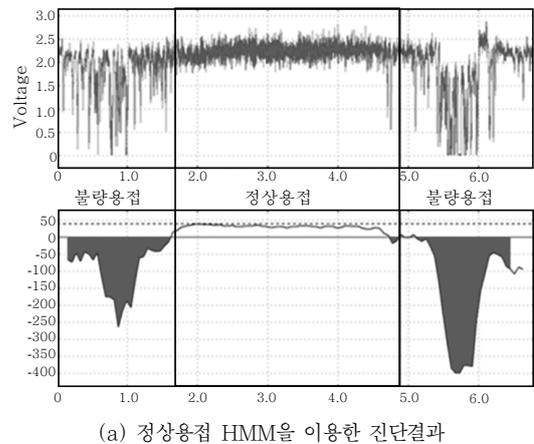


그림 5 시뮬레이터 측정신호의 정상용접/미용접 HMM 진단 결과

이 미용접이라는것을 확인할 수 있었다.

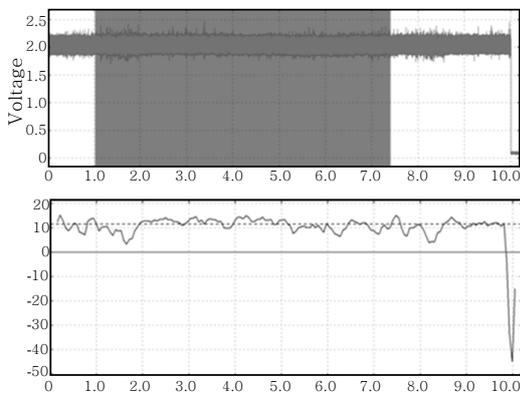
4. 현장 적용 및 측정 환경 개선

4.1 현장에서의 용접부 진단 결과

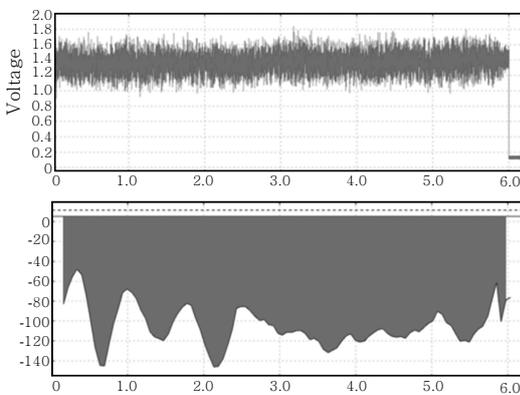
4.1.1 정상용접 모델 적용을 통한 용접 불량 여부 검사
 시뮬레이터에서 성능이 검증된 레이저 용접 품질 평가 기술을 현장에 적용시켰다. 정상용접 2초 구간을 학습해 만든 정상용접 HMM을 만들었고 측정된 데이터의 라이클리후드를 계산한 결과 그림 6-(a)의 하단과 같은 진단 결과를 얻을 수 있었다. 결과적으로 정상용접 모델로 정상용접 제품을 진단했을 때 시뮬레이터의 결과에 의해 결정한 문턱값을 상회하는 진단 결과를 얻을 수 있었다.

4.1.2 미용접 모델 적용을 통한 용접여부 검사

같은 방법으로 미용접 여부 검사 성능을 검증하기 위해 미용접 데이터로부터 2초 구간을 학습했고 제품에서 측정된 데이터 전체에서 추출한 특징벡터와의 라이클리후드를 계산한 결과 그림 6-(b)와 같이 시뮬레이터의 결과에 의거해 결정한 문턱값보다 낮은 라이클리후드를 보임을 확인했다. 그림 6-(b)만으로 용접 상태까지는



(a) 정상용접 HMM을 이용한 진단결과



(b) 미용접 HMM을 이용한 진단결과

그림 6 현장 측정신호의 정상용접/미용접 HMM 진단 결과

확인할 수 없지만 미용접이 아니라는 것은 확인할 수 있었다.

4.2 현장 측정 환경 개선 및 모델링

실제 현장에서 제품은 용접 유닛의 바깥에서 턴테이블에 부착되어있는 거치대 위로 로봇 팔에 의해 공급이 되고 턴테이블이 회전하며 그림 7 과 같이 용접 유닛의 내부에 위치하게 된다. 턴테이블의 회전이 완료되면 턴테이블 아래에 위치해 있는 모터가 거치대의 하단에 연결이 되고 회전을 시작한다. 그리고 그림 7 의 우측 상단에 위치한 용접기가 점선의 방향으로 하강하고 용접이 시작된다. 용접이 끝난 후에는 용접기가 우측 상단으로 돌아가고 거치대 아래에 결합된 모터가 해제된 후 턴테이블이 회전하여 제품은 용접유닛 밖으로 이동하게 된다. 이 과정에서 그림 7 의 중앙부 윗쪽에 위치한 변위 레이저 센서를 고정식으로 설치하였으며 차폐막은 기계적인 간섭을 피하기 위하여 테이블 회전시에는 후퇴하여 있다가 용접기가 이동할 때 동시에 수평으로 전진하며 측정부위를 차폐하여 용접연기와 스파크로부터 센서를 보호하고 튕니에 의한 난반사를 방지하도록 설치하였다.

용접기는 제품이 회전을 시작한 후 세 번의 가용접을 한 후 전체 용접을 실시한다. 변위 레이저 센서는 그림

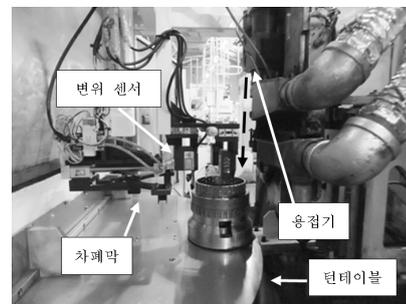


그림 7 현장 용접유닛 내부

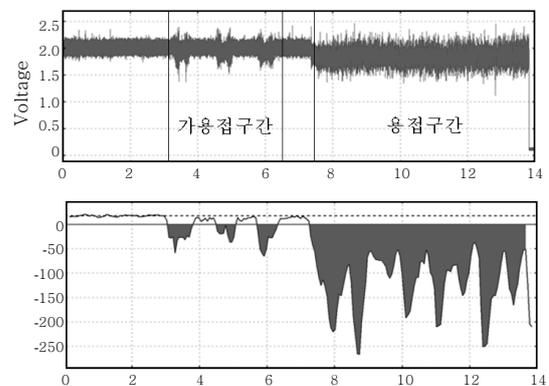


그림 8 현장에서 측정되는 신호

8 의 상단 그래프와 같이 용접기가 하강 한 후 측정을 시작해 용접이 완료되고 용접기가 상승을 하기 시작하는 시점에서 측정을 완료한다.

적용 과정에서 간헐적으로 진단결과에 이상 현상이 관측되었다. 신호에서 육안으로는 이상이 없었으나 진단을 실시했을 때 진단 결과에서 일정한 주기로 라이클 리후드가 아래로 떨어지는 현상이 발생하였다. 원인을 조사해 본 결과 제품 거치대 하부의 부품을 회전하는 모터의 연결부위에서 발생하는 간헐적인 이상 진동 현상이 주요 원인으로 추측되었고 인접한 갠트리 로봇의 작동에 따른 과다진동 또한 하나의 원인으로 추측되었다. 이러한 이상진동이 지속적으로 유지된다면 모델링 또는 필터링 등을 통해 처리가 가능하지만 간헐적으로 발생하는 일이라 모델에 포함을 시킬 수가 없었다. 따라서 현재는 이 문제를 해결하기 위해 용접유닛 내부가 아닌 외부 진동으로부터 독립된 별도의 측정 유닛에서 측정 및 진단을 실시하는 방안을 검토 중이다.

5. 결 론

본 연구에서는 변위 레이저 센서로부터 측정된 표면 거칠기 신호에서 AR모델 계수를 특징 벡터로 하여 모델링 된 HMM을 이용하여 승용차 동력장치 부품의 레이저 용접부위의 미용접 여부와 용접 합격/불합격 여부를 진단할 수 있는 새로운 용접부위 품질 평가 시스템을

을 소개하였다. 시뮬레이터를 통해 외란에 강인한 진단 성능을 확인하였고 이를 현장에 적용하여 성능을 입증하였다. 따라서 이상의 연구 결과로 HMM을 이용한 용접 부위의 용접 품질 평가 기술이 매우 효과적인 용접 결함 진단 기법이 될 수 있음을 보여주었다.

참 고 문 헌

1. Jang, M. Lee, J.M., Hwang, Y. and Song, J.B., 2012, Vibration Pattern Recognition of Gearbox Fault using Hidden Markov Model, 2011, Korean Society for Precision Engineering., **2**, 1077~1078 (in Korean)
2. Lee, J.M. and Hwang, Y., 2000, Diagnosis of machine signal using Hidden Markov Models, Proceeding of KSME Dynamic and control Division, KSME 00DC052, 130~236 (in Korean)
3. Lee, J.M., Hwang, Y., 2011, New Machine Conditioning Diagnosis Method Not Requiring Fault Data Using Continuous Hidden Markov Model, Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering. **21-2**, 146~153 (in Korean)
4. Lee, J.M., Hwang, Y. Kim, S.J., Song, C.S., 2003, Application of Hidden Markov Model Using AR Coefficients to Machine Diagnosis, The Korean Society for Noise and Vibration Engineering. **13-1**, 48~56 (in Korean)
5. 대한민국 특허 등록번호 10-1040926, 특허명 '기계의 결함 진단방법'(in Korean), 미국 특허명 'Method of Monitoring Machine Condition' 출원 중



- 황규환
- 1985년생
- KIST 학생연구원
- 용접 상태 모니터링
- e-mail : hkh@kist.re.kr



- 이종민
- 1963년생
- KIST 선임연구원
- 기계 상태 모니터링, 생체 신호 처리
- e-mail : ljm2293@kist.re.kr



- 황요하
- 1957년생
- KIST 책임연구원
- 디지털 신호처리, 기계 상태 모니터링
- e-mail : yoha@kist.re.kr



- 박명환
- 1958년생
- (주)로봇밸리 대표이사
- 용접 자동화, 로봇 자동화
- e-mail : robotvalley@robotvalley.kr