

상관함수 기반 굴삭기용 과부하 검출 기법

An Overload Detecting Method for an Excavator Based on the Correlation Function

유 창 호, 고 남 곤, 최 재 원*, 서 영 봉

(Chang Ho Yu, Nam Kon Ko, Jae Weon Choi, and Young Bong Seo)

Abstract: In this paper, an overload detecting algorithm for an excavator is presented. The proposed overload detecting algorithm is based on the time series analysis especially correlation function. The main purpose of this paper is to prevent damage or crack from the fatigue loaded on an excavator in advance. Generally, the larger data, the longer processing time, and the amount of the data used in this paper are also large, especially every sampling period, 1600 data are gathered and calculated. So this paper focuses on minimizing the number of required sensors by using the correlation function. From the cross correlation function, similar pattern sensors are eliminated and dissimilar pattern sensors are considered, and from the auto correlation function, the overload can be detected. To prove the efficiency of the proposed overload detecting algorithm, this paper shows the computer simulation results.

Keywords: overload detecting, time series analysis, excavator, auto correlation function, cross correlation function

1. 서론

오늘날 다양한 대형 구조물의 증가는 대형 구조물을 구축하기 위한 중대형 건설장비들의 사용을 촉진시키고 있으며, 극지 및 오지에서의 다양한 작업을 수행하기 위한 중대형 건설장비의 사용 빈도 또한 점차 증가되고 있다. 이러한 중대형 구조물 장비의 경우, 구조물의 손상에 의하여 많은 인적, 경제적 손실이 따르므로 작업시 발생할 구조물 손상의 사전 방지에 관한 많은 관심이 모아지고 있다. 이미 선진국에서는 1959년 노후 항공기의 안전 대책을 위하여 구조물 건전성에 대한 연구가 시작되었으며, 그 이후 대형 구조물의 건전성 모니터링에 관하여 산업계는 물론 학계에서 다양한 연구결과가 발표되고 있다. 구조물의 건전성 모니터링이란 구조물에 가해지는 외부의 작은 부하에서 시작하여 충격과 아울러 피로에 의한 크랙 검출까지를 포함하는 구조물 전반의 건전성에 대한 상태 감시를 말한다. 구조물 건전성 모니터링은 최초 노후 항공기의 안전성 문제 검토에서 시작되었다. 20년을 넘긴 항공기는 오랜 운용 환경으로 부식, 피로에 의한 기계적 수명이 초과되어 기체의 구조물 안전성에 문제가 발생하였다. 이 문제는 초창기 항공기에서 시작하여 나아가 교량 등 대형 구조물을 포함하는 전반적인 시설에 이르기까지 범위를 넓혀 다양한 구조물의 건전성 검토에까지 이르게 되었고, 이러한 문제를 해결하기 위한 다양한 방법이 적용되고 있다. 일례로 많은 인명 피해를 물론 경제적인 피해를 초래한 1994년 성수대교 붕괴 사고

이후, 교량형 구조물의 건전성 모니터링을 위하여 다양한 종류의 센서가 적용된 스마트형 교량이 건축되었다.

일반적으로 대형 구조물의 건전성 검사를 위해 표 1과 같은 센서를 이용하여 모니터링을 수행하는데 본 논문의 대상 시스템인 굴삭기의 건전성 평가를 위해 그림 1과 같이 굴삭기를 구성하는 붐(boom), 암(arm), 그리고 버킷(bucket) 부위에 스트레인 게이지를 부착하여 작업시 과부하에 따르는 굴삭기의 건전성 모니터링을 수행한다.

각종 건설 공사현장에서 굴토 및 굴착 작업에 폭넓게 사용되는 건설 중장비인 굴삭기는 다기능성과 경제성 등의 장점으로 인해 건설 중장비 중에서 가장 많이 사용되는 장비이다[1,2]. 굴삭기의 작업의 종류는 굴삭, 파쇄, 지균, 호파기, 상차, 기중작업 등으로 나눌 수 있으며 작업의 종류에 따른 용량한계도 다양하다. 그러나 현장에서 작업하는 굴삭기 운전자들은 굴삭기의 용량한계에도 불구하고 작업을 계속 진행함으로 인해 외팔보 구조인 붐과 암에 과부하(overload)를 발생시켜 구조물 손상이 발생할 가능성이 아주 높다. 물론 이를 방지하기 위하여 주기적인 점검이 이루어지지만, 구조물 손상에 대한 근본적인 해결책이라 볼 수 없다. 결국 그림 1과 같이 굴삭기를 구성하는 붐, 암, 버킷 부분에는 과부하로 인한 피로(fatigue)의 축적에 의해 크랙(crack)이 발생하여 굴삭기의 고장 및 파손 등과 같은 안전

표 1. 구조물 검사에 사용되는 대표적 센서.

Table 1. Representative sensors used to check the safety of structures.

측정 대상	대표적 센서	측정 원리
변형률	스트레인 게이지	구조물의 변형 측정
충격 및 진동	가속도 센서	충격으로 인한 진동 측정
미소 크랙	Acoustic Emission 센서	미소 크랙 시 발생하는 음향방출 신호 측정

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2009. 10. 9., 수정: 2010. 3. 18., 채택확정: 2010. 5. 7.

유창호: 부산대학교 지능기계공학과(changhoyu@pusan.ac.kr)

고남곤: 삼성 SDS(knk5707@naver.com)

최재원: 부산대학교 기계공학부(choijw@pusan.ac.kr)

서영봉: 부산대학교 공학교육혁신센터(ybseo@pusan.ac.kr)

※ 본 논문은 지식경제부와 한국산업기술진흥원의 전략기술인력양성사업으로 수행된 결과임.

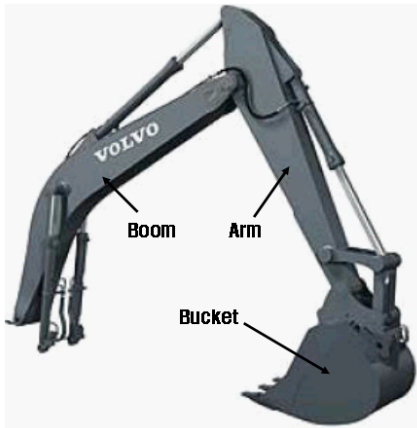


그림 1. 굴삭기 매니플레이터 구조.
Fig. 1. Manipulator structure of an excavator.

문제가 발생하게 된다[3-7]. 따라서 사전에 과부하를 검출하여 운전자에게 경고를 줌으로써 시간적, 경제적 손실을 최소화할 수 있을 것으로 기대할 수 있다.

시계열 분석(time series analysis)에서 다루고자 하는 자료들은 여러 학문 분야에서 사용되는데, 예를 들어 경제학적 관점에서는 국민총생산, 물가지수, 종합주가지수 등이 있고, 과학적 측면에서는 강우량, 태양의 흑점, 실험 및 관측 자료 등이 있다. 이와 같이 연도별, 계절별, 월별, 일별 또는 보다 작은 시간대로서 시, 분, 초별로 시간의 흐름에 따라 순서대로 관측되는 자료를 시계열 자료라고 한다[8,9]. 시계열들은 생성되는 특성에 따라 연속적으로 생성되는 연속 시계열(continuous time series)과 이산적 시점에서 생성되는 이산 시계열(discrete time series)의 두 경우로 나누어 생각할 수 있다. 많은 시계열들이 실제로는 연속적으로 생성되고 있으나, 일정한 시간 간격을 두고 관측되므로 이산 시계열 자료의 형태를 지니고 있는 경우가 많다. 시계열 자료를 분석하는 목적은 크게 두 가지로 나눌 수 있는데, 그 첫째는 과거 시계열 자료의 패턴이 미래에도 지속적으로 유지된다는 가정 하에서, 현재까지 수집된 자료들을 분석하여 미래에 대한 예측을 하는 것이다. 둘째로는 시계열 자료가 생성된 시스템 또는 확률과정을 모형화하여 시스템 또는 확률과정을 이해하고 제어할 수 있도록 하는 것이다.

본 논문에서는 굴삭기의 다양한 작업 종류 중 굴삭작업시 발생하는 과부하로 인한 고장 및 파손 현상을 사전에 방지하기 위해 (주)볼보건설기계코리아에서 제공한 센서 데이터를 바탕으로 시계열 분석(time series analysis)에 기반하여 효과적인 굴삭기용 과부하 검출 알고리즘을 제시한다. 구체적으로 굴삭기 암 부위에 상관함수(correlation function) 즉, 자기상관함수(auto correlation function)와 상호상관함수(cross correlation function)를 적용하여 효과적으로 과부하를 검출한다. 그리고 제안된 알고리즘에 대해 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 그 성능을 평가한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 (주)볼보건설기계코리아에서 제공한 29톤급 굴삭기의 굴삭작업 센서 데이터를 분석하여 최대 인장 및 압축 변형률이 자주 발생하는 센서부위를 조사한다. III 장에서는 본 논문에서 제시하

는 상관함수에 기반한 과부하 검출 알고리즘에 대해 기술한다. 그리고 IV 장에서 시뮬레이션을 통해 제안한 기법의 성능을 평가하고 마지막으로 V 장에서 본 연구의 결론을 맺는다.

II. 29톤급 굴삭기 센서 데이터 분석

본 연구를 위해 (주)볼보건설기계코리아에서는 29톤급 굴삭기의 붐과 암에 16채널의 스트레인 게이지를 부착하여 실험을 수행하였다. 구체적으로 암 부위에 센서 S113부터 S118까지의 6채널의 스트레인 게이지를, 붐 부위에 센서 S119부터 S128까지의 10채널의 스트레인 게이지를 부착하였다. 부착된 스트레인 게이지를 통해 각 부위의 변형률을 분석함으로써 최대 인장 및 압축 하중이 발생하는 부위를 검출할 수 있다. 최대 인장 및 압축 하중이 중요한 이유는 건설 장비의 특성상 최대 인장 및 압축 하중이 발생하는 부위에 계속적으로 하중이 작용할 경우 그 부위의 피로가 누적되어 결과적으로 결함이나 파손이 나타나기 때문이다. 따라서 본 논문에서는 굴삭기의 결함이나 파손을 사전에 방지하고자 최대 인장 및 압축 하중 데이터를 판단의 근거로 삼아 과부하 검출 알고리즘을 제한한다.

16채널의 스트레인 게이지의 부착위치는 붐 부위의 경우 그림 2, 3과 같으며, 암 부위의 경우 그림 4와 같다. 스트레인 게이지를 이와 같은 부위에 부착한 배경은 (주)볼보건설기계코리아의 실차 실험을 통해 실제 현장 작업시 파손이 가장 많이 발생하는 부위라는 실험적 근거에 바탕을 두었다.

1. 각 센서별 변형률

본 논문에서는 굴삭기에 설치된 16채널의 스트레인 게이지 정보 중에서 암 부위에 설치된 6채널의 스트레인 게이지 출력 정보를 분석한다. 암의 6채널 스트레인 게이지에서



그림 2. 붐 부위의 센서 부착 위치(a).
Fig. 2. Sensor positions on the boom(a).

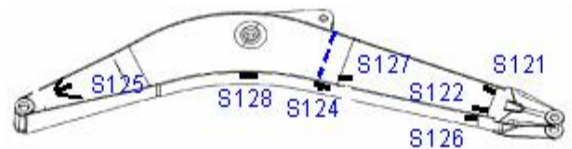


그림 3. 붐 부위의 센서 부착 위치(b).
Fig. 3. Sensor positions on the boom(b).

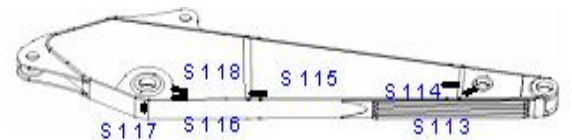


그림 4. 암 부위의 센서 부착 위치.
Fig. 4. Sensor positions on the arm.

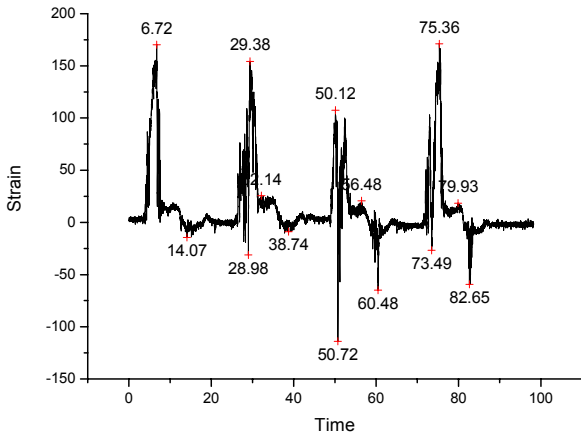


그림 5. 센서 S113의 변형률.
Fig. 5. Strain for the sensor S113.

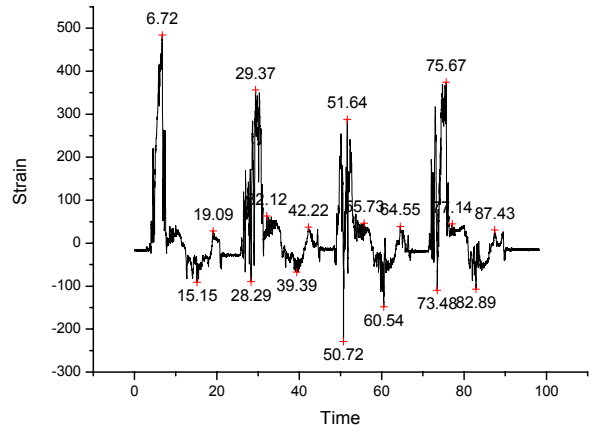


그림 8. 센서 S116의 변형률.
Fig. 8. Strain for the sensor S116.

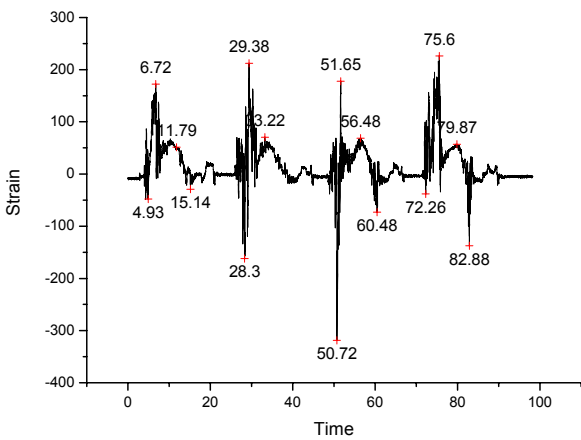


그림 6. 센서 S114의 변형률.
Fig. 6. Strain for the sensor S114.

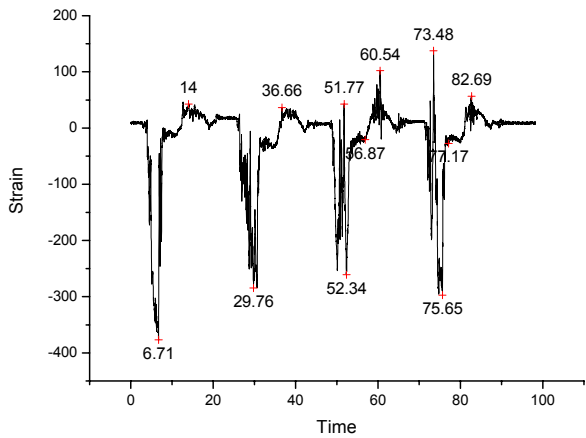


그림 9. 센서 S117의 변형률.
Fig. 9. Strain for the sensor S117.

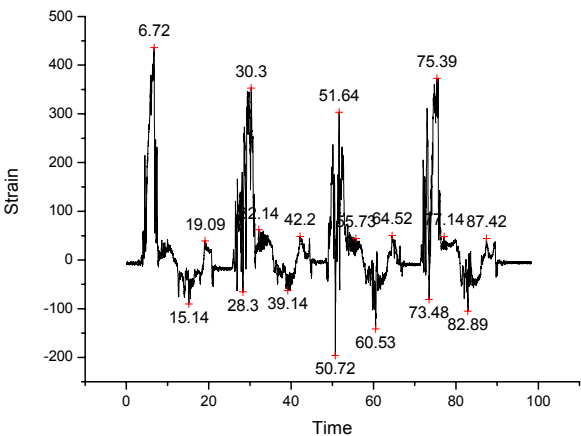


그림 7. 센서 S115의 변형률.
Fig. 7. Strain for the sensor S115.

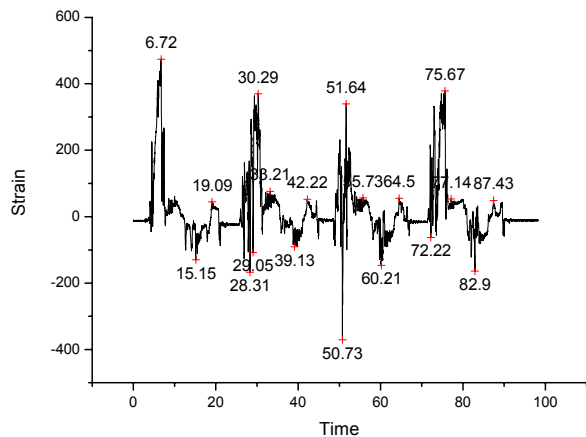


그림 10. 센서 S118의 변형률.
Fig. 10. Strain for the sensor S118.

얻어진 데이터를 바탕으로 변형률 특성을 도시하면 그림 5 부터 그림 10과 같다. 그림에서 알 수 있듯이 모든 그래프가 약 20초의 간격으로 일정한 패턴을 보이는 것을 알 수 있는데 그 이유는 실차 테스트시 20초의 주기를 가지고 굴삭작업을 동일하게 반복하여 수행하였기 때문이다. 각 그래

프에서 최대값 또는 최소값이 나타나는 부분은 굴삭기가 지면과 맞닿을 때의 충격에 의해 발생하는 변형률을 나타낸다.

굴삭작업시 굴삭기는 붐, 암, 그리고 버킷 부위에 수직 하중이 가해지는 그림 11과 같은 외팔보 구조로 생각할 수

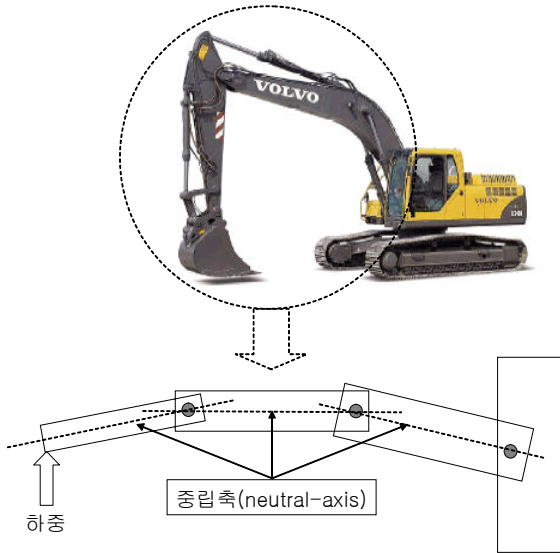


그림 11. 굴삭기 매니플레이터의 외팔보 구조로의 근사화.
 Fig. 11. Approximation of an excavator manipulator to the cantilever structure.

표 2. 암 부위의 변형률 비교.

Table 2. Comparison of strains on the arm.

센서	시간 (초)	최대 인장 변형률[μm]	시간 (초)	최대 압축 변형률[μm]
S113	75.36	171.1414	50.72	-113.93925
S114	75.6	226.01826	50.72	-318.56484
S115	6.72	436.22455	50.72	-195.78948
S116	6.72	474.35932	50.72	-228.57608
S117	73.48	137.42469	6.71	-376.9296
S118	6.72	484.12554	50.73	-371.11641

있으며 외팔보의 중립축(neutral-axis)을 기준으로 상단에는 압축 하중, 하단에는 인장 하중이 가해지는 형태가 된다. 따라서 그림 5, 6, 7, 8과 그림 10은 설치된 센서의 위치가 인장 응력을 받는 부위이므로 양의 최대값을 가지게 되며, 그림 9에서 보듯이 센서의 위치가 압축 응력을 받는 부위는 음의 최대값을 가지게 된다.

2. 최대 인장 및 압축 변형률

본 논문에서는 최대 인장 및 압축 변형률이 발생하는 부위에 과부하가 가장 많이 인가된다는 가정 하에 최대 인장 및 압축 변형률을 기반으로 과부하 검출 알고리즘을 제안한다. 따라서 앞에서 살펴본 각 부위별 변형률을 바탕으로 최대 인장 및 압축 변형률 발생부위를 판단하는 것은 매우 중요하다.

암에 작용하는 응력에 의한 변형률 수치를 센서 위치별로 정리해 보면 표 2와 같다. 표 2에서 살펴보듯이 암 부위에서는 S118 센서에서 최대 인장응력에 의해 484.12544 μm 의 최대 인장 변형률 수치를 보이고, S117 센서에서 최대 압축응력에 의해 376.9296 μm 의 최대 압축 변형률 수치를 보이는 것을 알 수 있다. 따라서 최대 변형률이 발생하는 S118과 S117 센서 데이터를 더 가중하여 판단에 활용하며 시뮬레이션에 고려한다.

III. 상관함수를 이용한 과부하 검출 알고리즘

신호간의 상관관계를 수학적으로 표현하기 위해 상관함수를 정의하는데, 동일한 신호에 대해서는 자기상관함수, 서로 다른 두 신호에 대해서는 상호상관함수를 통해 상관관계를 해석할 수 있다. 시간영역에서 신호의 상관관계를 나타내는 상관함수를 푸리에 변환하여 주파수영역에서 해석해보면 스펙트럼 밀도함수(spectral density function)와 연관성을 가짐을 볼 수 있다. 즉, 상관함수는 시간영역에서는 신호의 상관관계를 나타내는 함수가 되고 주파수영역에서는 그 신호가 포함하고 있는 에너지의 분포를 나타내는 함수가 되는데 이 관계를 Wiener-Khinchine 정리라고 한다 [10].

본 장에서는 상관함수에 기반하여 굴삭기 암 부위에 작용하는 과부하를 검출하는 알고리즘을 제시한다. 상관함수를 이용한 과부하 검출 알고리즘은 굴삭작업의 매 20초 주기마다 상호상관함수를 이용하여 최적의 센서조합을 도출한 후, 센서조합에 포함된 센서 각각에 대하여 매 주기마다 자기상관함수를 통한 신호의 상관도를 분석하여 과부하를 검출한다.

1. 상호상관함수 기반 최적 센서조합

상호상관함수는 함수 $x(t)$ 를 함수 $y(t)$ 에 대하여 지연 시간 τ 만큼 변이시킨 후 두 함수를 곱하고 이를 $-\infty$ 에서 $+\infty$ 까지 적분하는 것으로써 연속시간에 대해서는 식 (1), 이산시간에 대해서는 식 (2)로 정리할 수 있다.

$$\gamma_{xy}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)y(t+\tau)dt \quad (1)$$

$$\gamma_{xy}(\tau) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(k)y(k+\tau) \quad (2)$$

여기서, τ 는 지연 시간이다.

그리고 상호상관함수를 두 함수의 총 에너지의 곱의 제곱근으로 나눈 것을 정규 상호상관 또는 상호상관 계수라 하며 식 (3)으로 정리할 수 있다.

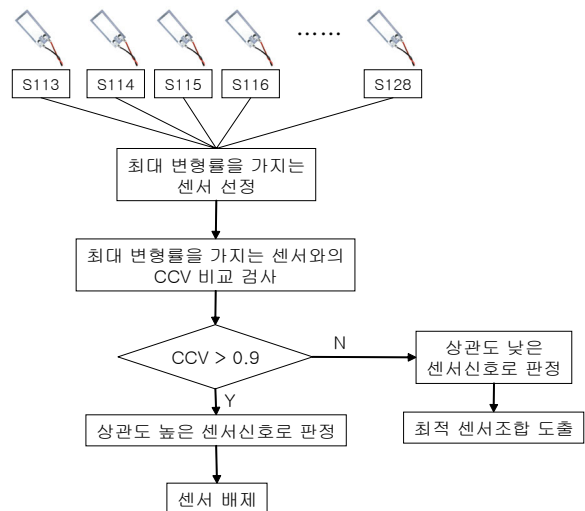


그림 12. 상호상관함수를 이용한 최적 센서조합 알고리즘.
 Fig. 12. Algorithm for optimal sensor choice based on the cross correlation function.

$$\gamma_{xy}(\tau)_{norm} = \frac{\gamma_{xy}(\tau)}{\sqrt{\gamma_{xx}(0)\gamma_{yy}(0)}} \quad (3)$$

상호상관지수(CCV: Cross Correlation Value)는 두 시계열의 유사성 및 선형성의 척도로서 정규 상호상관지수는 -1에서 +1 사이의 값을 가지며, +1일 경우는 두 시계열이 완전히 일치함을 뜻하고, -1일 경우는 모양은 동일하나 위상이 역전된 경우를 나타내며, 0인 경우는 두 시계열 사이의 유사성이 전혀 없음을 말해준다. 따라서 CCV를 통해 센서들간의 상호연관성을 해석할 수 있으며 센서들간의 CCV 검사를 수행하여 작업종류별 최적의 센서조합을 선정할 수 있다.

그림 12는 굴삭작업의 매 20초 주기마다 각 센서들간의 CCV 검사를 통해 상관 및 비상관 센서들을 분류하여 과부하 검출을 위한 최적의 센서를 조합하는 알고리즘을 도시하고 있다. 최대 인장 및 압축 변형이 발생하는 부위에 과부하가 발생한다는 가정아래, 여러 채널의 센서 데이터 중 최대 변형률을 발생시키는 센서 데이터를 기준으로 각각의 센서 데이터와의 CCV를 검사한다. CCV가 0.9의 자기상관지수 임계값(threshold) 즉, 90% 이상의 상관관계를 보이는 센서는 최대 변형률을 발생시키는 센서와 유사한 신호를 보내준다고 판단하여 결과적으로 최적 센서조합에서 배제하고, 90% 미만의 상관관계를 보이는 센서는 최대 변형률 발생 센서와 관계없는 신호를 보내준다고 판단하여 최종적으로 최적 센서조합에 포함하게 된다. 본 논문에서는 0.9의 CCV 임계값을 설정하였는데, 이 값은 최적 센서조합에 필요한 센서의 수를 결정짓는 설계 변수이다.

표 3은 최대 변형률을 발생시키는 센서가 S114라고 가정했을 때 각각의 센서 신호와의 CCV를 비교한 결과를 정리한 것이다. S114 센서와 S113 센서의 CCV는 0.7218이므로 자기상관지수 임계값 0.9보다 작으므로 두 센서 신호는 서로 다른 성격을 가진다고 판단하여 두 센서 정보 모두 필요하다는 결론을 내리게 된다. 그리고 S114 센서와 S128 센서 신호를 비교해볼 때 CCV가 0.9572이며 이 값은 자기상관지수 임계값 0.9보다 크므로 신호 유사성이 90%를 넘어선다고 판단하여 결과적으로 하나의 센서 정보만 받아들여도 충분하다는 결론을 내리게 된다.

결과적으로 과부하 검출을 위해 모든 센서 정보들을 사용할 필요 없이, 각 센서 신호들의 상호 연관성 분석을 통해 최소한의 센서 정보들로 구성된 최적의 센서조합을 선정할 수 있다. 본 논문에서는 최적의 센서조합을 위해 기본적으로 최대 변형률을 발생시키는 센서를 일차적으로 포함시키고, 최대 변형률 발생 센서와의 CCV가 0.9보다 작은 센서들로 최적의 센서조합을 구성한다. 최적의 센서조합 도

표 3. 최대 변형률을 가지는 센서와의 CCV 비교.

Table 3. CCV comparison with the max. strain sensor.

	S113	S114	...	S128
S113		0.7218		0.3223
S114	0.7218			0.9572
⋮				
S128	0.3223	0.9572		

출 알고리즘은 기존의 모든 센서를 사용하여 계산하는 결과보다 계산량을 줄여주어 결과적으로 처리속도를 향상시켜 주는 효과를 얻을 수 있다.

이 결과는 CCV 임계값을 0.9로 설정하여 얻은 결과이며, 만약 CCV 임계값을 더 크게 설정한다면 최적 센서조합을 구성하는 센서의 개수가 많아져 결과적으로 더 많은 계산량을 요구하게 되지만, 더 많은 센서들을 통한 과부하 검출이 이루어지게 되므로 과부하 검출을 높일 수 있는 효과를 줄 수 있다. 반면에 CCV 임계값을 더 작게 설정한다면 최적 센서조합을 구성하는 센서의 개수가 작아져 결과적으로 계산량 감소의 효과를 얻을 수 있는 반면, 더 적은 센서들을 통한 과부하 검출이 이루어지게 되므로 과부하 검출이 어려워질 수 있는 단점이 있다. 따라서 과부하 검출 확률과 계산량을 고려하여 CCV 임계값을 설계해야 할 것이다.

2. 자기상관함수 기반 과부하 검출

상호상관함수의 특수한 경우로 어떤 함수의 자기 자신에 대한 상관관도를 나타낸다. 자기상관함수는 보통 정규화하여 정규 자기상관함수라 말하며, 연속시간의 경우 식 (4), 이산시간의 경우 식 (5)로 정리할 수 있다.

$$\gamma_{xx}(\tau) = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} x(t)x(t+\tau)dt}{\int_{-\infty}^{\infty} x^2(t)dt} \quad (4)$$

$$\gamma_{xx}(\tau) = \frac{\sum_{k=-\infty}^{\infty} x(k)x(k+\tau)}{\sum_{k=-\infty}^{\infty} x^2(k)} \quad (5)$$

여기서, τ 는 지연 시간이다.

자기상관함수는 과거의 값으로부터 미래의 값을 어느 정도 예측 가능한가, 또는 τ 만큼의 지연시간 후에 파형이 현재의 값에 따라 어떻게 변하는지를 나타내는 통계학적 측정량이다. 따라서 자기상관함수는 어떤 함수의 주기성을 측정하는 것으로 생각할 수 있다. 자기상관함수는 항상 실수값을 갖는 우함수(even function)이며 $\tau=0$ 에서 최대값을 갖는다. 이를 수식으로 나타내면 식 (6), (7)과 같다.

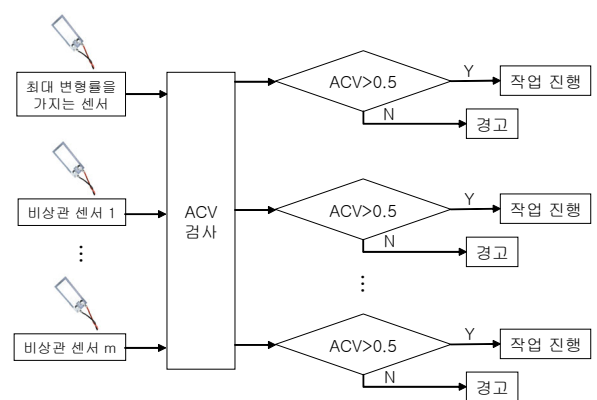


그림 13. 자기상관함수를 이용한 과부하 검출 알고리즘.

Fig. 13. Algorithm for overload detection based on the auto correlation function.

$$\gamma_{xx}(-\tau) = \gamma_{xx}(\tau) \tag{6}$$

$$\gamma_{xx}(0) \geq |\gamma_{xx}(\tau)| \tag{7}$$

자기상관함수는 하나의 센서에서 나오는 신호의 시간의 변화에 따른 상관관계를 보여주는 지표로써 자기상관지수 (ACV: Auto Correlation Value) 분석을 통해 굴삭기에 가해지는 연속적인 과부하로 인한 크랙 발생의 조기 감지가 가능하다.

자기상관함수를 이용한 과부하 검출 알고리즘을 도시하면 그림 13과 같다. ACV 검사에 사용되는 센서들은 앞 절에서 얻은 최적 센서조합에 포함되는 센서들로 구성되며, 최대 변형률을 가지는 센서 및 최대 변형률을 가지는 센서와의 CCV가 0.9보다 작은 m 채널의 비상관 센서들로 구성된다. 이 센서 데이터를 기반으로 굴삭작업의 매 20초 주기마다 ACV 검사를 수행한다. ACV가 상호상관지수 임계값 0.5보다 크면 작업을 계속하고 그렇지 않으면 경고 또는 정지 명령을 준다. 여기서 ACV가 0.5보다 크다는 의미는 이전 시간의 센서 데이터와의 상관성이 50%를 넘어선다는 의미이며 이것은 그 센서의 신호가 기존의 신호와 유사하게 들어온다는 것을 의미한다. 앞 절의 CCV 임계값 설정과 마찬가지로 본 논문에서 설정한 0.5의 ACV 임계값 역시 설계 변수이다. 만약, 센서 부위에 이상신호가 감지되면 즉, 과부하가 들어오게 되면 일반적으로 기존의 센서 데이터와는 다른 형태의 데이터가 들어오는 경우로 생각할 수 있으며 따라서 ACV가 0.5보다 작은 값을 보여 굴삭기 작업자에게 경고 또는 정지 명령을 주게 된다. 마찬가지로 최적 센서조합을 구성하는 다른 센서들도 그림 13과 같은 과부하 검출 알고리즘을 통해 20초 주기마다 각각의 센서부위의 과부하를 검출하게 된다.

만약 ACV 임계값을 0.5보다 크게 설정한다면 과부하 검출에 민감하게 반응하게 되어 오경보(false alarm)를 유발하는 단점이 있고, 0.5보다 작게 설정하면 과부하 검출에 둔감하게 반응하여 실제 과부하 발생 시 경보를 해주지 못하는 단점이 있다. 따라서 과부하 검출 및 오경보 확률을 고려하여 적절한 ACV 임계값을 설계해야 할 것이다.

IV. 시뮬레이션

본 논문의 시뮬레이션을 수행하기 위해 굴삭기 암에 부착된 6채널의 센서 데이터를 사용하였으며 각 센서들의 부착 위치는 그림 14와 같다. 그리고 최적 센서조합 선정을 위해 CCV 검사를 위한 임계값은 0.9, 그리고 ACV 검사를 위한 임계값은 0.5로 설정하였으며 S113 센서에 그림 15와 같은 과부하가 약 120초 이후(주기 7)에 들어온다고 가정하고 시뮬레이션을 수행하였다.

표 2에서 얻은 결과로 S118 센서가 최대 변형률을 가지는 것을 알 수 있으며, 이를 바탕으로 제시된 알고리즘에 따라 S118 센서를 기준으로 각 센서들과의 CCV 비교를 수행하면 그림 16과 같은 결과를 얻을 수 있다. 그림 16에서 얻어진 각 센서들과의 CCV 결과를 확대 도시하면 그림 17과 같으며, CCV 결과에서 시간지연이 0일 때의 값들을 정리해보면 표 4와 같다. S118에 대한 각 센서들의 CCV들

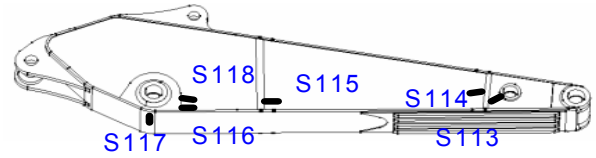


그림 14. 시뮬레이션에 적용된 암에 부착된 센서들 위치.

Fig. 14. Sensor positions on the arm for simulations.

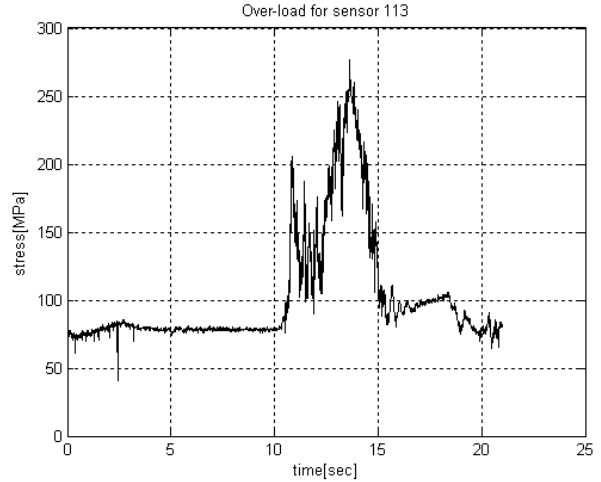


그림 15. 시뮬레이션 수행을 위해 인가된 과부하.

Fig. 15. Overload for the simulation.

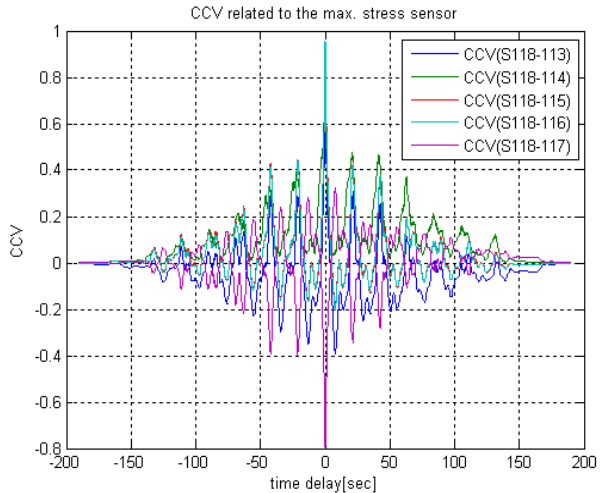


그림 16. S118 센서에 대한 CCV 검사 결과.

Fig. 16. CCV check results related with S118 sensor.

표 4. S118 센서에 대한 CCV 검사 결과(시간지연: 0).

Table 4. CCVs compared with S118(time delay: 0).

	S113	S114	S115	S116	S117	S118
S113						0.72
S114						0.84
S115						0.95
S116						0.96
S117						0.32
S118	0.72	0.84	0.95	0.96	0.32	

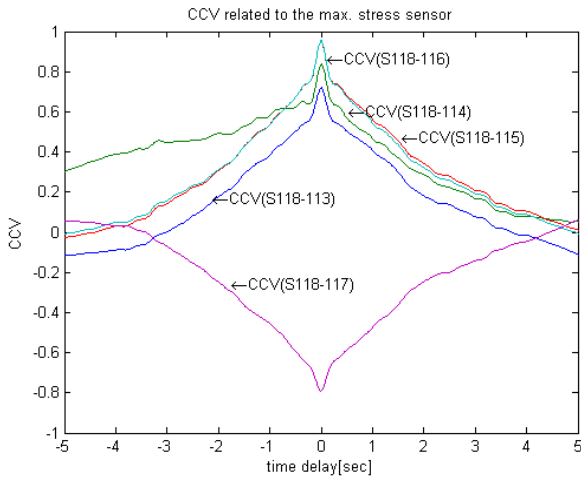


그림 17. S118 센서에 대한 CCV 확대도.
 Fig. 17. Zoomed CCV results related with S118 sensor.

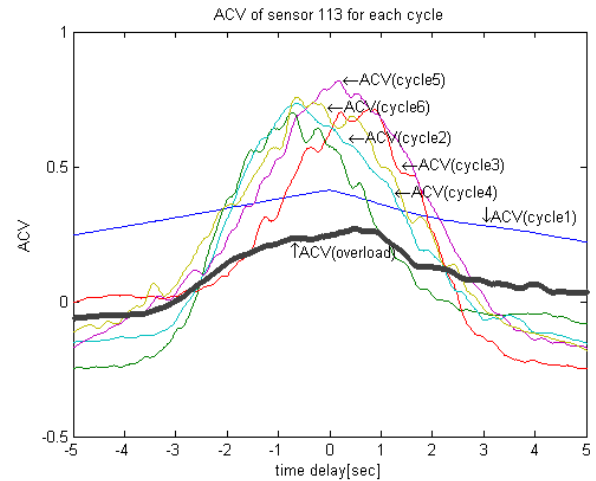


그림 19. S113 센서의 주기별 ACV 확대도.
 Fig. 19. Zoomed ACVs of S113 for each cycle.

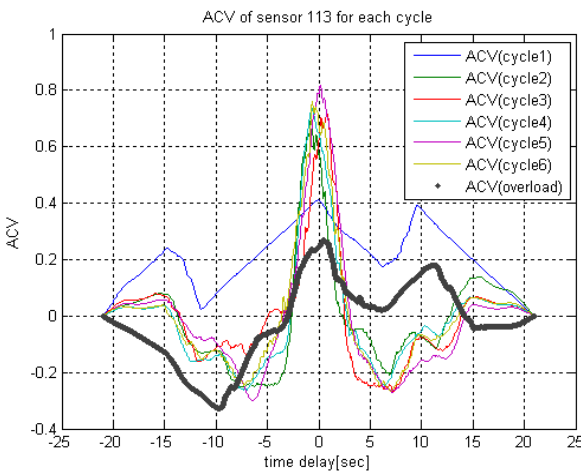


그림 18. S113 센서의 주기별 ACV.
 Fig. 18. ACVs of S113 for each cycle.

중 0.9 이상인 센서는 S115, S116이며, 0.9 미만인 센서는 S113, S114, S117로 나눌 수 있다. 따라서 최적 센서조합에 포함될 수 있는 센서는 최대 변형률을 발생하는 S118 센서와 CCV가 0.9 미만인 S113, S114, S117의 총 4채널의 센서이다. 따라서 기존의 6채널의 센서들의 정보를 모두 사용할 필요 없이 최적 센서조합에 포함되는 4채널의 센서 정보만을 사용함으로써 결과적으로 계산량 감소의 효과를 얻을 수가 있다.

그리고 굴삭기 암 부위의 과부하를 검출하기 위해 최적 센서조합을 통해 얻어진 4채널의 센서 출력만을 고려한다. 본 시뮬레이션에서는 S113 센서를 선택하여 과부하 검출을 수행하였으며 그 결과는 그림 18에 도시되어 있으며 확대한 결과는 그림 19에 도시되어 있다. 주기 1의 경우는 센서의 초기 조건과의 ACV 비교 결과이므로 과부하 검출에 있어 중요한 변수가 되지 않는다. 따라서 주기 2부터가 실제적인 과부하 검출을 위한 ACV가 될 수 있다. 주기 2부터 주기 6까지의 ACV는 0.5 이상의 값을 가지는 것을 볼 수 있으며 이것은 매 주기마다 센서로 들어오는 변형률 정보

가 비슷한 형태를 가진다는 것을 보여주며 이는 S113 센서 부위가 고장이나 파손이 되지 않음을 의미한다. 하지만 주기 7에서 ACV가 0.5보다 작은 값을 가지는 것을 볼 수 있으며, 이것은 기존의 센서 신호와 상관도가 적은 신호 즉, 과부하가 검출되었다는 것을 의미한다. 결과적으로 ACV가 0.5보다 작은 결과를 가져오면 과부하를 검출하여 굴삭기 작업자에게 경고나 정지 명령을 주어 굴삭기의 파손을 방지하여 주게 된다.

V. 결론

본 논문에서는 다양한 작업을 수행하는 굴삭기에 치명적인 고장 및 파손을 유발할 수 있는 과부하의 효율적인 검출을 위해 (주)불보건설기계코리아에서 제공받은 응력 데이터를 통해 시계열 분석에 기초하여 과부하 검출 알고리즘을 제안하였다. 굴삭기의 암에 작용하는 과부하 검출을 위해 상관함수를 이용하여 성능평가를 수행하였다. 제안된 상관함수를 이용한 기법은 16채널의 센서로부터 얻어지는 측정치를 모두 사용하지 않고 최대 응력을 발생시키는 센서와의 CCV 비교를 통해 CCV가 0.9보다 큰 값을 가지는 센서들은 배제하고 CCV가 0.9보다 작은 값을 가지는 센서들만 고려하여 최적의 센서조합을 얻는다. 그리고 최적 센서조합에 포함된 각각의 센서들의 ACV 조사를 통해 ACV가 0.5보다 작으면 과부하로 판단하여 작업자에게 경고를 주게 되며, ACV가 0.5보다 크면 안전하다고 판단하여 작업을 계속할 수 있게 하는 기법이다. 따라서 본 기법은 센서신호의 상관도가 높은 센서들을 배제하고 상관도가 낮은 센서들만을 사용하여 과부하를 검출하므로 결과적으로 계산량 감소를 얻을 수 있는 효과적인 기법이라고 할 수 있다. 그리고 실제 굴삭기에 치명적인 파손이나 결함을 유발할 수 있는 과부하 정보가 주어진다면, 실질적인 CCV 및 ACV 임계값 설정을 할 수 있을 것이다.

본 논문에서 제안하는 굴삭기용 과부하 검출 기법은 향후 굴삭기 뿐만 아니라 자동차, 선박 등과 같은 시스템의 고장 검출에도 효과적으로 적용될 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

- [1] 안경관, 윤주현, 조용래, 김정수, “하이브리드 굴삭기에 대한 기초 연구,” 대한기계학회 2006년도 추계학술대회 강연 및 논문 초록집, pp. 76-81, 2006.
- [2] H. I. Torres-Rodriguez, V. Parra-Vega, and F. J. Ruiz-Sanchez, “Integration of force-position control and haptic interface facilities for a virtual excavator simulator,” *12th International Conference on Advanced Robotics*, pp. 761-768. July 2005.
- [3] Julie A. Bannantine, Jess J. Comer, and James L. Handrock, *Fundamentals of metal fatigue analysis*, Prentice Hall, 1990.
- [4] X.-L. Zheng, “Overload effects on fatigue behaviour and life prediction of low-carbon steels,” *International journal of fatigue*, vol. 17, no. 5, pp. 331-338, 1996.

유 창 호



2002년 부산대학교 기계공학부 졸업. 2002년~현재 부산대학교 대학원 지능기계공학과 석박사 통합과정. 2009년 8월 ICROS-SICE International Joint Conference 2009 수여 Student Travel Grant Award 수상. 관심분야는 복합시스템 고장 검출 이론, 시계열 분석 이론, 수중센서망 표적 추적필터 이론, 센서 로컬라이제이션 이론, 항법 및 유도제어 시스템.

최 재 원



1987년 서울대학교 제어계측공학과 졸업. 1989년 서울대학교 대학원 제어계측공학과 공학석사. 1995년 서울대학교 대학원 제어계측공학과 공학박사. 1999년 8월~현재 IFAC Technical Committee on Aerospace 및 Technical Committee on Linear Systems 운영위원. 2000년 1월~현재 IEEE Control Systems Society Conference Editorial Board, Associate Editor. 2003년 3월~현재 IJAS Editorial Board, Editor. 2007년 11월~현재 부산대학교 공학교육혁신센터, 공학교육혁신거점센터 센터장. 2009년 1월~현재 교육인증지원센터 센터장. 2008년 9월~현재 한국산업기술진흥원 해양메카트로닉스 R&D인력양성 실험실컨소시엄 사업단장. 2008년 9월~현재 교육과학기술부 공학교육혁신위원회 위원. 현재 부산대학교 기계공학부 교수. 2000년 5월 한국과학기술단체총연합회 수여 제10회 과학기술우수논문상 수상. 2002년 4월 제 35회 과학의 날 과학기술진흥유공포상 국무총리 표창수상. 2008년 10월 제어로봇시스템학회 고명삼 학술상수상. 2009년 11월 공학교육혁신유공 교육과학기술부장관 표창. 관심분야는 수중센서망기반 표적추적기법, 수중로봇의 항법 및 유도제어, OCP (Open Control Platform) 설계기술, 추적필터 설계, 자동차·항공기 공용 제어기 설계기술, 선형시변시스템 제어이론.

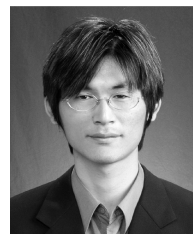
- [5] A. D. Stoyenko and W. A. Halang, “Extending pearl for industrial real-time applications,” *Software, IEEE*, vol. 10, Issue 4, pp. 65-74, July 1993.
- [6] K. Sneha, J. Pinheiro, C. Loader, T. LaPorta, M. Karaul, and H. Adishesu, “Robust multiclass signaling overload control,” *13th IEEE International Conference on Network Protocols*, pp. 10, November 6-9, 2005.
- [7] S. Tenbohlen, T. Stirl, and M. Stach, “Assessment of overload capacity of power transformers by on-line monitoring systems,” *Power Engineering Society Winter Meeting, IEEE*, vol. 1, pp. 329-334, January 2001.
- [8] 조신섭, 손영숙, 시계열분석, 율곡출판사, 1999.
- [9] 윤용운, 예측방법론의 이해, 자유아카데미, 1995.
- [10] William W. Wei, *Time Series Analysis*, Pearson Education, 2005.

고 남 곤



1980년 해군사관학교 전자공학과 졸업. 2000년 대전대학교 산업대학원 컴퓨터통신공학과 공학석사. 2005년~현재 부산대학교 대학원 메카트로닉스공학과 박사과정. 1994년~1995년 해군 1함대사령부 경주함 함장. 1995년~1996년 해본정보화기획실 KNIDS 사업단 작전담당관. 1996년~1997년 해본정보화기획실 체계계획과 계획담당관. 1997년~1999년 해본정작참모부 C4I처 C4I과장. 1999년~2001년 해본지휘통신참모부 지통처 기능체계과장. 2001년~2003년 정보화체계사업단 C4I사업과 C4I사업과장. 2006년~2007년 기술품질원 정보팀 방공유도무기전문위원. 2007년~2009년 8월 기술품질원 C4I팀 C4I체계담당. 2009년 9월~현재 삼성 SDS 수석연구원. 관심분야는 복합시스템 고장 검출 이론, 군 위성통신 체계 이론, C4I 체계기술, 군 정보체계.

서 영 봉



1997년 부산대학교 기계설계공학과 졸업. 1999년 부산대학교 대학원 기계공학부 공학석사. 2003년 부산대학교 대학원 기계공학부 공학박사. 2005년 중국 하얼빈공대 박사후과정. 2006년 부산대학교 공학교육혁신센터 전임연구원. 2008년 11월~현재 부산대학교 공학교육혁신센터 연구교수. 관심분야는 복합시스템 고장 검출 이론, 시계열 분석 이론, 수중운동체용 항법 및 유도제어 시스템을 위한 소프트웨어 기능강화제어, 자동차-항공기 공용 제어기 설계기술, 무선센서망 표적추적필터 이론.