

# 인공신경망을 이용한 강합성 사장교 차량하중분석시스템 개발

## Development of Steel Composite Cable Stayed Bridge Weigh-in-Motion System using Artificial Neural Network

박민석\* · 조병완\*\* · 이정휘\*\*\* · 김성곤\*\*\*\*

Park, Min-Seok · Jo, Byung-Wan · Lee, Jungwhoo · Kim, Sungkon

### Abstract

The analysis of vehicular loads reflecting the domestic traffic circumstances is necessary for the development of adequate design live load models in the analysis and design of cable-supported bridges or the development of fatigue load models to predict the remaining lifespan of the bridges. This study intends to develop an ANN(artificial neural network)-based Bridge WIM system and Influence line-based Bridge WIM system for obtaining information concerning the loads conditions of vehicles crossing bridge structures by exploiting the signals measured by strain gauges installed at the bottom surface of the bridge superstructure. This study relies on experimental data corresponding to the travelling of hundreds of random vehicles rather than on theoretical data generated through numerical simulations to secure data sets for the training and test of the ANN. In addition, data acquired from 3 types of vehicles weighed statically at measurement station and then crossing the bridge repeatedly are also exploited to examine the accuracy of the trained ANN. The results obtained through the proposed ANN-based analysis method, the influence line analysis method considering the local behavior of the bridge are compared for an example cable-stayed bridge. In view of the results related to the cable-stayed bridge, the cross beam ANN analysis method appears to provide more remarkable load analysis results than the cross beam influence line method.

**Keywords :** bridge WIM system, artificial neural network, influence line, steel composite cable-stayed bridge, force identification

### 요 지

국내 교통 현실을 반영한 중(重)차량에 대한 하중 분석은 케이블 교량의 유지관리시 잔존수명 예측을 위한 피로하중모델 개발이나 교량의 설계시 해석에 필요한 활하중 모델 개발시 반드시 필요하다. 이에 본 연구에서는 강합성 사장교 상부구조 하면에 설치된 변형률 센서에서 측정된 신호를 이용하여 교량을 주행하고 있는 중차량의 하중정보를 얻기 위하여, 인공신경망 및 영향선을 이용한 차량하중분석시스템을 개발하였다. 인공신경망의 학습과 테스트를 위한 데이터 확보에 있어서 이론적인 수치 시뮬레이션을 통하지 않고, 실제 교량을 주행하는 임의 차량에 대해 직접 측정된 데이터를 이용하였다. 또한, 학습된 신경망의 정확도를 검증하기 위하여 3종류의 시험재하차량을 반복 주행시켜 구한 값과 계량소에서 측정된 정적 값을 비교하였다. 교량의 국부거동을 고려하기 위하여 가로보를 이용하였고, 인공신경망을 이용한 방법과 영향선을 이용한 방법의 분석결과를 비교한 결과, 인공신경망이론을 적용한 분석방법이 하중 판별의 정확도에 있어서는 영향선 분석방법보다 높은 정확도를 얻을 수 있었다.

**핵심용어 :** 차량하중분석시스템, 인공신경망, 영향선, 강합성 사장교, 하중 식별

### 1. 서 론

현대사회는 세계화물결로 인해 국내외간의 물류 이동량이 폭발적으로 증가하고 있는 추세이다. 국내 도로뿐만 아니라, 국가간 연결 도로의 경우에도 화물트럭의 수가 날로 증가하고 있으며, 트럭의 크기와 중량에 있어서도 크게 대형화되어 가고 있는 추세이다. 이러한 대형화된 화물트럭들이 교량에 미치는 영향은 매우 크므로 각 국의 교량 시방서에서는 이

를 설계 활하중으로 정의하여, 이를 교량의 설계 및 유지관리시 이용하고 있다. 국내 도로교설계기준에서 제시된 설계 차량하중은 국내의 현 실정에 대한 정량적인 평가없이, 외국 의 과거자료를 토대로 만들어진 기준을 수십년간 개정없이 사용하여왔는데 최근에 들어서 이러한 설계 차량하중에 대한 개정의 필요성이 제기되고 있다. 이와 같이 실제 교량을 주행하는 화물트럭하중에 대한 특성(총 중량 및 축 중량의 크기, 축간 거리 분포율, 연행여부 등)정보를 수집한 후 통

\*정회원 · 교신전자 · 한국도로공사 도로교통연구원 연구개발실 책임연구원 (E-mail : BMS@ex.co.kr)

\*\*정회원 · 한양대학교 공과대학 토목공학과 교수 (E-mail : joycon@hanmail.com)

\*\*\*정회원 · 포항산업과학연구원 강구조연구소 책임연구원 (E-mail : jwhee2@rist.re.kr)

\*\*\*\*정회원 · 서울산업대학교 공과대학 구조공학과 교수 (E-mail : skim@snut.ac.kr)

계적인 분석을 통해 확률이론에 근거한 새로운 차량하중모형을 개발하는데 있어서 실제 도로를 주행중인 차량에 대한 주행 및 하중정보 수집이 필수적이다. 이러한 차량 하중 분석을 위하여 고안된 것이 교량의 주행중 차량하중분석시스템(Bridge Weigh-In-Motion System)이다.

본 연구진은 주로 단경간교 거더의 변형률과 영향선개념을 이용하는 F. Moses(1979)가 제시한 기존 방법의 실제 현장 적용시 어려움이 있는 장경간 교량에서도 안정적인 하중분석이 가능한 방법을 찾자 참고문헌(박민석 등 2006(a), 2006(b), 2007)에서와 같은 연구를 수행하였다. 특히 참고문헌(박민석 등, 2006(b))에서는 사장교와 같은 복잡한 형식의 케이블 교량에서도 주행중인 차량의 하중 분석이 가능한 방법을 찾기 위하여, 신호의 특성변화 만으로 차량 하중의 측정이 가능한 인공신경망(Artificial Neural Network : ANN) 기법을 사용하여 통행중인 화물트럭의 주행정보를 추출하기 위한 알고리즘의 개발과정과 총 중량 추출방법의 일부를 제시하였다. 본 논문에서는 2006년 발표논문에서 제시한 주행정보 추출 알고리즘외에 하중정보 추출 알고리즘을 보완하여 최종 제시하였다. 인공신경망기법외에도 영향선기법을 함께 적용하여 시스템 구축을 하였으며, 최종적으로는 3가지 시스템(인공신경망을 이용한 BWIM 시스템, 영향선을 이용한 BWIM 시스템, 저속 WIM 시스템)에 대한 정량적인 평가도 함께 실시하였다. 자세한 이론적 배경 및 주행정보 추출 알고리즘은 기 발표논문을 참조하기 바라며 논문의 전개상 필요한 일부 내용은 수록하였다.

## 2. 하드웨어 시스템 구축

본 연구의 대상으로 삼은 교량은 서해안고속도로 서해대교의 사장교(990 m)구간이다. 차량하중분석시스템과 관련한 하드웨어 시스템에 대하여 다음의 표 1 및 그림 1에 간략히 정리하였다. 하드웨어 시스템은 센서 및 데이터수집장치, 영상정보수집시스템으로 구성되었다. 센서는 축 감지용 센서와 중량 측정용 센서로 구분되는데 축 감지용 센서로 바닥판의 2, 3차로 해당 위치에 총 16개가 설치되었으며(K1~K8, S1~S8), 일정 간격을 두고 2열로 배치하여 차량의 통과속도

표 1. 센서 설치위치 및 수량

설치 위치		센서수	설치 센서 ID
상행선	L16	1차로	-
		2차로	U1(K5),U3(K7)
		3차로	U5(K1),U7(K3)
	L17	1차로	U9(A3)
		2차로	U2(K6),U4(K8),U10(A2)
		3차로	U6(K2),U8(K4),U11(A1)
하행선	L16	1차로	-
		2차로	D1(S1),D3(S3)
		3차로	D5(S5),D7(S7)
	L17	1차로	D9(A4)
		2차로	D2(S2),D4(S4),D10(A5)
		3차로	D6(S6),D8(S8),D11(A6)

\*K: 콘크리트 매립형, A: 스틸 용접형, S: 박막형, P: 압전형

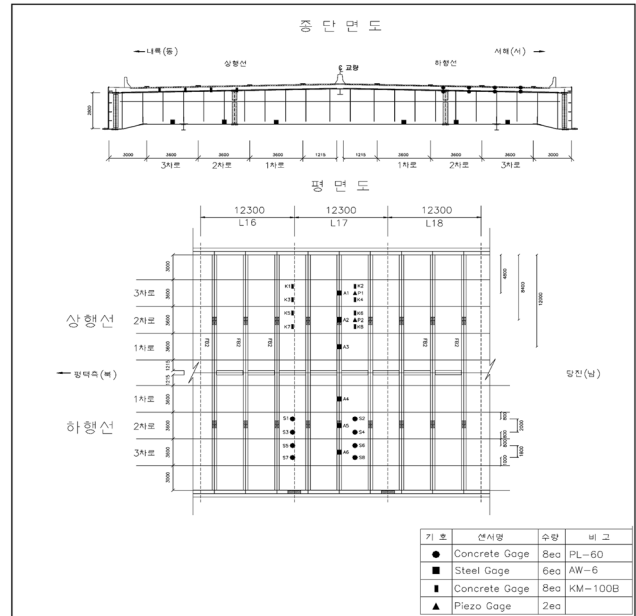


그림 1. 센서 위치도

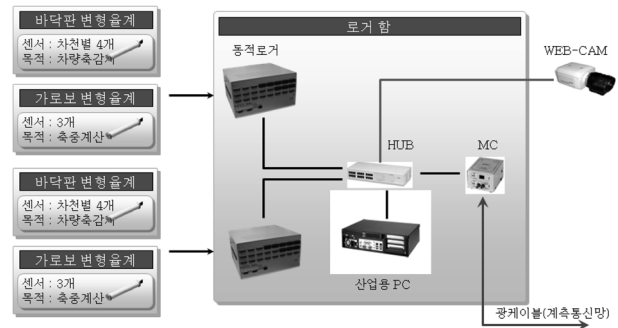


그림 2. 하드웨어 시스템 연결도

에 따른 시간차를 측정하였다. 중량 측정용 센서로 가로보에 설치된 6개의 변형률센서는(A1~A6) 차량의 통행에 따른 가로보의 휨 변형을 관찰하고 이로부터 통과차량의 중량을 추출하기 위한 목적으로 설치되었다. 데이터 획득시스템은 상, 하행선 분리하여 구축하였는데, 동적 데이터로거와 네트워크 카메라 그리고 산업용 컴퓨터로 구성되었다. 교량 바닥판과 가로보에 설치된 변형률 센서는 상행선과 하행선을 담당하는 2대의 데이터 로거에 각각 연결되고 2대의 데이터 로거와 카메라는 근거리네트워크로 연결되어 산업용 컴퓨터를 통해 데이터 수집이 자동으로 가능하도록 구성하였다. 수집 자료를 원격지로 전송하기 위해 광 미디어 컨버터를 사용하여 기존 계측 통신망에 연결하였다. 전체적인 구성도를 그림 2에 나타내었다.

## 3. 신경망 학습을 위한 데이터 획득시험

### 3.1 임의차량 주행시험

인공신경망 학습과 테스트를 위한 데이터 확보를 위하여 본 연구에서는 이론적인 수치 시뮬레이션을 통하지 않고, 실제 서해대교를 주행하는 차량에 대해 직접 측정된 데이터를 이용하고자 임의차량 주행시험을 실시하였다. 임의차량 주행시험은 서해대교 인근 영업소인 서평택 영업소(하행)와 송악 영업소(상행)를 통과하는 화물차량에 대해 실시하였으며, 서

해대교 사장교 구간에서 제안된 시스템으로 데이터를 수집하고, 수집된 데이터의 목표 값을 알기 위해 서평택 영업소와 송악 영업소에 설치된 고정식 측정계의 기록을 확보한 후 이를 이용하여 신경망 학습을 수행하였다.

임의차량 주행시험은 1차시험이 2006년 4월 26일~28일까지 3일간 실시되어 총 208건의 데이터를 확보하였고, 2차시험은 2006년 9월 20일~22일까지 3일간 수행하여 총 199건의 데이터를 확보하였다. 획득된 데이터는 신경망 학습시 이용가능한 단독 차량 위주의 데이터로 다양한 중량과 속도, 그리고 축수를 가진 차량의 데이터이다.



### 3.2 시험차량 주행시험

시험차량을 이용한 주행 시험은 학습된 신경망의 정확도를 검증하기 위하여 수행되었다. 임의차량 주행시험과 마찬가지로 서해대교 사장교 구간의 상행선과 하행선에서 실시되었는데 크게 속도별, 차선별로 구분하여 3대의 시험차량이 일정 간격으로 주행차선을 통과하도록 유도하여 시험을 수행하였다. 1차 주행 시험은 2005년 9월 13일~15일 동안 수행되었으며, 1차 시험에서 부족했던 주행 회수를 보충하기 위하여 2005년 10월 12일~14일 동안에 추가시험을 실시하였고, 2차 주행 시험은 2006년 4월 27일, 3차 주행시험은 2006년 9월 19일 각 하루 동안 시험을 수행하였다. 1차, 2차 시험주행 시 시험차량은 사전에 하중을 적재하고 계량이 완료된 3, 4, 5축의 대형 덤프 트럭을 사용하였고, 3차 시험주행은 사전에 하중을 적재하고 계량이 완료된 5축의 대형 덤프 트럭을 1대 사용하였다. 시험 차량은 서해대교 사장교에 진입하기 위해 서해안 고속도로의 서평택 I.C.와 송악 I.C.를 경유하여 주행을 실시하였으며, 주행 사항은 현장에서 캠코더로 녹화하여 측정 자료의 분석에 이용하였다. 주행 속

표 2. 시험차량 주행시험 획득 데이터 수량(괄호는 단독주행)

통과 차로	2005년	2006년	계
상행 2차로	45 (34)	-	45 (34)
상행 3차로	45 (29)	26 (13)	71 (42)
하행 2차로	51 (35)	-	51 (35)
하행 3차로	45 (26)	24 (6)	69 (32)

표 3. 시험차량 제원

차축 구성	시험차량 중량		
	1차	2차	3차
	총중량 24,550 kgf (보충시험 23,710 kgf)	총중량 : 23,830 kgf 1축 : 6,840 kgf 2축 : 8,700 kgf 3축 : 8,290 kgf	
	총중량 30,600 kgf (보충시험 31,480 kgf)	총중량 : 32,710 kgf 1축 : 7,300 kgf 2축 : 9,410 kgf 3축 : 7,240 kgf 4축 : 8,760 kgf	
	총중량 40,760 kgf (보충시험 40,290 kgf)	총중량 : 40,360 kgf 1축 : 6,080 kgf 2축 : 8,090 kgf 3축 : 8,100 kgf 4축 : 9,050 kgf 5축 : 9,040 kgf	총중량 : 39,380 kgf 1축 : 6,090 kgf 2축 : 9,131 kgf 3축 : 8,779 kgf 4축 : 6,650 kgf 5축 : 8,730 kgf

도는 각 차선에서 1차 주행시험의 경우 60 km/hr, 70 km/hr, 80 km/hr, 2차 주행시험의 경우 60 km/hr, 75 km/hr, 3차 주행시험의 경우 2차로 주행시 약 70 km/h, 3차로 주행시 약 65 km/h의 속도를 유지하도록 주행하여 그때의 측정 자료를 저장하였다. 각 주행 형식별 측정횟수는 표 2와 같고 표 3은 이중 시험차량의 제원 예를 보여주고 있다.

## 4. 인공신경망을 이용한 차량하중분석방법

본 연구에서는 대상 교량을 주행하는 기지의 차량하중으로 인해 발생하는 해당 교량의 거동 응답신호를 인공신경망의 입력 데이터로 사용하여 미지의 차량하중정보를 구하고자 하였으며, 이를 위해 인공신경망 이론 중 가장 많이 사용되고 있는 역전파 학습 알고리즘을 이용하는 다층 퍼셉트론 신경망을 사용하였다. 인공신경망을 이용하여 오로지 측정 신호만으로 하중 정보를 추출하는 이러한 방법은 여러 상황에서 이용이 가능한데 특히 교량이 장 시간을 갖고 구조가 복잡하여 기존의 영향선 분석방법으로는 도저히 하중정보를 추출하기가 어려운 경우 이를 해결할 수 있는 유일한 방법으로 판단된다. 수집된 데이터로부터 통과차량의 정보를 추출하는 알고리즘을 개발하기 위해 3장에 기술한 과정을 통하여 수집된 시험차량과 임의차량의 데이터 중 독립주행인 경우만을 전처리 과정에서 따로 분류하여 사용하였다. 여기서 독립주행은 분석하고자 하는 2초간의 측정 데이터 구간 내에 분석 대상인 차량 1대 이외에 다른 차량의 통과에 의하여 발생한 신호가 포함되어 있지 않은 경우를 뜻한다. 전처리 과정에서 분석대상 차량의 앞이나 뒤에 다른 차량이 근접하여 주행한 경우(연행)나 다른 차선에 주행한 경우(병행)로 분류된 데이터는 분석 알고리즘의 개발에 사용하지 않았다. 본 연구에서는 Matlab에서 제공하는 Neural Network Toolbox를 이용하였고 표 4는 Matlab에서 사용한 함수에 대한 설명이다.

### 4.1 차량 주행정보 분석

#### 4.1.1 통과차로 판별

통과차로의 판별은 콘크리트 바닥판에 설치된 16개의 변형률센서 신호의 피크값 분석을 통하여 수행하였으며, 인공신경망 기법을 사용하였다. 통과차로 판별 신경망의 입력값은 차량 통과중 각 채널에서 발생한 최대 변형률값들로 구

표 4. 사용한 Matlab 함수

Command	Option	기능
		Construct Backpropagation network
Newff	Logsig, Tansig, Purelin	Transfer function : Linear
	Traincgb	학습함수 : Conjugate gradient backpropagation with Powell-Beale restarts
Train		Training neural network
	Performance Fn. : mse	Mean squared error 수렴함수 사용
Sim		Simulating neural network

표 5. 통과차로 신경망의 구성

	절점 수	전달함수
입력층	16	tansig
은닉층	10	logsig
출력층	6	-

성된 16×1의 벡터이며 출력값은 통과차로에 해당되는 1~6 사이의 정수이다. 또한 1개의 은닉층에 10개의 절점을 두어 최종적으로 표 5와 같은 형태의 신경망을 구성하였다.

4.1.2 차속 수 판별

통과 차량의 축 수를 판별하기 위해 피크 검출 알고리즘을 사용하였다. 그림 4에 보인 바와 같이 피크 검출 알고리즘은 일정한 폭의 윈도우가 Δt 간격으로 이동하며 매 시간 최대값의 위치를 기록하고, 연속적으로 윈도우 폭과 같은 수의 피크 위치가 기록되면 그 지점을 피크로 인식하게 된다. 피크인식의 정확도를 향상시키기 위해 cutoff level을 설정하여 이 값보다 작은 피크치가 검출될 경우 이를 피크로 인식하지 않도록 하였다. 피크인식의 정확도는 윈도우의 폭과 cutoff level에 따라 달라지며, 이 연구에서는 시행착오를 거쳐 윈도우의 폭은 20 sample(0.4초), cutoff level은 최대값의 20%로 설정하였다.

4.1.3 통과 속도 계산

통과 차량의 속도 연산은 신경망 기법을 사용하지 않고, 데이터의 직접적인 분석을 통하여 이루어졌다. 통과차로 판별 신경망을 사용하여 차량이 통과한 차로가 판별되면, 해당 차로의 두 채널의 신호 사이에 나타나는 시간차이와 각각의 채널에 연결된 센서 사이의 거리로부터 통과속도의 계산이 가능하다. 통과 차로에 따른 사용 채널을 표 6에 나타내었다. 두 채널의 시간차를 계산하기 위해 한 채널을 고정시키고 다른 한 채널을 시간 축을 따라 이동시키며, 두 채널 사이의 오차가 최소가 되는 시점을 찾는 방법을 사용하였다. 이러한 방법을 사용하여 시차가 얻어지면, 두 센서사이의 거리 8.2m와 얻어진 시차를 사용하여 식(1)로부터 통과속도를 계산할 수 있다.

$$v(\text{km/hr}) = \frac{8.2 \times 10^{-3}(\text{km})}{\Delta t(\text{sec})} \times 360(\text{sec/hr}) \quad (1)$$

4.1.4 축간거리 계산

축간거리의 계산은 축 수 판별을 위해 수행한 피크 검출 알고리즘에 의해 검출된 피크의 검출 위치에서 계산된 차량의 통과속도를 사용하여 다음과 같이 계산된다.

(1) n번째 축과 n+1번째 축이 검출된 위치(샘플번호)가  $l_n$  과  $l_{n+1}$ 이라면 두 축 사이의 샘플 수는  $l_{n+1} - l_n = a_n$ 이 되며,

표 6. 통과차로에 따른 채널 ID

통과 차로	사용 채널
상행 2차로	K5, K6
상행 3차로	K3, K4
하행 2차로	S3, S4
하행 3차로	S5, S6

(2) 통과속도가  $v(\text{km/h})$ , 샘플링 주파 · 수가  $f_s$ 이라면 n번째 축과 n+1번째 축사이의 거리는  $d_n(\text{m}) = a_n \cdot v / (3.6f_s)$ 로 계산된다.

4.1.5 차종 분류

본 연구에서는 차 축수와 축간거리를 함께 고려한 총 20종의 새로운 차종구분기준을 이용하였다(박민석, 2008).

4.2 차량 하중정보 분석

4.2.1 총 중량 추출 알고리즘

1) 학습 및 시험데이터 생성

총 중량 추출은 인공신경망을 통해 구현되었으며, 입력변수는 가로보에 설치된 3개의 변형률계로부터 측정된 각 채널의 피크값과 통과 속도, 피크 지속시간, 바닥판 변형률 신호의 합으로 구성되는 6개의 수치이다. 측정된 전체 데이터 중 독립주행인 경우의 데이터만을 사용하여 학습 및 성능시험데이터를 구성하였다. 표 7에 총 시험데이터의 수와 독립주행인 경우의 데이터 수를 주행차로 및 차 축수, 그리고 시험 차수별로 나타내었다.

2) 신경망 구성 및 학습

총 중량 판별 신경망의 입력값은 6×1의 벡터이며 출력값은 하나의 실수이다. 또한 1개의 은닉층에 10개의 절점을 두어 표 8과 같은 형태의 신경망을 구성하였다.

신경망의 학습을 위해 표 7에 나타난 두 종류의 데이터군 중 200개의 데이터 세트로 이루어진 2006년도 임의차량 학습용 세트를 사용하여 학습 수행을 하였다.

3) 입력 변형률 신호의 선택

총 중량의 추출을 위해 사용한 신호는 기본적으로 가로보의 하부플랜지에 부착된 6개의 변형률계로부터 얻어지는 동적 변형률 신호이다. 가로보의 변형률은 바닥판의 변형률과는 달리 통과차량의 차륜하중에 덜 민감하게 반응하여 총 중량의 검출에 보다 효과적으로 활용될 수 있는 것으로 판단되었다. 따라서, 본 절에서는 6개의 변형률계 중 어떠한 채널을 선택하는 것이 가장 상관성 높은 결과를 보여주는지

표 7. 주행차로 판별 신경망 학습 및 시험자료

	2005년 임의차량		2006년 임의차량	
	Training set	Test set	Training set	Test set
상행 2차로	30	25	40	31
상행 3차로	50	56	60	60
하행 2차로	30	20	40	43
하행 3차로	50	45	60	77
합계	160	146	200	211

표 8. 총 중량 판별 신경망의 구성

	절점 수	전달함수
입력층	6	Linear
은닉층	10	Linear
출력층	1	-

표 9. 사용 채널수에 따른 상관계수 비교

	상행 2차로	상행 3차로	하행 2차로	하행 3차로	평균
1개 채널	0.584	0.808	0.846	0.724	<b>0.741</b>
3개 채널	0.872	0.764	0.900	0.824	<b>0.840</b>
6개 채널	0.809	0.785	0.864	0.811	<b>0.817</b>

확인하기 위하여 다음과 같은 세 가지 경우에 대한 비교를 선형 회귀분석을 통하여 수행하였다.

- ① 해당차로의 1개 채널을 사용하는 경우
- ② 해당 행선(상, 하행선) 3개 채널의 합을 사용하는 경우
- ③ 전체 6개 채널의 합을 사용하는 경우

표 9에 나타난 바와 같이 해당 행선의 3개 채널의 합을 사용하는 경우 가장 높은 상관계수를 얻을 수 있었으며, 따라서 통과차량의 하중 판정을 위해 해당 행선 3개 채널의 합을 사용하는 것이 가장 정확한 결과를 얻을 수 있을 것으로 판단되었다.

4) 필터링 효과

Low-Pass 필터링에 의해 신호의 노이즈 성분을 제거하고, 총 중량과 무관한 진동성분을 제거하여 보다 정확한 하중판별 결과를 얻고자 하였다. 필터링 주파수에 따른 상관계수의 변화 비교를 위해 사용한 채널은 3)에서 가장 상관성이 높은 것으로 나타난 해당 행선의 3개 채널로 하였다. 2 Hz와 20 Hz 필터링에 대한 상관성을 비교한 결과는 2 Hz의 경우가 20 Hz나 필터링을 적용하지 않은 경우에 비해 더욱 높은 상관성을 보였다. 따라서, 2 Hz 필터링의 적용으로 하중판별의 정확성을 향상시킬 수 있음을 알 수 있었다.

5) 주행속도의 영향

가로보의 변형률 응답은 주행차량의 속도 및 그에 의한 동적효과에 의해 증폭될 수 있으며 이러한 영향을 파악하기 위해 속도 변수를 추가한 2변수 회귀분석을 수행하였다. 다음의 식과 같이 변형률 및 속도에 대한 1차함수로 하중과의 함수관계를 표현하고, 실제 하중과 계산된 하중사이의 오차가 최소가 되도록 하는 상수  $a, b, c, d$ 를 최소제곱법을 사용하여 구하였다.

$$W = a \cdot V + b \cdot S + c \cdot V \cdot S + d \quad (2)$$

여기서,  $W$  = 통과차량의 총중량 (kgf),

$V$  = 통과속도(km/h),

$S$  = 가로보의 변형률 응답

속도변수 추가에 따른 평균오차를 비교하였다. 여기서 평균오차는 실제 주행차량의 하중과 회귀식으로부터 계산된 하중사이의 오차의 표준편차이며, 표 10에 나타난 바와 같이 속도 변수를 추가하여 오차가 감소하는 것을 알 수 있었다.

6) 축간거리의 영향

변형률의 최대치 이외에 축간거리의 영향을 반영하기 위하여 그림 3에 나타난 것과 같이 6개 채널의 합에 대한 피크 지속시간을 입력값으로 검토하였다. 여기서, 피크 지속시간

표 10. 속도변수 추가에 따른 평균오차 비교

	상행 2차로	상행 3차로	하행 2차로	하행 3차로	평균
속도추가전	6.49%	9.00%	6.23%	5.98%	<b>6.93%</b>
속도추가후	6.53%	5.93%	5.92%	5.45%	<b>5.96%</b>

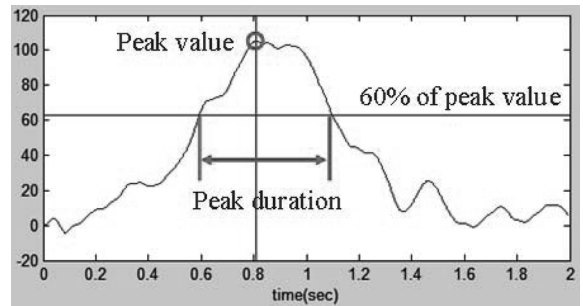


그림 3. 피크지속시간의 개념

은 피크값의 60% 이상의 값이 지속되는 시간을 의미하며, 입력변수로 피크 지속시간을 추가한 경우와 추가하지 않은 경우의 평균오차를 비교하여 그 영향을 파악하고자 하였다. 피크 지속시간의 추가에 의해 성능의 향상이 나타나지 않았는데 이것은 2 Hz 저역필터의 적용으로 이미 축간거리의 영향이 충분히 반영되었거나, 또는 시험차량의 경우 축간거리가 특별히 긴 차량이 포함되어있지 않기 때문인 것으로 생각된다. 따라서 피크 지속시간의 추가에 의해 성능이 약간 저하된 것으로 나타났지만 그 차이가 미미하고, 임의차량의 경우는 시험차량에 비해 축이 특히 긴 차량이 존재하므로, 입력자료에 피크 지속시간을 추가하는 것이 타당할 것으로 판단된다.

7) 바닥판 변형률 신호의 활용

본 연구에서 제안하는 방법은 가로보에 설치된 6개의 변형률 계측신호로부터 통과차량의 총 중량을 추정하는 것이며, 총 중량을 각 축의 축 중량으로 분리하기 위해서는 다시 바닥판 변형률 신호를 활용하였다. 바닥판 변형률 신호는 다시 통과차량의 총 중량과 상관성을 가지고 있으므로, 총 중량 판별의 정확도 향상에도 기여하게 된다. 각 통과차량에 대하여 각각의 축에 대한 침투깊이 검출되면, 이들 침투깊이의 합을 신경망의 입력값에 추가하여 하중판별 결과의 정확도를 향상시키고, 각 침투깊이의 비율을 사용하여 총 중량으로부터 축 중량을 계산하게 된다.

4.2.2 축 중량 추출 알고리즘

축 중량의 계산을 위해 앞에서 계산된 총 중량과 총 중량의 계산을 위해 사용되었던 바닥판 변형률 신호의 피크값 및 축간 거리를 사용한다. 각 축에 의해 발생된 피크는 기본적으로 해당 축의 축 중을 반영하며, 이에 추가로 인접축의 영향이 더하여지게 된다. 이때 축간 거리가 가까울수록 인접 축에 의한 변형률응답이 증가하게 되므로, 단일 축에 대한 변형률응답을 함수로 가정하고, 축간거리에 따른 인접 축의 영향을 고려한 축 분배계수를 산출하였다. 이로부터, 각각의 피크 값과 축간거리를 사용하여 축 중량을 계산할 수 있도록 하였다. 단일 축에 대한 변형률 응답은 단위 하중에

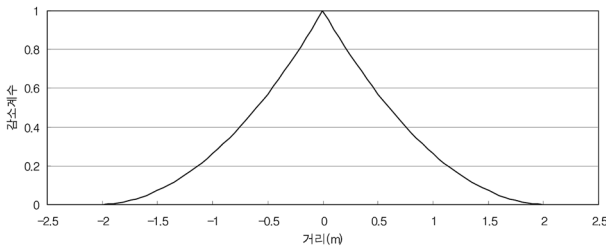


그림 4. 단일축의 변형률응답 곡선

대한 영향선의 모양과 유사한 3차 함수로 가정하고(그림 4), 유효 지간장( $L_{eff}$ )을 가로보 사이의 간격(4.1 m)로 가정하면, 다음의 네 가지 경계조건으로부터 함수식을 이끌어낼 수 있다.

$$f(0) = 1, f(L_{eff}/2) = 0, f'(L_{eff}/2) = 0, f''(x) = M/EI \quad (3)$$

$$f(x) = \frac{4}{L_{eff}^2}x^2 - \frac{4}{L_{eff}}x + 1 \quad (4)$$

만일 각 축의 하중이  $a_1, a_2, a_3$ 인 3축 차량이 축간격  $d_1$  및  $d_2$ 를 갖고 통과하였다면, 위의 식에 의하여 축 중량과 각 축에 해당하는 변형률 응답의 침투값  $b_1, b_2, b_3$  사이에 다음과 같은 관계가 있음을 알 수 있다.

$$\begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & f(d_1) & f(d_1+d_2) \\ f(d_1) & 1 & f(d_2) \\ f(d_1+d_2) & f(d_2) & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{pmatrix} \quad (5)$$

위의 식 (3)과 (4) 및 각 피크의 변형률 응답, 그리고 축 간격을 사용하여 각 축의 하중을 산출 할 수 있다. 축중 판별의 정확도를 향상시키기 위하여 식 (4)에서 가정된 유효지간장  $L_{eff}$ 를 변수로 하여 target 축 분배 계수와 산출 축 분배 계수 사이의 SRSS 오차가 최소가 되는 유효 지간장을 결정하였다. Target 축분배계수는 2006년 9월 송악IC의 고정식 축중계 데이터 9회 측정 자료의 평균값으로 하였다(표 11). 그림 5에서 보인 바와 같이 축중 오차는 유효지간장이 6.7 m인 경우 가장 작은 값으로 나타났으며, 이에 따라 서해대교 사장교의 경우 축 중량 분배 계수 산출시 유효 지간장을 6.7 m로 결정하였다.

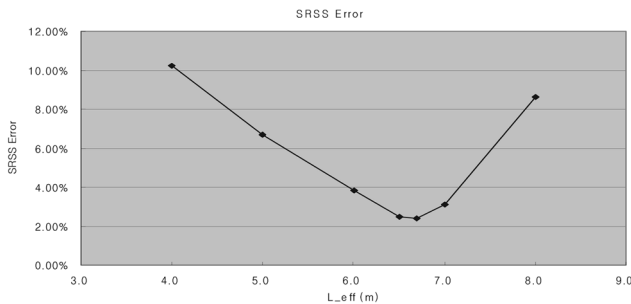


그림 5. 유효지간장 변화에 의한 축중 판별오차 변화

표 11. Target 축 분배 계수

	1축	2축	3축	4축	5축
축분배계수	0.159	0.237	0.223	0.160	0.221

## 5. 차량하중 분석결과

본 장에서는 강합성 사장교의 가로보에서 측정된 변형률 신호를 이용한 차량하중분석방법에 대해 논하고자 한다. 데이터 수집은 동적 데이터로거를 사용하여 샘플링빈도 500 Hz로 획득하였다.

### 5.1 저속 WIM 시스템을 통한 분석결과

본 연구에서 참고한 저속 WIM 시스템은 고속도로 영업소 입구측 톨게이트에 설치된 고정식축중계이다. 주행속도 10 km/hr 미만 시에는 매우 정확한 축 중량 측정이 가능한 시스템으로 각 축의 중량을 합하여 총 중량을 계산하는 방식이다. 현재 고속도로에서는 구조물 및 운전자의 안전을 위해 고속도로 전구간에는 축 중량 10톤, 총 중량 40톤을 초과하는 차량에 대해서는 통행을 제한하고 있다. 여기에 허용오차로  $\pm 10\%$ 를 두고 단속하고 있다. 본 연구에서는 이러한 인근 저속 WIM 시스템을 통과한 화물차량이 Bridge WIM 시스템을 통과할 때 측정된 교량의 거동 응답 신호를 분석하여 해당 차량의 하중을 구하고 이를 비교하였다. 그림 6은 저속 WIM 시스템의 실제 현장 설치사진이다. 표 12는 3, 4, 5축 시험차량에 대한 계량소 값 대비 저속 WIM 시스템 측정 상대오차를 나타낸 것이다.

### 5.2 영향선 해석방법을 이용한 분석결과

시험 대상 교량은 서해대교 사장교로 총 연장은 990 m이며 중앙 경간장은 470 m에 달하는 케이블 교량이다. 서해대교 사장교구간은 12.3 m의 강형을 강교 조립장에서 미리 제작한 후 데릭 크레인을 통해 현장에 거치하고 폭 4.1 m의 프리캐스트 바닥판을 위에 거치 한 뒤 현장 타설하여 연결하였다. 이러한 형식의 교량에서 거더의 영향선을 이용하여 차량의 하중을 분석하는 것은 거의 불가능한 것으로 알려져

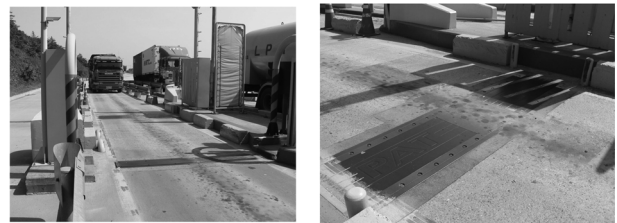


그림 6. 저속 WIM 시스템

표 12. 시험차량 상대오차 분석결과

3축(n=10)	1축	2축	3축	텐덤축	총중량
평균(%)	-9.24	-7.36	3.41	-2.10	-4.15
표준편차(%)	1.75	3.76	5.82	2.88	2.25

4축(n=5)	1축	2축	3축	4축	텐덤축	총중량
평균(%)	-0.49	-20.40	12.51	-5.91	2.42	-4.79
표준편차(%)	2.05	0.57	4.10	5.12	3.22	2.01

5축(n=10)	1축	2축	3축	4축	5축	텐덤1축	텐덤2축	총중량
평균(%)	-1.33	-0.30	-2.33	-8.45	-4.04	-1.30	-6.11	-3.37
표준편차(%)	3.21	1.97	3.65	3.02	6.16	2.34	4.34	3.11

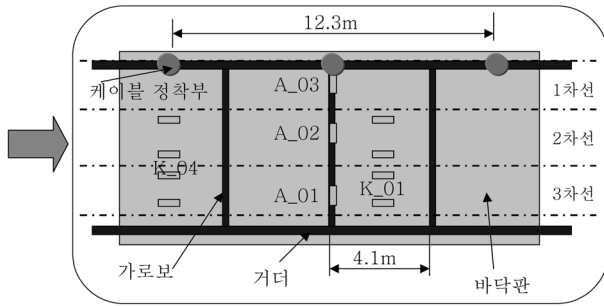


그림 7. 교량의 국부 거동을 고려한 개념도

표 13. 시험차량 상대오차 분석결과

3축(n=7)	1축	2축	3축	텐덤축	총중량
평균(%)	5.28	-74.88	70.41	-3.99	-1.32
표준편차(%)	10.96	21.53	25.18	3.44	4.29

4축(n=6)	1축	2축	3축	4축	텐덤축	총중량
평균(%)	-18.22	5.56	-32.14	46.99	11.19	3.00
표준편차(%)	10.19	10.72	22.33	18.42	3.28	2.50

5축(n=8)	1축	2축	3축	4축	5축	텐덤1축	텐덤2축	총중량
평균(%)	12.69	-17.22	22.20	-21.54	20.29	2.48	-0.70	2.78
표준편차(%)	17.44	15.82	15.36	23.96	30.01	3.24	6.38	4.91

있다. 경간장이 너무 길고 케이블 교량의 특성상 거더가 주 부재로 작용을 하지 않으므로 차량하중분석시스템이 적용된 사례가 없었다. 이러한 케이블 교량에 대해서 가로보를 이용하여 차량하중분석을 하고자 하였다. 센서가 설치된 사장교 중앙부의 단면은 그림 7과 같이 12.3 m의 강형이 3곳의 케이블 정착부로 연결되어 있는 곳이다. 이 중 중앙의 가로 보에 차선당 1개씩 총 6개의 변형률 센서를 부착하였다. 영향선 분석방법은 가로보의 휨 모멘트 영향선과 가로보의 변형률 신호를 이용하여 축 중량 및 총 중량을 구하였다.

교량 바닥판에 설치된 변형률 신호는 지속적으로 모니터링 하여 피크가 임계레벨 이상인 경우 응답신호를 트리거링하여 주행차량의 주행정보 및 축 중량 추출시 이용하였다. 분석과정에서 거더 영향선을 이용한 경우보다는 가로보 영향선을 이용한 분석방법이 보다 정확한 것으로 판단되어 가로 보 영향선을 이용하여 시험차량의 총 중량 및 축 중량을 계산하였다. 모든 시험데이터에 대해 중량 계산한 결과 표 13과 같은 결과를 얻었다.

### 5.3 인공신경망 해석방법을 이용한 분석결과

본 연구에서는 실제 차량주행시 획득한 신호를 사용하여 신경망을 학습하고 검증하는 시도를 하였다. 이러한 방법을 위해서는 많은 양의 차량 중량 계측 데이터가 필요한데 본 연구에서는 사장교 인근의 영업소에 설치된 저속 WIM 시스템에서 이러한 정보를 구하였다. 저속 WIM 시스템을 통과한 차량은 중량 기록이 영업소 TCS 시스템에 기록되고 이 중량값을 정적 값으로 가정하고 제안한 차량하중분석시스템에서 구한 값과 비교하였다. 저속 WIM 시스템도 정적 값에 비해서는 일정 오차를 포함하고 있는 것으로 생각되어 이리

표 14. 시험차량 상대오차 분석결과

3축(n=5)	1축	2축	3축	텐덤축	총중량
평균(%)	4.45	-10.69	29.83	9.08	7.75
표준편차(%)	3.39	11.80	17.85	5.06	4.01

4축(n=6)	1축	2축	3축	4축	텐덤축	총중량
평균(%)	7.01	-14.62	15.36	5.19	9.79	2.15
표준편차(%)	7.10	5.81	10.40	7.10	3.53	4.07

5축(n=14)	1축	2축	3축	4축	5축	텐덤1축	텐덤2축	총중량
평균(%)	2.55	-2.05	-3.47	-8.01	-1.56	-2.74	-4.61	-2.66
표준편차(%)	3.75	4.50	4.94	3.54	7.03	3.98	4.75	3.38

한 값에 대한 신뢰도를 알아보기 위해 시험차량주행시험을 실시하였다. 시험차량은 인근의 계량소에서 정확히 정적 계량을 한 후 저속 WIM 시스템과 제안된 차량하중분석시스템을 반복 주행하였다. 계량소에서는 총 중량에 대해서만 측정 가능하였으므로 총 중량 위주로 알고리즘의 검증을 실시하였다. 4장에서 제안한 방법에 따라 인공신경망을 이용한 차량하중분석시 입력변수로 다음과 같은 총 6개의 변수를 사용하였으며, 변형률 신호는 2 Hz의 저역통과필터를 사용하여 처리하였다.

- (1) 통과 행선의 가로보 3개 채널 변형률 신호
  - (2) 통과 속도
  - (3) 피크 지속시간
  - (4) 슬래브 변형률 신호로부터 얻어지는 피크치의 합
- 인공신경망 분석방법에 대한 시험차량 상대오차분석결과는 표 14와 같다.

### 5.4 분석방법에 따른 성능 비교

시험차량의 정적 하중에 대한 각 분석방법의 성능비교를 하였다. 신경망 분석방법은 2005년, 2006년 임의차량 데이터를 함께 사용하여 학습한 것을 사용하였고 영향선 분석방법은 가로보의 영향선을 이용하였다. 또한, 저속 WIM 시스템(고정식 축중계)에서 측정된 결과도 함께 비교하였다. 그림 8은 각 분석방법별 총 중량 판별결과를 비교한 것인데 신경망 분석방법이 저속 WIM 시스템과 비슷한  $\pm 10\%$  오차범위의 정확도를 나타내고 있다. 3, 4, 5축 시험차량에 대해 각 축별 정적 계량치에 대한 상대오차를 각 분석방법별로 살펴 보면 저속 WIM 시스템(고정식 축중계)의 경우가 가장 오차가 작았고 다음으로 신경망 분석방법과 영향선 분석방법 순이었다.

본 절에서는 제시한 WIM 시스템의 각 하중별 정확도 등급 정의에 따라 본 연구에서 개발한 시스템의 정확도에 대한 객관적이고 정량화된 평가를 내리고자 제안된 분석방법으로 구축된 시스템의 성능을 검증하기 위하여 시험차량 주행시험 결과를 비교하였다. 표 15에서와 같이 저속 WIM 시스템에서 직접 구한 결과와 2005년도, 2006년도 임의차량 데이터를 인공신경망으로 학습해서 구한 결과 그리고 영향선으로 구한 결과를 함께 비교해 보았다. 총 중량 판별의 경우 정적 하중에 대한 상대오차의 평균이 5% 미만이고 표준편차도 5% 수준으로 비교적 정확하였다. 그룹 축 중량

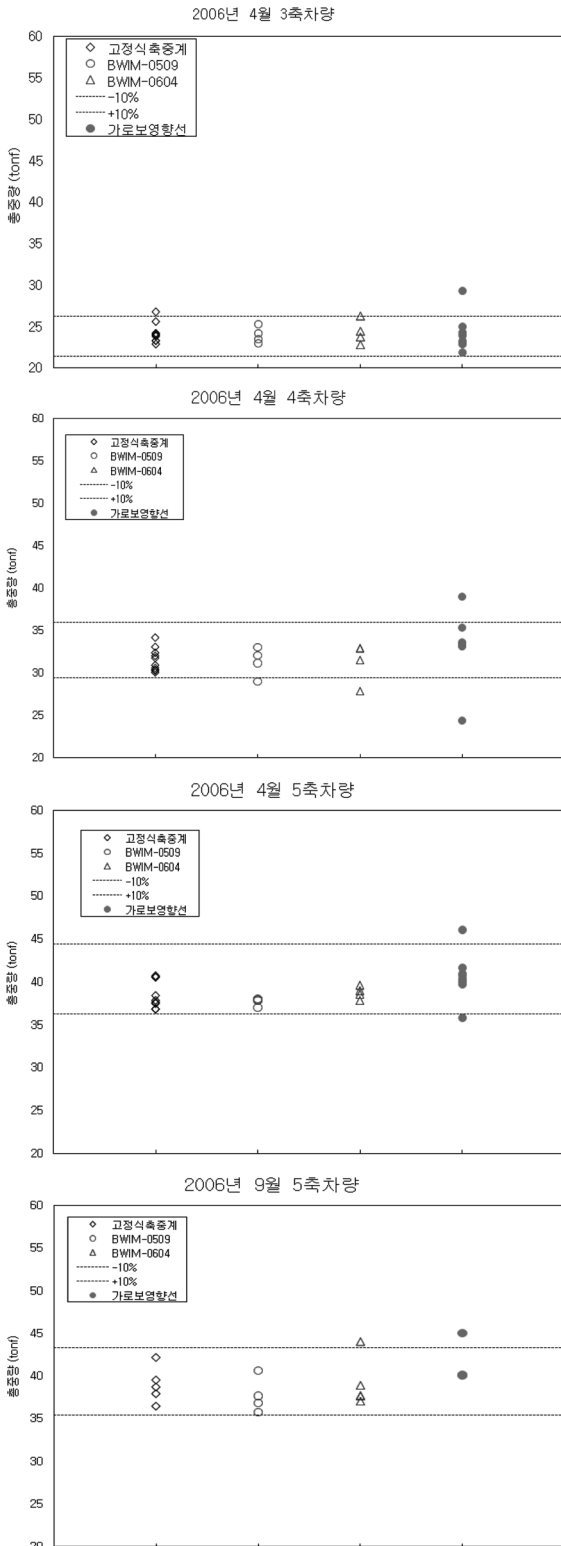


그림 8. 각 분석방법별 총중량 판별결과 비교

판별의 경우는 상대오차의 평균은 3% 미만이었으나 표준편차가 5~9% 사이로 비교적 크게 나타났다. 단일 축에 대한 하중 판별시는 상대오차의 평균은 6% 미만이었으나 표준편차가 7~17%사이로 비교적 크게 나타났다.

이러한 통계적인 특성을 보다 정량화하기 위하여 표 16에서는 WAVE(2001) 프로젝트에서 제시한 European WIM Specification의 정확도 등급 판정식을 이용하여 각 시스템의 정확도를 판정하였다. 전 절에서 소개한 정확도 등급 판정으로 각 시스템의 정확도를 비교한 결과 총 중량 판별에서는

표 15. 분석방법별 상대오차 통계자료

저속 WIM	single axle	axle of a group	group of axles	gross weight
평균	-5.81%	-2.73%	-2.79%	-3.82%
표준편차	7.18%	6.47%	4.27%	2.71%
개수	38	102	51	33

신경망 분석방법	single axle	axle of a group	group of axles	gross weight
평균	0.40%	0.10%	0.03%	0.58%
표준편차	8.97%	12.36%	7.35%	5.46%
개수	31	78	39	25

영향선 분석방법	single axle	axle of a group	group of axles	gross weight
평균	2.32%	1.51%	1.84%	1.47%
표준편차	16.94%	47.96%	6.81%	4.43%
개수	27	58	29	21

고정식 축중계(저속 WIM 시스템)가 B(10)등급, 신경망과 영향선 분석방법은 둘 다 C(15)등급으로 판정되었다. 또 그룹 축 중량 판별에서는 고정식 축중계가 B(10) 등급, 신경망과 영향선 분석방법은 C(15) 등급으로 판정되었고, 단일 축 중량 판별에서는 고정식 축중계가 D+(20) 등급, 신경망 분석방법은 D+(20) 등급, 영향선 분석방법은 E(35) 등급으로 판정되었다. 각 분석방법별로 전체 시스템에 대한 정확도 판별을 해 본 결과, 저속 WIM 시스템이 C(15)등급을 받아 가장 뛰어났고 그 다음으로 신경망 분석방법을 적용한 시스템이 D+(20)등급을, 그 다음이 영향선 분석방법을 적용한 시스템이 E(40)등급으로 판정되었다.

## 6. 결 론

본 연구에서는 인공신경망 및 영향선을 이용하여 강합성 사장교 상부구조 하부에서 측정된 변형률 신호만으로 교량을 주행중인 중차량의 하중 정보 및 주행 정보를 추출하는 시스템을 개발하였다. 하중분석결과와 정확도를 향상시키고자 교량의 국부 거동을 고려할 수 있는 가로보의 응답신호를 이용하였다. 인공신경망 학습시 일반적으로 사용하는 수치 시뮬레이션을 통한 데이터 생성을 하지 않고 현장에서 직접 측정된 실제 데이터를 가지고 인공신경망 학습을 수행하였다. 이러한 방법들을 통해 얻은 결론은 다음과 같다.

1. 장대교량인 사장교에서 기존의 거더 영향선 분석방법으로는 하중 정확도 판정을 할 수 없었으나, 가로보 영향선 분석방법을 이용한 경우에는 총 중량 및 그룹 축 판별에서는 C(15)등급, 단일 축 중량 판별에서는 E(35)등급을 받아 전체 시스템에 대한 정확도 등급은 E(40)등급이었다. 또한, 인공신경망 분석방법을 적용한 결과는 총 중량 및 그룹 축 판별에서는 C(15)등급, 단일 축 중량 판별에서는 D+(20)등급을 받아 전체 등급은 D+(20)등급을 얻어 이러한 복잡한 형식의 사장교에서도 차량하중분석이 적용가능하고 유효하다는 것을 보여주었다.



표 16. 분석방법별 정확도 비교

신경망 분석방법	상대오차 통계치				정확도 계산			허용
	개수	평균	표준편차		등급	$\delta$	$\pi$	
critierion	n	m(%)	s(%)	$\pi_0$		(%)	(%)	D+(20)
gross weight	25	0.58%	5.46%	94.7	C(15)	15.0%	97.1%	
group of axles	39	0.03%	7.35%	95.7	C(15)	18.0%	96.0%	
single axle	31	0.40%	8.97%	95.3	D+(20)	25.0%	97.8%	
axle of a group	78	0.10%	12.36%	96.7	D+(20)	30.0%	96.9%	

영향선 분석방법	상대오차 통계치				정확도 계산			허용 등급
	개수	평균	표준편차		등급	$\delta$	$\pi$	
critierion	n	m(%)	s(%)	$\pi_0$		(%)	(%)	E(40)
gross weight	21	1.47%	4.43%	94.3	C(15)	15.0%	98.9%	
group of axles	29	1.84%	6.81%	95.3	C(15)	18.0%	96.3%	
single axle	27	2.32%	16.94%	95.0	E(35)	42.0%	95.1%	
axle of a group	58	-2.73%	47.96%	96.4	<E(50)	65.0%	72.1%	

저속 WIM (고정식측중계)	상대오차 통계치				정확도 계산			허용 등급
	개수	평균	표준편차		등급	$\delta$	$\pi$	
critierion	n	m(%)	s(%)	$\pi_0$		(%)	(%)	C(15)
gross weight	33	-3.82%	2.71%	95.5	B(10)	10.0%	96.8%	
group of axles	51	-2.79%	4.27%	96.0	B(10)	13.0%	98.0%	
single axle	38	-5.81%	7.18%	95.7	D+(20)	25.0%	98.8%	
axle of a group	102	-2.73%	6.47%	96.9	B(10)	20.0%	99.2%	

2. 인공신경망 분석방법을 적용한 차량하중분석방법이 차량 하중 판별의 정확도에 있어서는 영향선 분석방법을 적용한 경우보다 그 적용성 및 하중 판별 정확도가 우수한 것으로 나타났다.

3. 현재의 수준으로도 케이블 교량의 과적 단속을 위한 사전 선택용이나 유지관리용 활하중 모델 등의 개발을 위한 통계용 목적으로는 사용이 충분한 것으로 판단된다.

본 연구결과를 이용하여 향후 케이블교량의 과적차량 단속이나 케이블 교량 유지관리시 필요한 차량 활하중 모델 선정에 활용하기 위해서는 추가적인 연구가 필요하다. 과적차량에 대한 단속을 위한 법적 기준을 만족시키려면 본 연구에서 제안한 가로보 신호를 이용한 인공신경망 및 영향선 분석방법의 정확도를 좀 더 높이기 위한 추가 연구가 필요할 것이다. 또한, 바닥판의 신호를 직접 이용하는 방법도 고려해 볼 수 있을 것이고, 영상카메라와 연동한 실시간 자동 측정시스템의 구성도 함께 고려해 볼 필요가 있다. 한편, 케이블교량의 유지관리시 필요한 차량 활하중 모델 선정에 위해서는 본 연구에서 개발된 시스템을 이용하여 획득한 차량 하중 데이터로부터 지역특성을 고려한 대표차량을 선정한 후, 각 차중별 빈도수별 자료를 확률 통계학적으로 처리하여 해당 지역을 대표하는 차량하중모델로 선정하는 등의 특수교량 유지관리용 차량 활하중 모델 개발에 대한 추가연구가 필요하다. 케이블교량 유지관리용 차량 활하중 모델은 향후 교량의 내구성에 영향을 주는 차량하중의 증가를 예측하고 이에 따른 교량에의 하중효과를 분석할 수 있는 모델로 이러한 모델이 개발되어지면 해당 케이블 교량의 잔존 수명

예측과 같은 성능 평가시에 유용하게 활용할 수 있다.

### 감사의 글

이 논문은 한국도로공사의 재원으로 도로교통연구원의 지원을 받아 수행된 연구이며, 본 연구를 수행하는 데 있어 현장 협조 및 데이터 제공을 하여 주신 서해대교 관리소 직원 여러분께 감사드립니다.

### 참고문헌

박민석, 조병완(2006a) 주행중인 차량하중 측정을 위한 BWIM 시스템 개발. 한국구조물진단학회지, 한국구조물진단학회, Vol. 10, No. 2, pp. 111-122.

박민석, 이정휘, 김성곤, 조병완(2006b) BWIM 시스템을 사용한 사장교의 차량하중 분석, 한국지진공학회 논문집, 한국지진공학회, 제10권 제6호, pp. 1-8.

박민석 등(2007) 케이블교량의 장기계측데이터 활용에 관한 연구, 연구보고서, ST-07-09, 한국도로공사 도로교통연구원.

박민석(2008) 인공신경망을 이용한 교량의 차량하중분석시스템 개발, 공학박사학위논문, 한양대 대학원.

COST 323., WIM-LOAD-Final report of the COST323 action, ed. B. Jacob, E. O'Brien, LCPC, Paris, 538pp, 2002.

Dempsey, A., Jacob, B., and Carracilli, J. (1999) Orthotropic Bridge WIM for determining axle and gross vehicle weights, in Proceedings of the Final Symposium of the project WAVE, Ed. B. Jacob, Hermes Science Publications, Paris, France, pp. 227-238.

Gagarine, Nicolas (1991) Advances in weigh-in-motion with pattern recognition and prediction of fatigue life of highway

- bridge, Ph.D. Dissertation, University of Maryland, USA.
- Moses, F. (1979) Weigh-in-motion system using instrumented bridge, *Transportation engineering journal*, ASCE, Vol. 105, TE3.
- Peters, R.J. (1986) CULWAY-an unmanned and undetectable high-way speed vehicle weighing system, in *Proceedings of the 13th ARRB Conference*, Australian Road Research Board, 13/6.
- Snyder, R.E. (1991) Field trials of low cost bridge weigh-in-motion, FHWA, DTFH 61-89-C-00048.
- The Math Works (1999) *Using MATLAB*, version 5.3. Natick, MA: USA
- The Math Works (2002) *Neural Network Toolbox User's Guide*, version 4. Natick, MA: USA.
- WAVE., *Weigh-in-motion of Axles and Vehicles for Europe*, ed. B. Jacob, LCPC, Paris, 103pp, 2002.
- Znidaric, A., Dempsey, A., Lavric, I., and Baumgartner, W. (1999) Bridge WIM systems without axle detectors, in *Proceedings of the Final Symposium of the project WAVE*, Paris, France, pp. 101-110.

(접수일: 2008.3.10/심사일: 2008.5.6/심사완료일: 2008.8.10)