

IR 및 UV 신호를 이용한 용사 코팅 건전성 판정에 관한 실시간 모니터링

윤 충 섭*, 이 형 근**, 김 대 훈**

* 대전산업대학교 제어계측공학과

** 대전산업대학교 신소재공학과

1. 서론

알루미늄 엔진의 실린더 보어에 내마모성을 증가시키기 위하여 최근들어 가장 주목을 받고 있는 기술은 용사(thermal spray) 공정을 적용하는 것이다. 본 연구는 용사공정을 자동화하여 생산성 증대에 기여할 수 있는 용사 건전성을 실시간으로 검출하는 모니터링 기술 개발을 목적으로 하고 있다.

2. 실험장치 및 신호해석

Fig. 1은 실험장치의 개략도를 보여준다. 사용된 센서의 종류는 Table 1에 기술하였다.

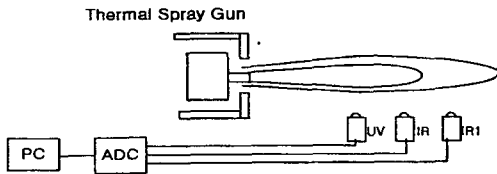


Figure 1. The experimental setup

Table 1. Specification of monitoring sensors

UV detector	Hamamatsu model G1961 Spectrum range : 190-550nm GaP photodiode
IR detector	Hamamatsu model B1720-02 Spectrum range : 0.8-1.8 μ m Ge photodiode
Thermopile(IR1)	EG&G Heimann TPM 434-T21 Spectrum rang 2 μ m-

코팅을 위한 용사분말은 다음과 같은 기준으로 선정하여 실험을 하였다. 첫 번째는 주철을 대체하여 보다 우수한 성능을 가질 수 있는 기지재료, 두 번째로 주철 내의 흑연의 고체 윤활 기능에 추가하여 우수한 내마모성을 확보할 수 있는 소재이다. 기지재료로서는 기존의 주철을 대체하기 위하여, 가격이 저렴하고 내부식성과 적절한 강도가 요구된다. 미국 Ford사에서 434 stainless 강을 기지재료로 사용하여 우수한 성능을 평가받은 바 있다. 본 연구에서는 434 stainless 강 용사분말을 구하기 어려워서, 이와 거의 같은 특성을 가지는 431 stainless 강 용사분말을 선정하였다. 주철 용

사분말의 경우에는 성능이 stainless 강에 비해 떨어지는 반면, 가격 면에서도 비슷하여, 기지재료로서 대상에서 제외하였다.

주철 내의 흑연의 고체 윤활제의 역할을 대처하고, 더욱 우수한 내마모 성능을 가질 수 있는 소재의 선정이 두 번째이다. 이 용사 소재로 Cr₂O₃, Cr₃C₂-20NiCr, B₄C 고체윤활제로 사용하였는데 이중 Cr₂O₃의 신호만을 획득하여 해석하였다. 용사 조건의 예는 Table 2.에서 보여준다.

Table 2. Experimental Coating

용사 가스	용사분말		실험명
Ar			11
Ar + H ₂			12
Ar + H ₂	Ni-5%Al	본딩 코팅	13
Ar + H ₂	SUS431	기지재료	14
Ar + H ₂	Cr ₂ O ₃	고체윤활	15
Ar + H ₂	SUS431 + Cr ₂ O ₃	기지재료 + 고체윤활	16

측정된 신호를 PC로 받아들이기 위하여 각각 포토다이오드에서 발생하는 미세한 전류신호를 전압으로 전환 증폭하기 위하여 앰프를 사용하여 ADC 보드에 알맞은 신호로 증폭시켰다. 증폭된 신호는 PC에 저장되어 신호해석에 사용되었다. 신호 획득 주기는 센서당 5kHz로 선정하였다.

Fig. 3은 획득된 신호 일부 구간과 4096개의 데이터를 이용한 FFT를 보여준다. 이 그래프는 신호성분의 일정한 값의 DC성분을 제거한 결과이다. UV 신호경우는 H₂가 첨가되지 않았을 때 일정한 주기를 가지고 맥동하는 것을 볼 수가 있는데 40Hz와 75Hz정도 주기를 가지고 있다. 반면 H₂가 용사가스로 포함되어 있으면 매우 안정된다는 것을 알 수 있다. IR의 경우는 H₂가 포함됨으로 410Hz 주위로 매우 복잡한 양상을 보임을 알 수 있다. 이는 수소는 UV에 안정을 기하지만, IR에는 매우 불안정하게 한다. 반면 IR1은 본딩레이어(t3)를 만드는 경우를 제외하고는 그 변화크기는 작다.

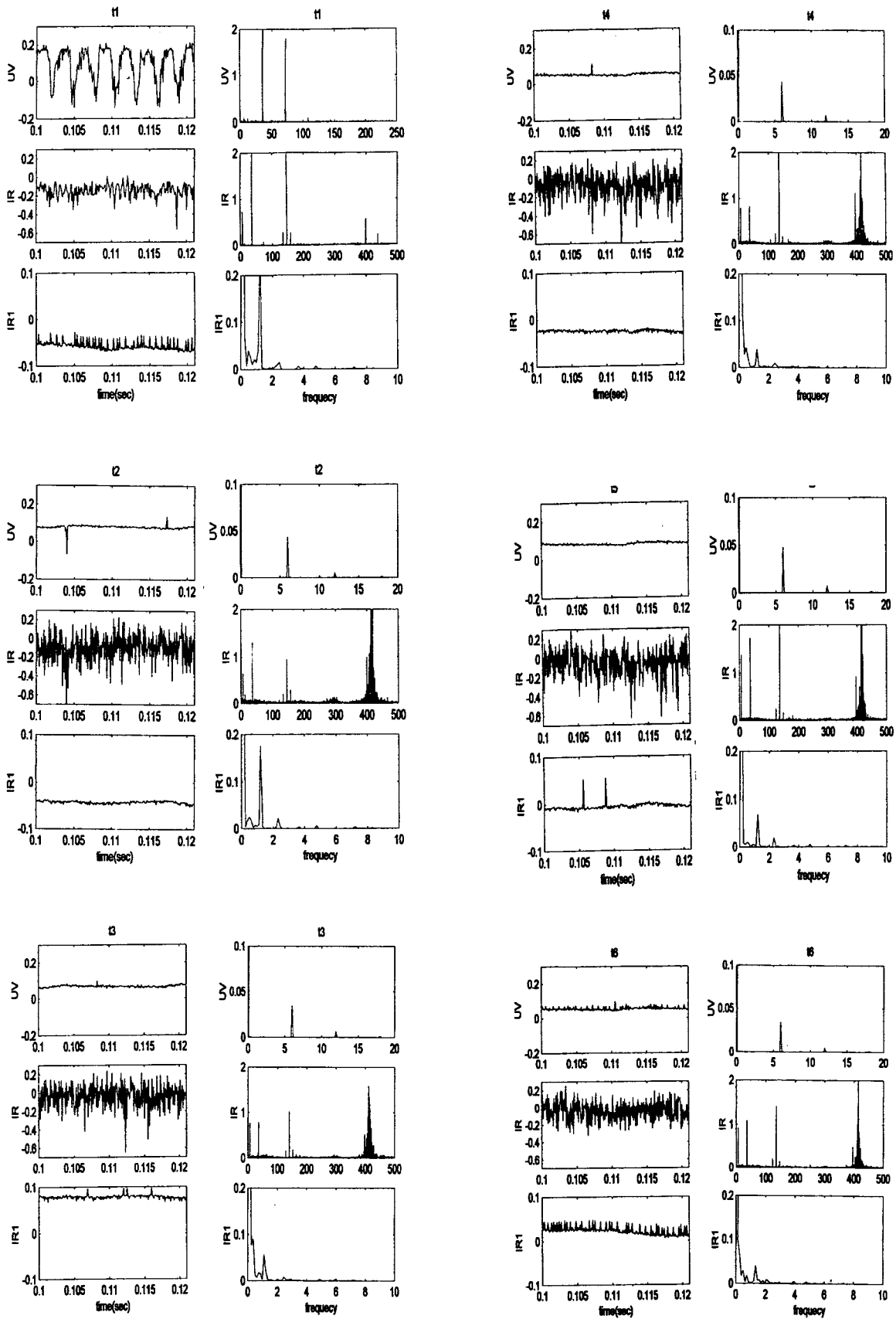


Figure 3. The time Series and the corresponding spectrum of tests

두 신호의 선형성 의존량을 나타내는 상관계수 (correlation coefficient)의 값은 Table 3에서 보여주는데 UV, IR, IR1은 매우 밀접한 관계(1에 가까울수록 선형적인 관계)를 보여주지만 서로를 구분하기에는 어렵다.

Table 3. The correlation coefficient

	UV-IR	IR-IR1
t1	0.8782	0.9997
t2	0.9961	0.9999
t3	1.0	1.0
t4	0.9947	1.0
t5	0.9996	0.9999
t6	0.9993	0.9993

이장에서는 주로 비선형의 불규칙한 현상을 선형으로 근사 시키기 위한 통계적 처리 기법을 이용하여 신호 특성을 규명하였지만, 이러한 방법은 비선형이 가지고 있는 풍부한 동적현상을 관찰하기에는 한계가 있다.

3. 비선형 시계열 해석

카오스 시스템에서 획득하는 신호는 비선형적이고 불규칙적이다. 그 데이터가 가지고 있는 결정론적(deterministic) 규칙성을 찾아내는 특징추출이 가능하다. 이러한 특징추출은 프랙탈 차수(fractal dimension), 엔트로피(entropy), 리아브노프 지수(Lyapunov exponent) 등이 있는데 이는 시계열 데이터를 재구성(reconstruct)으로만 가능하다. 이 재구성은 “고차원 역학계의 궤도는 그 속에 있는 임의의 한 성분 좌표 정보만으로 재구성(reconstruct)이 된다”라는 Tanken[1]의 이론에 의한 것이다. 그 이론의 개요는 다음과 같다.

센서로부터 획득한 스칼라 신호 ($s(j), j=1, \dots$)를 m 의 차수와 τ 의 시간 간격(time delay)으로 재구성할 때 재구성된 벡터 ($X(i)$)는 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$\vec{X}(1) = (s(1), s(1+\tau), \dots, s(1+(m-1)\tau))$$

$$\vec{X}(2) = (s(2), s(2+\tau), \dots, s(2+(m-1)\tau))$$

.....

$$\vec{X}(i) = (s(i), s(i+\tau), \dots, s(i+(m-1)\tau))$$

위와 같이 재구성된 벡터는 m 차원 공간에서 한 점을 형성하고, i 을 변화시키면 궤도(trajjectory)를 나타낼 수 있고 원래의 고차원 역학계(차원 l)의 궤도를 매끄럽게 변형(diffomorphism)한 것이 된다. 즉 재구성된 궤도

가 어트랙트(attractor)를 형성하면, 스칼라 신호 상에서 변형된 어트랙터가 나타난다. 여기서 m 을 임베딩(embedding, 매입)차원이라고 하고 원래의 역학계가 이 공간으로 임베딩 된다는 것을 의미하며 $m=2 \cdot l+1$ 로 선정하면 충분하다는 것을 증명하였다.

재구성하기 위하여는 시간지연과 임베딩차원을 구하는 것이 무엇보다 중요하다. 시간지연에 따른 상관적분(correlation integral) 값을 구하여 첫 번째 국부 최소점이 되는 점을 시간지연으로 선정한다[2,3]. 아래와 식과 같이 벡터 점 주위로 m 차원의 반경 r 인 구를 구성하여 이곳에 포함되어있는 점의 개수를 계산하는 방법이다.

$$C(r) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \Theta(r - |\vec{X}(i) - \vec{X}(j)|)$$

여기서 Θ 는 스텝함수(step function)이다. $|\cdot|$ 는 두 점사이의 유클리디안 거리를 나타낸다. Fig. 4은 8192의 데이터를 사용하여 시간지연에 따른 상관합을 나타내었다. 시간지연(delay)는 UV의 경우는 3으로, IR 및 IR1은 4로 선정하였다.

반면 임베딩 차원은 Kennel[4]이 제안한 FNN(false nearest neighbor)방법을 사용하였다. 임베딩 차원에서는 두 어트랙터 위의 점이 근점(nearest)하지만 임베딩 차원이 증가할수록 두 점은 근접점이 되지 않는다.

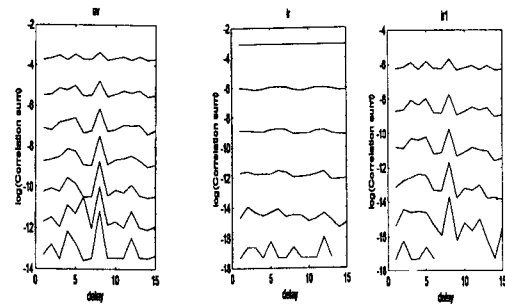


Figure 4. The correlation sums.

이처럼 임베딩 차원을 증가시키고 FNN이 0%가 되는 차원을 임베딩 차원으로 결정한다. Fig. 5은 FNN을 보여주는데 UV의 경우는 22, IR은 11, IR1은 21을 얻었다.

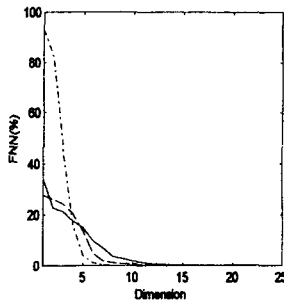


Figure 5. The FNN

(- - - : UV, ····· : IR, - · - · : IR1)

위로부터 구한 시간지연과 임베딩차원은 결정론적 규칙성인 프랙탈 차수(fractal dimension)[5], 엔트로피(entropy), 리아브노프 지수(Lyapunov exponent)[6]의 수치적인 값을 구하는 것은 가능하지만 많은 계산과 데이터를 요구하여 실시간으로 적용하기에는 어렵다.

본 연구에서는 SVD(Singular Value Decomposition)[7]을 용사에 적용하여 건전성을 판별하고자한다. 이 SVD는 PCA(Principal Component Analysis), Karhunen-Loeve Transformation, Empirical Orthogonal Function 등의 이름으로 같이 사용하고 있다.

시계열 데이터에 대한 $m \times m$ 의 covariance matrix를 다음과 정의된다.

$$Cov_{ij} = \frac{1}{N-m+1} \sum_{n=1}^{N-m+1} s(n-m+i) \cdot s(n-m+j)$$

여기서 N 은 적용된 데이터의 개수를 나타낸다.

Cov_{ij} 는 실수에 대칭이기 때문에 고유치값(eigenvalue)은 실수이고 고유치벡터(eigenvector)는 서로 직교(orthogonal)하다. Fig. 6은 t_4 , t_5 , t_6 에 대한 고유치 스펙트럼을 보여준다. 이 고유치값들의 제곱근을 고유치 벡터를 축에 대하여 반경으로 설정한 하이퍼 타원(Hyper-ellipsoid)으로 만들 때, 재구성된 모든 점들은 이 하이퍼 타원에 속하게 된다. UV, IR, IR1에 대한 고유치 값을 비교하여 보면 IR1의 경우 가장 큰 고유치 1개를 제외하고는 거의 영에 가까운 것을 알 수가 있다. 반면 UV와 IR는 그 분포가 몇 개의 큰 값을 제외하고는 같은 값을 가지기 때문에 거의 구에 가깝다고 할 수 있다.

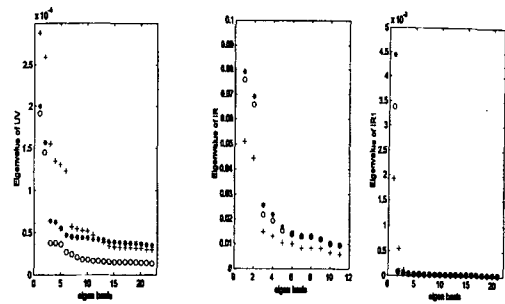


Figure 6. The eigenvalue spectrum.

(* : t_4 , o : t_5 , + : t_6)

본 연구에서는 용사에 대한 건전성을 실시간에 판정하기 위하여 다음과 같은 알고리즘을 적용하였다. 우선 용사 건전성이 좋은 t_6 에 대한 8096 데이터를 사용하여 $m \times m$ covariance matrix를 오프라인(off-line)구하여 ADC에서 획득한 신호를 이 covariance matrix를 통하여 고유치가 가장 큰 2개에 대한 프로젝션을 시킨다. Fig. 7는 2048 데이터의 IR과 IR1의 결과를 보여주는데, IR의 경우는 t_4 , t_5 , t_6 의 구분을 찾기가 어렵다. 이는 이들의 고유치 값이 비슷하기 때문이다. 반면 IR1의 경우는 분명히 구분이 가능하다. 프로젝션 방법 외에 $m \times m$ covariance matrix를 매핑(mapping) 함수를 이용하여 전자빔 용접의 결과를 구분할 수 있는 방법을 제시하였다[8].

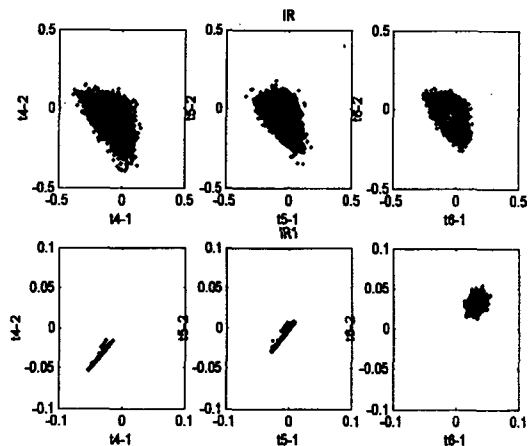


Figure 7. The 2-dim projection Image of the time series.

4. 결론

본 연구에서는 시계열의 SVD 방법을 사용하여 실시간으로 용사 건전성을 판단할 수 있는 방법에 대하여 연구하였다. 비선형 시계열 방법을 이용하면 선형 통계적 해석에서 나타나지 않는 동적 현상을 찾을 수 있다. 가령 IR1의 경우 선형

통계적 해석에서 구분되지 않았지만 SVD에서는 궤적이 형성한 도형 모양과 위치를 구분할 수 있다. 또한 도형의 중심, 면적, 모멘트 등으로 수치화를 할 수 있어 실시간으로 용사 건전성을 판별할 수 있다.

센서에 있어서 UV는 단지 수소의 판별에만 유용한 것으로 나타났고, IR은 t4, t5, t6를 구분하는데는 역부족이다. 반면 IR1은 다른 센서에 비하여 건전성을 판별하는데 월등하다. 그 이유는 고유치 값의 차이가 분명하기 때문이다.

Reference

- [1] F. Takens, "Detecting Strange Attractors in Turbulence", Springer lecture notes in mathematics, Vol. 898, pp. 366-381, 1981.
- [2] W. Liebert and H.G. Schuster, Proper Choice of the Time Delay for the Analysis of Chaotic Time Series, Physics Letters A, Vol. 142, No. 2,3, Dec. 1989, pp. 107-111.
- [3] H. Kantz and T. Schreiber, Nonlinear Time Series Analysis, Cambridge Nonlinear Science Series 7, Cambridge University Press, 1997.
- [4] M. B. Kennel and etc., Determining Embedding Dimension for Phase-space Reconstruction using a Geometrical Construction, Physical Review A, Vol. 45, No. 6, March, 1992, pp.3403-3411.
- [5] P. Grassberger and I. Procaccia, "Measuring the Strangeness of Strange Attractors", Physica 9D, 1983, pp. 189-208.
- [6] A. Wolf and etc., "Determining Lyapunov Exponents from a Time Series", Physica 16D, 1985, pp. 285-317.
- [7] D.S. Broomhead and G.P. King, "Extracting Qualitative Dynamics from Experimental Data", Physica 20D, 1986, pp.217-236.
- [8] C. S. Yoon and B. Ryu, "Analysis of Ion and X-ray Time Series Measurements of Electron Beam Welding for Development of on-line Monitoring", IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, Aug. 1999.