

축감지기가 없는 PSC I 거더교의 주행중 차량하중분석시스템 개발

Development of PSC I Girder Bridge Weigh-in-Motion System without Axle Detector

박민석* · 조병완** · 이정휘*** · 김성곤****

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

Abstract

This study improved the existing method of using the longitudinal strain and concept of influence line to develop Bridge Weigh-in-Motion system without axle detector using the dynamic strain of the bridge girders and concrete slab. This paper first describes the considered algorithms of extracting passing vehicle information from the dynamic strain signal measured at the bridge slab, girders, and cross beams. Two different analysis methods of 1) influence line method, and 2) neural network method are considered, and parameter study of measurement locations is also performed. Then the procedures and the results of field tests are described. The field tests are performed to acquire training sets and test sets for neural networks, and also to verify and compare performances of the considered algorithms. Finally, comparison between the results of different algorithms and discussions are followed. For a PSC I-girder bridge, vehicle weight can be calculated within a reasonable error range using the dynamic strain gauge installed on the girders. The passing lane and passing speed of the vehicle can be accurately estimated using the strain signal from the concrete slab. The passing speed and peak duration were added to the input variables to reflect the influence of the dynamic interaction between the bridge and vehicles, and impact of the distance between axles, respectively; thus improving the accuracy of the weight calculation.

Keywords : bridge WIM system, axle detector, influence line, ANN, PSC I girder bridge

요 지

본 연구는 PSC I 거더교량을 대상으로 포장층에 축감지기가 없이 오로지 교량 상부구조 하면에서 측정된 변형률 신호만을 이용하는 차량하중분석시스템 개발에 관한 것이다. 중 차량이 교량을 주행할 때 교량 바닥판에서 측정된 변형률 신호로 차량주행정보를 추출하고, 교량 거더 및 가로보에서 측정된 변형률 신호로 차량하중정보를 추출하는 방법이다. 이러한 정보 분석을 위하여 영향선 분석방법과 인공신경망 분석방법을 사용하였다. 학습 데이터 확보 및 시스템 검증을 위하여 임의차량 및 시험차량 주행시험을 실시하였다. 대상 교량에서 하중분석결과, 가로보 변형률 신호를 이용한 경우가 거더 변형률 신호를 이용한 경우보다 더 정확한 결과를 나타내었고, 차선당 2열로 설치된 교량 바닥판 슬래브의 변형률 신호를 이용한 피크 검출 알고리즘도 차량의 속도와 축 수, 주행 차선, 축간 거리, 차간 거리 등의 주행정보를 추출하는데 매우 효과적임을 확인하였다. 또한, 가로보의 변형률 신호를 가지고 인공신경망 학습을 하여 시스템을 구성할 수 있는 경우가 기존의 거더 변형률 신호와 영향선만으로 시스템을 구성하는 경우보다 더 정확한 결과를 얻을 수 있음도 확인하였다.

핵심용어 : 교량의 주행중 차량하중분석시스템, 축 감지기, 영향선, 인공신경망, PSC I 거더교

1. 서 론

주행중인 차량의 하중에 대한 분석을 위한 시스템(Weigh-in-motion : WIM System) 개발은 1950년대에 미국에서 처음 시도되었다. 이 시스템의 목적은 정적 계량시의 단점을 극복하고 정상적인 주행을 하는 차량의 소통 흐름을 방해하지 않는 상태에서 차량 하중을 비롯한 차량의 주행정보, 즉,

주행차로 위치, 속도, 축간거리, 차량 종류 등을 얻기 위한 것으로 도로 포장 층에 여러 가지 종류의 센서를 설치하여 측정하고 그 결과를 분석 저장하는 것이다. WIM 시스템은 일반적으로 도로 포장층에 고감도 축 중 센서를 설치하여 주행중인 중 차량의 하중 정보를 직접 측정하는데, 일반적으로 측정하는 차량의 주행속도에 따라서 약 20 km/hr를 기준으로 저속용 WIM 시스템(Low Speed WIM : LS-WIM)과

*정회원 · 교신저자 · 한국도로공사 도로교통연구원 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)

고속용 WIM 시스템(High Speed WIM : HS-WIM)으로 구분한다. 현재 주로 사용중인 WIM 시스템은 시속 10 km/h 이하의 속도로 주행시 정확한 하중측정이 가능한 저속용 WIM 시스템으로 과적단속용으로 주로 사용되고 있다. 이러한 과적단속용 WIM 시스템은 대부분 고정식 측정계 형태를 이루고 있다. 즉, 일정한 위치의 포장층에 매설되어 사용하는 형태를 취하고 있다. 이중 저속 WIM 시스템은 고속도로나 국도에 설치되어 차량의 축 중량을 측정하는 방식으로 정밀한 측정이 가능하여 과적단속 목적으로 이용된다. 그러나, 과적단속을 위해 축 중량과 총 중량에 대한 정보만 관리할 뿐 차축거리나 주행속도 등의 실제 주행 상태를 알 수 있는 정보의 측정이 불가능한 실정이다.

이러한 상황에서 교량을 저울로 하여 주행중인 차량의 하중 및 주행정보를 분석하고자 하는 노력이 1980년대 미국(Moses 1978)과 호주(Peters 1984)에서 처음 시도되었다. WIM 시스템과 달리 교량을 저울로 이용하므로 차량의 동적 진동 효과가 상당부분 감소되는 효과를 이용하고자 하는 시도로 Bridge WIM 시스템으로 일컬어졌다. 이 시스템의 구성은 다음과 같다. Bridge WIM 시스템은 교량 포장층에 축감지기를 매설하여 주행중인 화물트럭의 축을 감지한 후, 교량 거더 하면에 부착된 변형률센서를 통해 얻은 신호와 영향선 해석방법을 이용하여 축 중량을 계산하고 이를 합하여 총 중량을 계산한다. 이때 포장층에 설치된 축 감지기로 부터 측정된 신호를 이용하여 차량 속도, 차축 거리, 차간 거리 등을 계산하게 된다.

기존 Bridge WIM 시스템은 교량 거더 하부에 변형률 센서를 설치하여 얻은 변형률 신호를 이용하여 축 중량을 계산하는데 이때 교량 진입부 포장층에 설치하는 축 감지기에서 얻은 차량 속도와 축간 거리 등을 이용하여야 정확한 축 중량 계산이 가능하였다. 그러나 기존 차량이 통행하고 있는 교량에 축 감지기를 매설하는 것은 교통의 흐름에 방해가 되기 때문에 설치가 쉽지 않고, 또한 축 감지기는 많은 차량의 통행으로 인하여 파손되거나 손실될 가능성이 있으며 기후의 영향도 받아 내구성이 떨어진다는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 포장층에 축 감지기 없이 교량의 응답을 통하여 차량의 속도, 축수, 축간거리, 축 중과 총 중량등 기존의 Bridge WIM에서 얻을 수 있는 것들을 구할 수 있는 새로운 개념의 Bridge WIM 알고리즘에 대한 연구가 필요하게 되었다. Dempsey 등(1998)에 의해 직교이방성 바닥판 교량과 같은 얇은 포장층을 가진 짧은 슬래브 교량에 처음으로 적용되었다.

본 연구에서는 이러한 포장층에 축 감지기가 없는 Bridge WIM 시스템을 PSC I 거더 교량에 적용하고자 하였다. 사용된 신호로는 거더 변형률 신호외에 교량의 국부 거동을 고려하기 위하여 가로보와 바닥판 변형률 신호를 함께 사용하였다. 또한, 차량하중분석방법으로 영향선 기법과 인공신경망 기법을 함께 적용하여 비교하였다.

2. 차량하중분석 알고리즘

2.1 영향선 분석방법

Moses(1978)가 제안한 방법으로 간단히 설명을 한 후 제안

된 방법에 대해 논하고자 한다. 영향선 분석방법은 차량의 축 중량을 얻기 위하여 변형률계가 설치된 위치에서의 거더의 휨 모멘트 영향선을 이용하는 방법이다. 거더의 휨모멘트에 대한 영향선은 교량의 형태(단순, 연속), 지간의 수, 지간의 길이, 변형계의 위치에 따라 다르므로 교량 수치모델로부터 계산할 수 있다. 이러한 이론적인 방법 외에 실험적으로도 구할 수 있다.

2.1.1. 영향선 계산

단순 지지된 단경간 거더교에 축 하중이 작용될 경우 영향선 종거값은 다음 식(1)과 같다.

$$I(x) = \frac{a(L-x)}{ESL} \text{ for } a \leq x$$

$$\frac{x(L-a)}{ESL} \text{ for } a > x \quad (1)$$

여기서, a = 교량의 시점부로부터 변형계까지 거리,

L = 교량의 길이,

x = 축의 위치,

E = 탄성계수,

S = 단면계수

2.1.2 거더 휨 모멘트 계산

제하차량이 교량을 통과할 경우, 변형계에 의한 거더의 내부 휨 모멘트는 다음과 같다.

$$M_i = S_i \sigma_i = ES_i \varepsilon_i \quad (2)$$

여기서, M_i = i 번 거더의 휨모멘트,

E = 탄성계수,

S_i = i 번 거더의 단면계수,

ε_i = i 번 거더의 변형률

이 식(2)로부터 제하차량이 교량을 통과할 때 외부 휨 모멘트는 개별축의 축거와 축 중으로 휨 모멘트 $M(x)$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$M(x) = A_1 I(x) + A_2 I(x-L_1) + \dots + A_n I(x-L_{n-1}) \quad (3)$$

여기서, $M(x)$ = 교량위의 차량위치 x 에서의 휨 모멘트

$I(x)$ = 교량위의 차량위치 x 에서의 영향선

A_n = 차량의 n 번째 축하중

L_{n-1} = n 번째 축과 첫 번째 축과의 거리

2.1.3 하중 계산

Moses 알고리즘은 교량의 정적인 거더의 휨 모멘트 영향선과 거더의 측정 변형률 신호를 최소제곱 오차함수를 이용하여 축 하중을 계산하게 된다. 계산 알고리즘은 다음과 같은 과정으로 계산된다.

(1) 모든 차선 및 거더별 휨 모멘트를 시간함수로 전개

$$M_i(t) = \sum_{l=1}^{NL} \sum_k^{N_{axle}(l)} A_{kli} I_{kli}(t) \quad (4)$$

여기서,

A_{kli} = 차선 l 에서 k 번째 축중량

$I_{kli}(t)$ = 차선 l 의 i 번째 거더의 시간 t 에서의 k 번째축에 의한 영향선 종거값

NL = 차선수

$N_{axle}(l)$ = 차선 l 에서의 축 축수

(2) 모든 거더의 영향선과 측정치로 최소 제곱오차함수를 구성함

$$E_i = \sum_{t=1}^T [M_i(t) - M_i^*(t)]^2 \quad (5)$$

$$E_i = \sum_{t=1}^T \left[\sum_{l=1}^{NL} \sum_k A_{kl} I_{kli}(t) - M_i^*(t) \right]^2 \quad (6)$$

$$E = \sum_{i=1}^{NG} \sum_{t=1}^T \left[\sum_{l=1}^{NL} \sum_k A_{kl} I_{kli}(t) - M_i^*(t) \right]^2 \quad (7)$$

수식을 재구성, $A_n^* \leftrightarrow A_{kb} I_{ni}^*(t) \leftrightarrow I_{kli}(t)$

$$E = \sum_{i=1}^{NG} \sum_{t=1}^T \left[\sum_{n=1}^{Nax} A_n^* I_{ni}^*(t) - M_i^*(t) \right]^2 \quad (8)$$

여기서, T = 총 샘플 시간

E_i = 최소제곱 오차함수

$M_i(t)$ = i 번째 거더의 이론적 모멘트

$M_i^*(t)$ = i 번째 거더의 측정 모멘트

(3) 오차 값의 합계는 축 중량에 대해 최소값을 갖게 되므로 식(8)을 m 번째 축 중으로 편미분하면 다음과 같다.

$$\frac{\partial E}{\partial A_m} = \sum_{i=1}^{NG} \sum_{t=1}^T \left[\sum_{n=1}^{Nax} A_n^* I_{ni}^*(t) \right] I_{mi}^*(t) - \sum_{i=1}^{NG} \sum_{t=1}^T M_i^*(t) I_{mi}^*(t) = 0 \quad (9)$$

여기서, 식(9)를 정리하여 다음과 같이 정의하면,

$$F_{mn} = \sum_{i=1}^{NG} \sum_{t=1}^T I_{ni}^*(t) I_{mi}^*(t) \quad (10)$$

$$M_m = \sum_{i=1}^{NG} \sum_{t=1}^T M_i^*(t) I_{mi}^*(t) \quad (11)$$

다음과 같은 행렬식을 얻을 수 있다.

$$\sum_{n=1}^{Nax} F_{mn} \times A_n^* = M_m \quad (12)$$

(4) 식(12)의 행렬에서 축 중량과 총 중량은 다음과 같은 과정으로 계산된다. 식(12)를 행렬식으로 표현하면 다음 식(13)과 같다.

$$[F]\{A\} = \{M\} \quad (13)$$

식(13)에서 축 중량 $\{A\}$ 는 다음과 같다.

$$\{A\} = [F]^{-1} \{M\} \quad (14)$$

총 중량(Gross Vehicle Weight : GVW)은 모든 축 중의 합으로 식(15)과 같다.

$$GVW = \sum_{i=1}^n A_i \quad (15)$$

(5) 측정치로 축 중 계산을 위해 식(13)을 행렬로 간단히 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} \sum_{t=1}^{t_sn} I_1(t)I_1(t) & \sum_{t=1}^{t_sn} I_2(t)I_1(t) & \sum_{t=1}^{t_sn} I_1(t)I_1(t) \\ \sum_{t=1}^{t_sn} I_1(t)I_2(t) & \sum_{t=1}^{t_sn} I_2(t)I_2(t) & \sum_{t=1}^{t_sn} I_1(t)I_2(t) \\ \sum_{t=1}^{t_sn} I_1(t)I_3(t) & \sum_{t=1}^{t_sn} I_2(t)I_3(t) & \sum_{t=1}^{t_sn} I_1(t)I_3(t) \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_j \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} \sum_{t=1}^{t_sn} M_m(t)I_1(t) \\ \sum_{t=1}^{t_sn} M_m(t)I_2(t) \\ \sum_{t=1}^{t_sn} M_m(t)I_3(t) \end{Bmatrix} \quad (16)$$

여기서, $M_m(t)$ = 시간 t 에서 측정 모멘트

$I_j(t)$ = j 번째 축의 시간 t 에서 영향선

$I_i(t)$ = i 번째 축의 시간 t 에서 영향선

식(16)에서 정방행렬 $[F]$ 는 이론적인 정적 영향선으로만 구성되며, 각 거더에 대한 항목은 생략하였다.

2.1.4 제안 방법

본 연구에서는 기존의 방법에서 사용한 포장층의 축 감지 신호와 거더의 변형률 신호, 영향선을 이용하는 방법을 대신하여 교량의 국부 거동을 고려한 바닥판의 변형률 신호와 가로보의 변형률 신호, 영향선을 함께 이용하는 방법을 제시하였다. 아래 표 1은 각 영향선 분석방법시 이용한 신호 채널이다. 영향선은 구조해석을 통해 구하였으며 아울러 시험차량을 통한 저속 주행 실험을 통해 구한 것도 함께 고려하였다.

일반적으로 가로보는 거더 사이에 비틀림 방지를 목적으로 설치되는데 차선당 1~2개 정도 있게 된다. 교량의 차선이 보통 2~4차선 정도이므로 최대 4대까지 동시에 차량이 재하될 수 있으나 실제로는 중 차량의 주행 특성상 완전 병행 통과는 확률론적으로 거의 희박하므로 대부분의 중 차량 통과시 정확한 하중 측정이 가능하다. 가로보는 교량 응답 신호로 볼 때 바닥판과 거더의 중간 정도로, 거더가 교량의 전체 응답을 보이고 바닥판은 매우 민감한 국부 응답을 보이는데 반해 가로보는 적당한 국부 응답을 보인다. 바닥판이 축 중량에 매우 민감해서 차량의 윈더링(Wandering) 효과에 크게 영향을 받는데 비해 가로보는 축 중량에 적당히 민감해서 차량의 윈더링 효과에 큰 영향을 받지 않는 특성을 보여 고려하기로 하였다.

2.2 인공신경망 분석방법

본 연구에서 이용한 또 하나의 하중분석방법은 기존의 정적방법인 영향선 적용 대신에 동적 특성을 고려할 수 있는 패턴인식 기법의 일종인 인공신경망기법을 적용한 것이다.

표 1. 영향선 분석방법시 사용 신호

	하중정보 계산시 입력신호	주행정보 계산시 입력 신호	사용 영향선
거더 영향선	주행선 거더신호 3 채널	주행선 바닥판 신호 2채널	거더 3개의 평균
가로보 영향선	주행선 가로보신호 2채널		가로보 2개의 평균

인공신경망을 이용하여 오로지 측정 신호만으로 하중 정보를 추출하는 이러한 방법은 여러 상황에서 이용이 가능한데 특히 교량이 장시간을 갖고 구조가 복잡하여 기존의 영향선 분석방법으로는 도저히 하중정보를 추출하기가 어려운 경우 이를 해결할 수 있는 유일한 방법으로 판단된다. 단지 이러한 방법을 적용하기 위해서는 많은 양의 학습데이터 확보가 필요한데 본 연구에서는 수치 시뮬레이션을 통하여 생성된 학습데이터가 아닌 실 주행차량의 신호를 통해 얻은 보다 현실성 있는 데이터를 학습에 사용하였다. 또한 본 연구에서는 Matlab에서 제공하는 Neural Network Toolbox를 이용하였다.

인공신경망을 이용한 차량하중분석은 세 가지의 경우에 대한 신경망을 구성하여 수행하였다. (1)거더의 변형을 신호만을 고려한 경우, (2)가로보의 변형을 신호만을 고려한 경우, (3)거더와 가로보의 변형을 신호 모두를 고려한 경우이다. 여기서 사용한 변형을 신호는 주행차선에 인접한 변형을 센서의 피크 치이다. 샘플링 간격내 모든 신호 데이터의 합을 이용한 경우와 피크 치만을 이용한 경우, 둘의 신경망 학습 성능을 비교한 결과 비슷한 성능을 보여 본 연구에서는 피크 치를 사용하였다. 또한, 속도와 피크지속시간, 그리고 1/2 경간부의 바닥판 변형을 신호의 피크 치 합도 함께 입력변수로 사용하였다.

2.2.1 학습 및 시험데이터 생성

표 2, 3은 사용한 Matlab 함수 및 각 신경망 구성시 사용한 변형을 신호 및 함수, 입력 변수 등에 대한 설명이다.

표 3에 있는 시험 데이터 수 233개는 신경망 구성을 위해 수집한 임의차량에 대한 데이터중 1차 수집 데이터인 252개중 학습용으로 사용한 126개를 제외한 나머지 126개와

표 4. 신경망 구성을 위한 데이터 수집

	1차 측정 데이터	2차 측정 데이터
2축	83	57
3축	44	15
4축	37	22
5축	85	13
6축	3	0
합계	252	107

2차 수집 데이터인 107개를 합한 것으로 구성된 신경망의 학습을 위해 사용한 데이터이다.

인공신경망 구성을 위해서는 임의차량 시험을 통해 얻은 359개(1차 252개, 2차 107개)의 데이터를 사용하였다(표 4). 이렇게 인공신경망이 구성되고 나면 실제로 시험차량을 통해 학습된 인공신경망의 성능을 검증할 필요가 있다. 따라서, 시험차량을 통한 검증시험을 실시하여 최종적으로 제안된 시스템에 대한 성능 평가를 수행하게 된다. 1차 데이터 수집은 오후 4시경에 실시하였고 2차 데이터 수집은 오전 9시경에 실시하였다. 인공신경망 구성시 사용한 학습데이터는 임의차량 주행시험을 통해 얻은 데이터로 2축에서 6축까지 실제 주행하는 다양한 차량을 통해 구한 값을 사용하였다.

2.2.2 신경망의 구성 및 학습

그림 1은 가로보 신경망 학습 수렴과정을 보여주고 그림 2는 가로보 신경망 학습 결과로 고속 WIM 시스템과 Bridge WIM 시스템과의 상관관계를 나타낸다. 그림 3과 4는 가로보 신경망 검증을 위한 테스트 데이터 학습 결과를 보여준다. 바깥쪽 실선이 $\pm 20\%$ 오차범위를 나타내고 안쪽

표 2. 사용한 Matlab 함수

명령어	옵션	기능
Newff		Construct Backpropagation network
	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 3. 각 분석방법별 인공신경망 구성

	가로보 인공신경망	거더 인공신경망	가로보+거더 인공신경망
활용신호 (변형률)	가로보(거더) 신호 3, 바닥판 신호 4 (총 7채널)		거더신호 3, 가로보신호 3, 바닥판신호 4 (총 10채널)
신경망 입력값	가로보(거더)신호 3, 바닥판 신호 1, 속도 1, 피크지속시간 1 (총 6)		가로보신호 3, 거더신호 3, 바닥판신호 1, 속도 1, 피크지속시간 1 (총 9)
학습 데이터 수	126		
시험 데이터 수	233(=126+107)		
신경망 층 수 및 층별 절점 수	입력층 1(6) 은닉층 2(10,7) 출력층 1(1)		입력층 1(9) 은닉층 2(10,7) 출력층 1(1)
전달함수	purelin - purelin - purelin		
수렴함수	mse		
수렴한계	3.8	5.5	3.8

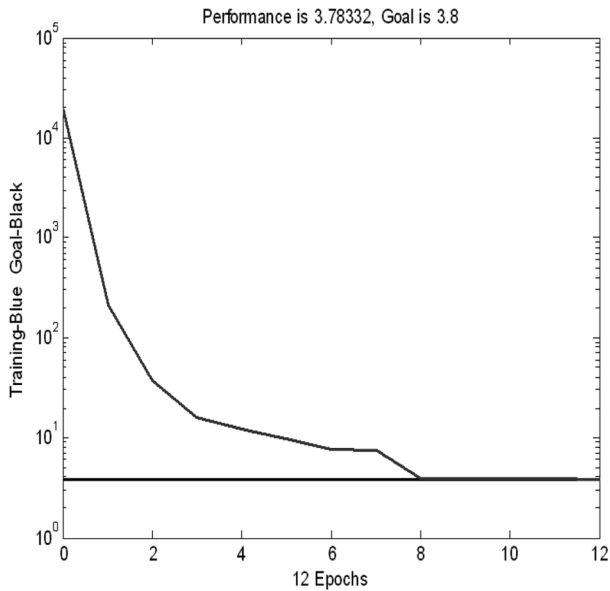


그림 1. 신경망 학습

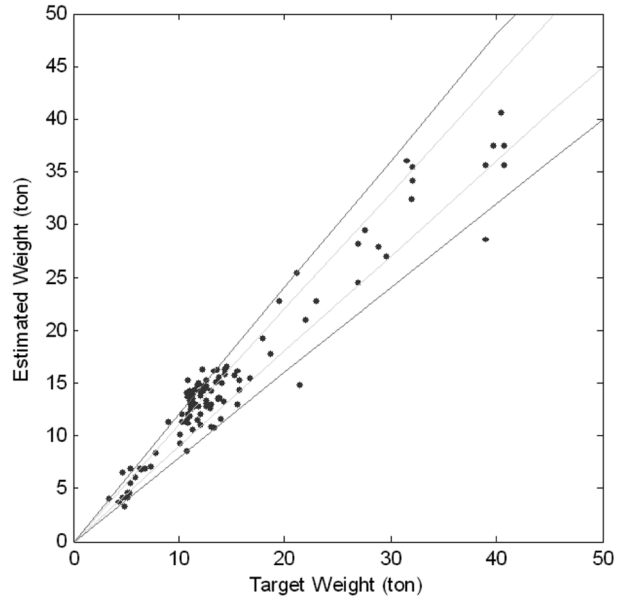


그림 4. 신경망 성능검증 - 테스트2

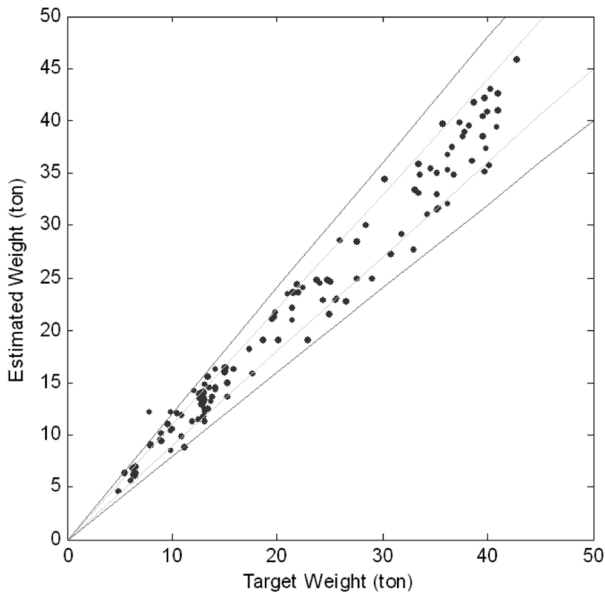


그림 2. 신경망 학습 결과

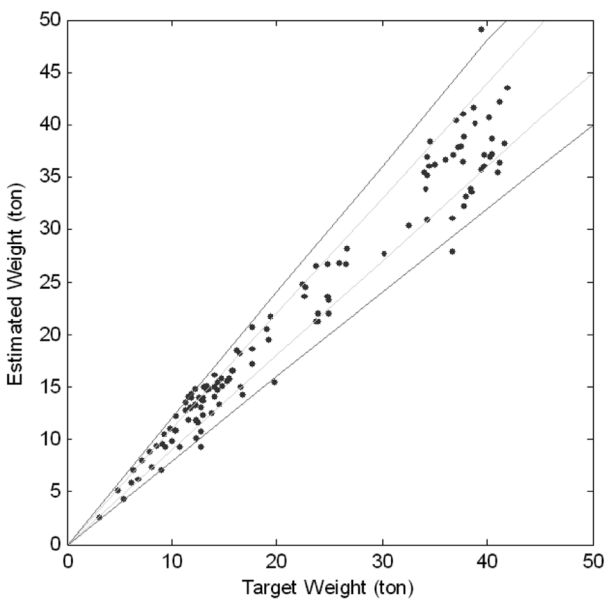


그림 3. 신경망 성능검증 - 테스트1

실선이 $\pm 10\%$ 오차범위를 나타낸다. 3가지 경우 모두 신경망 학습결과 기대하는 오차 수준인 $\pm 20\%$ 이내에 대부분 들어움을 확인할 수 있다.

3. 데이터 획득을 위한 현장재하시험

3.1 측정대상 교량 및 시스템 구축

3.1.1 교량 현황

PSC I 거더교에 대한 현장재하시험은 중부내륙고속도로상의 금당교에서 실시하였다. 7경간 교량으로 4경간은 PSC I 거더교이고 3경간은 PSC BOX 연속 거더교으로 이중 시험대상은 4경간 연속인 PSC I 거더교로 선정하였다. 이 교량 구간은 경간장이 30 m+40 m+40 m+40 m로 구성되어 있으며 4개의 거더와 3개의 가로보로 구성된 2차선(폭원 12.6 m) 교량이다(그림 5).

3.1.2 센서 설치

현장답사 결과 바닥판 종방향 변형률 센서의 경우 차량주행시 원더링 효과 및 신호감도를 고려하여 바닥판 중앙을 기준으로 변형률 게이지를 20 cm간격으로 2개를 설치하여 2 액티브 게이지 방식으로 측정하도록 하였다. 또한 종방향 게이지 사이에 횡방향으로 변형률 센서를 설치하여 응답신호를 참조하기로 하였다(그림 6).

바닥판 변형률 센서의 경우 차량의 축을 감지하여 차량정보를 획득하는 목적이 있으므로 게이지 위치를 경간의 1/4지점과 3/4지점으로 이동하여 센서간 거리를 늘여 주행차량의 속도측정 정확도를 높이고자하였다. 그림 5는 금당교의 전경을 보여주고, 그림 6은 센서 설치위치를 나타낸다.

3.2 현장 재하시험

3.2.1 시험차량 주행시험

1) 개요

2.2절에서와 같이 인공지능망이 구성되고 나면 실제로 시험차량을 통해 학습된 인공지능망의 성능을 검증하여야 한



그림 5. 금당교 전경도

중부 내륙 고속도로 (여주-충주간) 시험주요 건설공사
제 1 공구 : 기념 - 갈곡

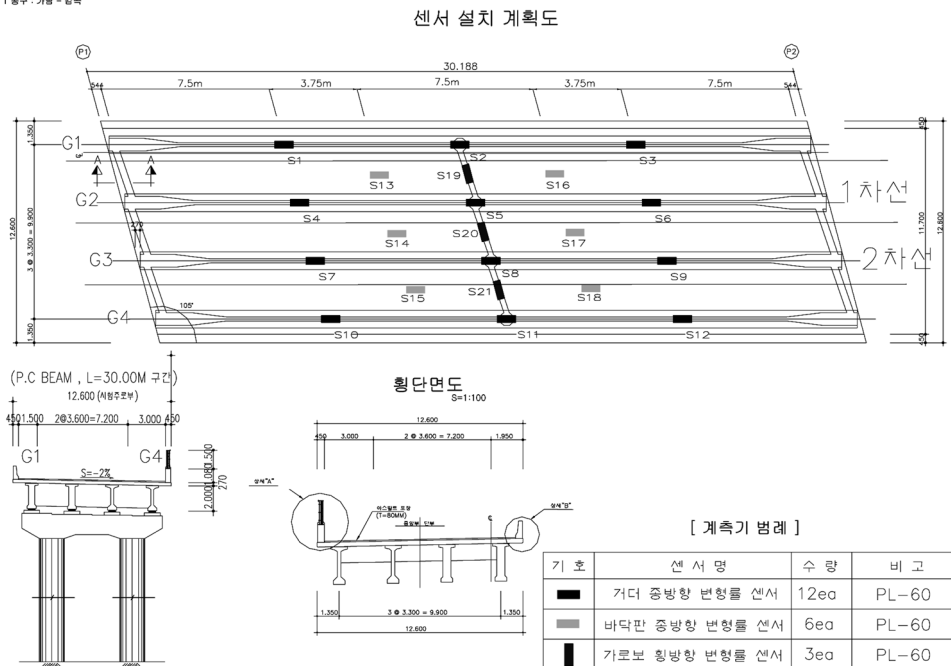


그림 6. 금당교 센서설치 계획도

다. 이에, 표 5와 6에 나와 있는 것과 같은 시험차량 주행 시험을 실시하여 제안된 시스템에 대한 성능 평가를 수행하였다. 현장여건상 금당교의 첫 번째 경간인 30m 경간에 센서를 설치하고 Sampling rate는 500 Hz로 설정하였다(초당 500개의 시간 샘플 기록함). 변형률계는 21개를 사용하였는데, 거더 중방향 변형률계는 12개, 바닥판 중방향 변형률계는 6개, 가로보 횡방향 변형률계는 3개이다.

2) 시험방법

표 5는 금당교 현장실험시 사용된 시험차량의 제원을 보여준다. 시험차량은 표 6과 같이 3,4,5축 차량 3대를 차선별, 속도별, 하중별로 단독 및 연행 주행 실시하였다. 재하하중의

경우는 차로별 단독주행의 경우, 직렬주행(앞뒤로 같은 속도로 주행)의 경우, 병렬주행(옆 차로로 주행)하는 경우로 주행 실험을 실시하였다.

3.2.2 임의차량 주행시험

1) 개요

금당교 임의차량 주행시험은 2007년 11월 8~9일간 실시되었다. 센서는 바닥판의 중방향 12개 변형률 센서와 거더의 12개 변형률센서, 그리고 가로보에 3개의 변형률 센서 등 총 27개의 센서를 사용하였다. 본 시험은 인공지능명 학습을 위한 학습데이터 확보 및 테스트용 데이터 확보를 위해 실

표 5. 금당교 현장실험 시험차량 제원

차종	총 중량		1축 중량	2축 중량	3축 중량		
3축 덤프	만차(tonf)	25	6.63	9.32	9.35		
	축거(m)	4.60	0	3.30	4.6		
차종	총 중량		1축	2축	3축	4축	
4축 덤프	만차(tonf)	31.53	7.51	7.54	8.24	8.24	
	축거(m)	6.20	0	1.88	4.90	6.20	
차종	총 중량		1축	2축	3축	4축	5축
5축 트랙터	만차(tonf)	41.99	6.24	7.70	7.98	10.02	10.05
	축거(m)	8.30	0	3.40	4.70	7.00	8.30

표 6. 시험차량의 주행 방법

차량 종류	하중	속도	차선	반복 횟수	주행 형태
3,4,5축	만차	30,60,90 km/h	1,2차선	10	단독
		5,10,20,40,50,70,80 km/h		1	단독
		60~90 km/h		1	연행

시하였다. 본 교량 진입 약 1km전에 설치되어 있는 고속 WIM 시스템과 함께 측정하여 비교하였다. 8일은 오후 4시 경에 시험을 실시하였고 9일은 오전 9시경에 시험을 실시하여 일교차가 약 15도 정도 나는 환경이었다.

2) 측정 데이터

측정된 데이터 중 학습에 사용 가능한 데이터를 추출하였으며 최종 분석에 사용된 데이터는 8일 총 252건, 9일 107건이다. 8일 데이터중 받은 학습용으로 나머지 받은 테스트용으로 사용하였다. 9일 데이터는 모두 테스트용으로 사용하였다(표 4).

표 7. 3축 시험차량 분석결과

	총 축거 (m)	축거1	축거2	총 중량 (tonf)		축간거리오차(%)			총 중량 오차(%)	
				거더	가로보	총축거	축거1	축거2	거더	가로보
평균	4.57	3.28	1.29	25.16	25.22	-0.74	-0.73	-0.79	-0.54	-0.31
표준 편차	0.04	0.03	0.02	0.47	0.46	0.84	1.04	1.16	1.85	1.82
계량치	4.60	3.30	1.30	25.30						

표 8. 4축 시험차량 하중계산 분석결과

	총 축거 (m)	축거1	축거2	축거3	총 중량 (tonf)		축간거리오차(%)				총 중량 오차(%)	
					거더	가로보	총 축거	축거1	축거2	축거3	거더	가로보
평균	6.23	1.88	2.99	1.36	32.03	31.47	0.4	-0.2	-0.9	4.5	1.6	-0.2
표준 편차	0.02	0.02	0.02	0.02	0.94	0.65	0.3	1.0	0.6	1.7	3.0	2.1
계량치	6.20	1.88	3.02	1.30	31.53							

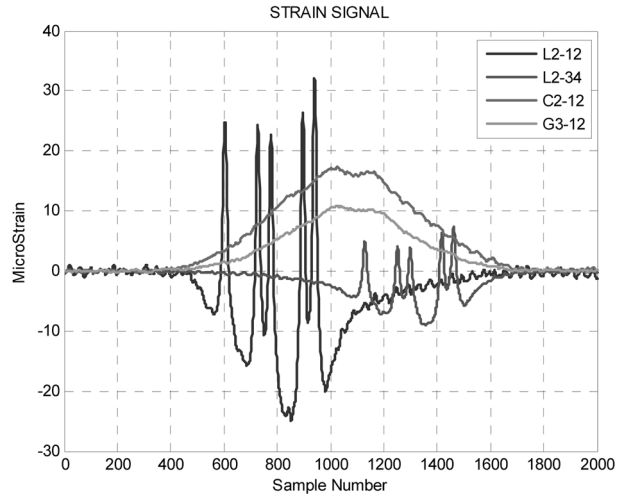


그림 7. 5축 트랙터 50 km/h 주행 응답신호 예

3.3 시험차량 변형을 응답 신호

그림 7은 시험 차종별 주행차선에 설치된 변형률 센서의 응답신호의 한 예로 차량이 주행한 행선에 설치된 변형률센서에서 얻은 2개의 바닥판 변형률신호와 1개의 가로보 변형률신호, 그리고 1개의 거더 변형률신호이다. L2는 2번 바닥판의 교축방향 변형률 신호이고 C2는 2번 가로보의 변형률 신호이고 G3은 3번 거더의 변형률 신호이다. 12는 1/2경간 부이고 34는 3/4경간부를 표시한다.

신경망 입력값으로 사용한 신호는 주행차선에 인접한 센서의 신호로서, 바닥판 변형률신호는 가장 큰 응답값을 보이는 1/2 경간지점의 변형률신호 값을 사용하였고 가로보는 3개의 변형률신호 모두를 사용하였고, 거더는 주행차선에 해당하는 3개의 거더 변형률신호를 사용하였다. 이중 바닥판 1/2경간지점의 변형률신호는 3가지 경우의 인공신경망 방법시 모두 사용하였고, 가로보 변형률신호는 가로보 인공신경망 방법과 가로보+거더 인공신경망 방법시 사용하였고, 거더 변형률신호는 거더 인공신경망 방법과 가로보+거더 인공신경망 방법시 사용하였다.

4. 영향선을 이용한 차량하중분석방법

4.1 시험차량 하중분석

모든 시험차량 데이터에 대해 바닥판 변형률 신호를 이용

표 9. 5축 시험차량 분석결과

	총 축거 (m)	축거1	축거2	축거3	축거4	총 중량 (tonf)		축간거리오차(%)					총 중량 오차(%)	
						거더	가로보	총 축거	축거1	축거2	축거3	축거4	거더	가로보
평균	9.26	3.38	1.35	3.30	1.24	44.36	43.61	-1.0	-0.7	4.0	-3.0	-1.7	5.7	3.9
표준편차	0.03	0.03	0.02	0.02	0.02	1.56	1.13	0.27	0.85	1.21	0.50	1.59	3.71	2.7
계량치	9.36	3.40	1.30	3.40	1.26	41.99								

하여 축간거리와 차량속도를 계산하였다. 또한, 거더 변형률 신호와 거더 영향선을 이용한 분석방법과 가로보 변형률 신호와 가로보 영향선을 이용한 분석방법을 사용하여 총 중량을 계산하였다. 이때 각 시험차량당 반복 주행은 36회였다. 바닥판 변형률 신호로 계산한 축간거리에 대한 계산시 상대 오차에 대한 평균은 최대 4.5%, 표준편차는 최대 1.7%를 나타내어 축감지기로 충분함을 알 수 있었다. 총 중량 계산시 상대오차에 대한 분석시 거더 영향선 분석방법 사용한 경우 상대오차 평균은 최대 5.7%, 표준편차는 최대 3.71%를 나타내었고, 가로보 영향선 분석방법의 경우는 총 중량 계산시 상대오차에 대한 평균은 최대 3.9%, 표준편차는 최대 2.7%를 나타내어 두 경우 모두 정확한 총 중량 판별이 되었음을 알 수 있다.

4.2 임의차량 하중분석

실제 교량을 주행중인 임의차량에 대하여 금당교 약 1 km 전방에 위치하고 있는 고속 WIM 시스템으로 구한 하중 추출 결과와 거더 및 가로보 영향선 분석방법으로 구한 하중 추출 결과를 함께 비교하였다. 임의차량에 대한 정적 중량은 알 수가 없는 관계로 고속 WIM 시스템에서 측정된 결과 값을 정적 중량으로 가정한 후 각 분석방법과 의 상대

표 10. 고속 WIM 측정치와 Bridge WIM 추출치 비교

총 중량	데이터 개수	평균 (tonf)	표준편차 (tonf)	상대오차 평균	상대오차 표준편차
고속 WIM	354	19.60	11.16		
거더 영향선	354	19.74	11.98	7.80%	7.01%
가로보 영향선	354	19.70	11.56	4.34%	4.91%

표 11. 총 중량 10톤 이상 데이터 비교

총 중량	데이터 개수	평균 (tonf)	표준편차 (tonf)	상대오차 평균	상대오차 표준편차
고속 WIM	304	21.72	10.66		
거더 영향선	304	21.96	11.53	6.79%	5.44%
가로보 영향선	304	21.86	11.09	3.93%	4.10%

오차를 구하였다. 표 10과 같이 가로보 영향선 분석방법이 거더 영향선 분석방법 보다는 고속 WIM 시스템 값에 대한 상대오차가 작았다. 그림 8은 고속 WIM 시스템의 측정값과 각 분석방법의 결과 값의 상관성을 보여준다. 총 중량 10톤 이상인 중 차량의 경우에 대해서만 추출한 결과는 표 11과 같다.

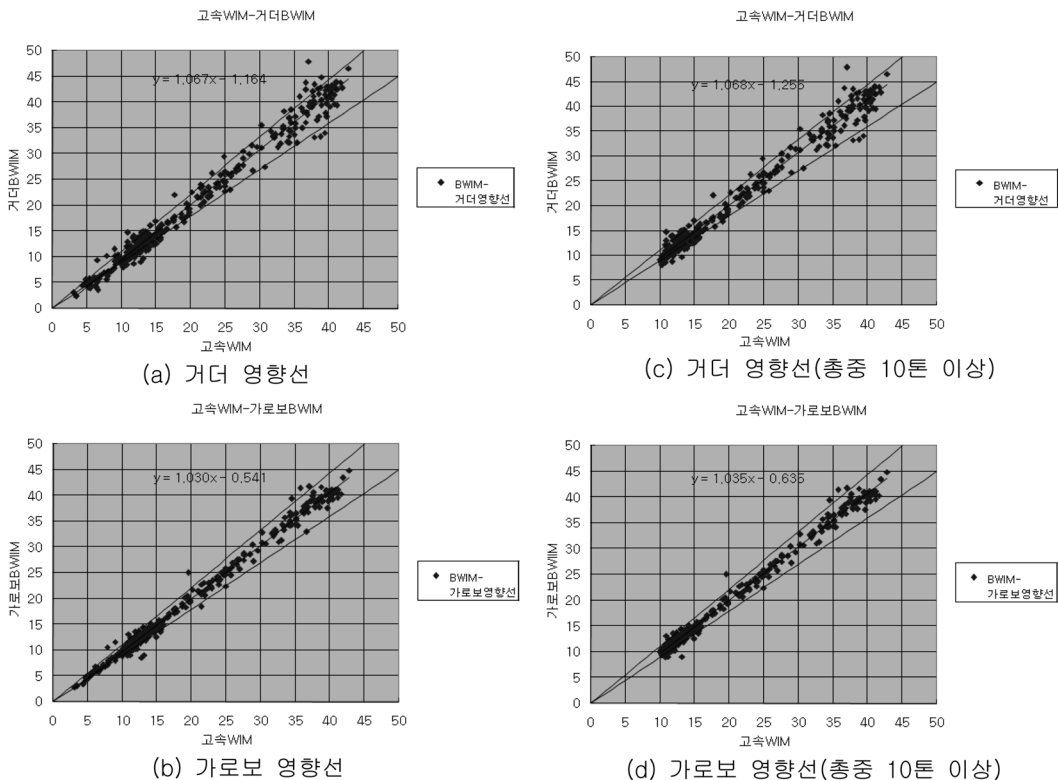


그림 8. 고속 WIM 대 영향선 분석방법 상대오차

5. 인공지능망을 이용한 차량하중분석방법

5.1 임의차량 하중분석

인공신경망 구성을 위해서 임의차량에 대한 데이터 수집을 실시한 후 이중 학습용 데이터와 테스트용 데이터로 나눈 후 신경망 학습을 실시하였다. 가로보 신경망분석방법의 경우 다른 신경망분석방법에 비해 오차가 작아 하중판별 정확도가 높아지는 걸 알 수 있었으나 입력 데이터 수의 증가로 인한 성능 개선 여부는 확인하지 못했다. 학습용 세트 구성 시 유사 통과시점의 동일 축 구성 차량의 고속 WIM 데이터를 사용하였는데 고속 WIM 시스템 자체도 정적 계량치 대비 상대오차를 포함하고 있으므로 여기서의 상대오차는 고속 WIM 측정 값에 대한 오차이다.

표 12는 고속 WIM 시스템과 각 신경망 분석방법으로 구한 총 중량 값에 대한 상대오차에 대한 통계분석 결과이다. 거더 신경망 분석방법보다는 가로보 신경망 분석방법이 보다 나은 결과를 보여주었다. 표 13은 임의차량 데이터중 각 신경망 별 이용한 총 중량 10톤 이상인 데이터의 통계치이다.

5.2 시험차량 하중분석

고속 WIM 시스템에서 측정한 임의차량 데이터를 가지고 학습한 신경망을 이용하여 시험차량에 대한 하중 분석을 하였다. 제안된 인공신경망을 이용한 차량하중분석방법의 성능 검증을 위하여 시험차량 데이터를 이용하여 비교하였다. 시험차량 데이터 중 실제 주행조건과 가장 유사한 90 km/h

표 12. 임의차량 데이터 비교

총 중량	데이터 개수	평균 (tonf)	표준편차 (tonf)	상대오차 평균	상대오차표준편차
고속 WIM	354	19.60	11.16		
거더+가로보 신경망	354	19.67	10.69	9.52%	7.47%
가로보신경망	354	19.86	10.83	9.57%	7.27%
거더 신경망	354	19.57	10.69	10.73%	9.94%

표 13. 총 중량 10톤 이상 데이터 비교

총 중량	데이터 개수	평균 (tonf)	표준편차 (tonf)	상대오차 평균	상대오차표준편차
고속 WIM	304	21.72	10.66		
거더+가로보신경망	304	21.67	10.23	8.48%	5.92%
가로보신경망	304	21.97	10.24	9.06%	6.55%
거더신경망	304	21.60	10.20	9.44%	8.60%

표 14. 분석방법 상대오차 분석

분석방법	총중오차 (n=9)	3축 차량	4축 차량	5축 차량
거더신경망	평균	-4.16%	-4.40%	-6.57%
	표준편차	1.97%	2.93%	1.36%
가로보신경망	평균	1.27%	-4.08%	-2.11%
	표준편차	5.15%	4.22%	1.84%
가로보+거더신경망	평균	6.56%	-0.79%	0.00%
	표준편차	3.30%	2.50%	0.02%

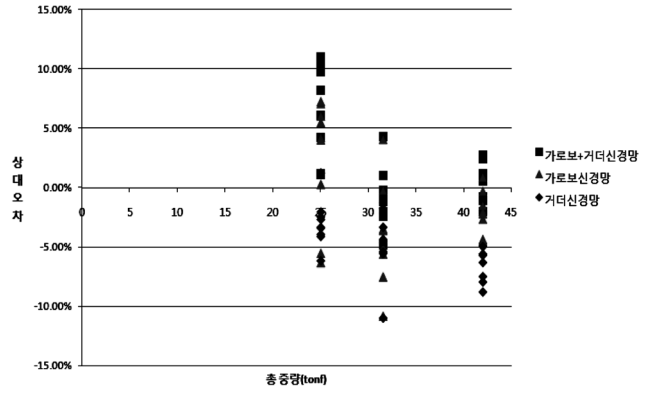


그림 9. 신경망 적용시 총중량 상대오차

실험결과를 이용하였다. 표 14는 3가지 신경망을 이용한 분석방법의 결과를 비교한 것이다.

그림 9는 시험차량의 총 중량에 대한 3가지 신경망의 계량소 총 중량 대비 상대오차를 나타낸 것이다. 총 중량에 대한 오차는 3가지 경우 모두 목표 허용오차인 $\pm 10\%$ 이내 인 것을 알 수 있다.

6. 각 분석방법에 따른 성능비교

그림 10은 시험차량에 대하여 2가지 영향선을 적용한 하중 분석 결과와 3가지 신경망을 적용한 하중 분석 결과를 비교한 그래프이다. 5가지 분석방법 대부분 목표 허용오차범위인 $\pm 10\%$ 내에 드는 것을 알 수 있다.

그림 11~그림 13까지는 3,4,5축 시험차량에 대한 각 분석방법별 상대오차 비교결과를 수록하였다. 시험차량을 통한 측정 결과는 모두 목표 허용오차범위인 $\pm 10\%$ 의 상대오차내에 들어와 고정식 축중계(저속 WIM 시스템)에서 허용하는

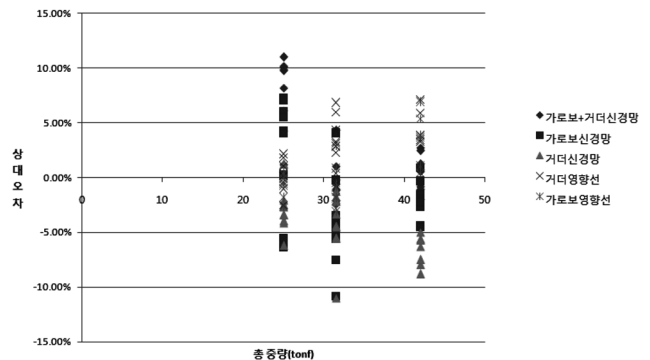


그림 10. 시험차량 총 중량 상대오차 비교

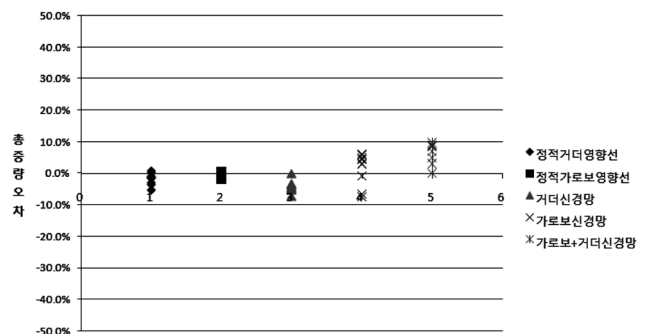


그림 11. 3축 시험차량 총 중량 상대오차 비교

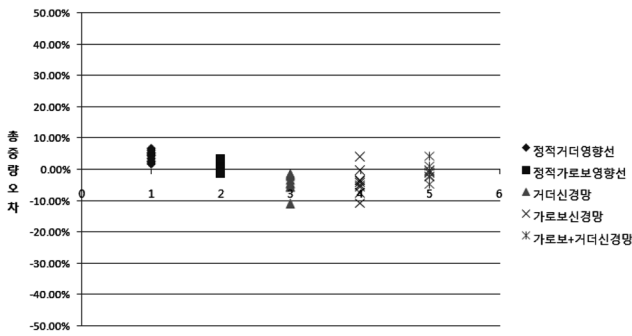


그림 12. 4축 시험차량 총 중량 상대오차 비교

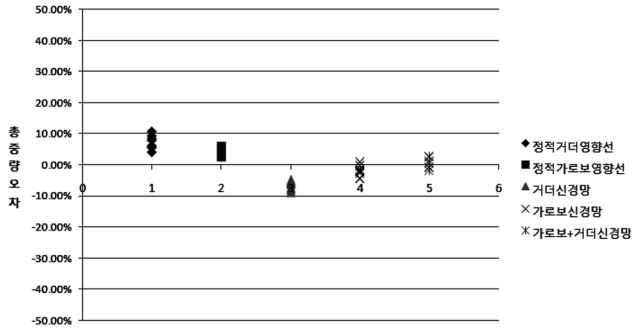


그림 13. 5축 시험차량 총 중량 상대오차 비교

오차 범위내에 드는 것으로 나타났다. 시험차량 주행 시험시 한 가지 주목할 점은 당시 실험조건에서는 2대의 데이터로 거를 사용하였는데 이때 두 기기 사이의 동기화 오차가 발생한 점이다. 한 대에서는 거더와 가로보 변형률 신호를 측정하였고 다른 한 대에서는 바닥판 변형률 신호를 측정하였다. 이때 두 장비 사이의 시각 동기화를 미리 일치시켜두지 못한 관계로 시간차가 발생하여 영향선을 이용한 해석시 측정 오차가 크게 발생한 것 같다. 인공신경망 분석방법의 경우는 영향선 분석방법의 경우와는 달리 시간차에 대한 영향이 없었다. 대신에 신경망 학습시는 고속 WIM 시스템에서 측정된 데이터를 가지고 학습망을 구성하였고 여기에 시험차량 데이터를 넣어 검증하는 방법을 사용하였는데 여기서 고속 WIM 시스템 자체가 가지고 있는 오차가 포함되었다. 시험차량 주행시험시 고속 WIM 시스템이 작동되지 않아서 실제 고속 WIM 시스템이 가지고 있는 오차에 대한 검증이 이루어 지지 않은 점이 다소 아쉬운 점이었다. 이러한 부분에 대한 검증은 추후 연구를 통해 이루어져야 될 것 같다.

앞서 살펴본 통계적인 특성을 보다 정량화하기 위하여 표 15는 WAVE(2001) 프로젝트에서 제시한 European WIM Specification의 정확도 등급 판정식을 이용하여 각 시스템의 정확도 등급을 판정한 것이다. 간단히 설명하면, 정확도 등급은 계산 하중의 정적 하중에 대한 상대오차의 신뢰구간의 반(δ)으로 정의한다. 이러한 구간에서 요구되는 최소 신뢰 수준을 α_0 로 정의하는데 이는 측정 환경 및 시험조건에 따라 변한다. 시험의 샘플 통계 자료로부터 구한 신뢰수준 n 를 계산한 후 $n\delta \geq \alpha_0$ 인 경우는 시스템이 해당 허용 등급을 받을 수 있다. 그렇지 않은 경우는 보다 낮은 정확도 등급을 이용하여 재계산하여야 한다. 허용등급은 최종적으로 시스템에 결정된 등급이다.

표 15는 정확도 등급 판정으로 임의차량에 대한 각 분석

방법의 전체 시스템 정확도를 비교한 결과로 가로보+거더 신경망 분석방법을 이용한 시스템이 전체 C(15)등급을 받아 가장 뛰어났다. 그 다음으로 가로보 신경망 분석방법과 가로보 영향선 분석방법, 그리고 거더 영향선 분석방법을 적용한 시스템이 D+(20)등급을 받았고 그 다음이 거더 신경망 분석방법으로 D(25)등급을 받았다.

결과에서 보듯이 가로보가 있는 교량의 경우 가로보의 변형률을 이용한 경우가 거더의 변형률을 이용한 경우보다 하중 판별시 높은 정확도 성능을 보였다.

7. 결 론

본 연구에서는 포장층에 축 감지기를 사용하지 않고 교량 상부구조 하부에서 측정된 변형률 신호만으로 차량의 하중 정보 및 주행 정보를 추출하기 위한 교량의 주행중 차량하중분석시스템을 개발하였다. 거더 응답신호외에 하중분석결과 정확도를 향상시키고자 교량의 국부 거동을 고려할 수 있는 가로보의 응답신호를 이용하였다. 또한 영향선 분석방법과 인공신경망 분석방법 두 가지의 경우를 비교하였으며, 인공신경망 학습을 위해 일반적으로 실시하는 수치 시뮬레이션을 통한 데이터 생성을 하지 않고 현장에서 직접 측정된 실제 데이터를 가지고 인공신경망 학습을 수행하였다.

제안방법중 기존 영향선 방법과 차별된 점은 거더의 변형률 신호를 사용하지 않고 가로보의 변형률 신호를 사용하였다는 점이다. 사용가능한 가로보 변형률 신호를 가지고 시스템을 구성할 수 있는 경우라면 기존의 거더 변형률 신호를 가지고 시스템을 구성하는 경우보다 더 정확한 결과를 나타낼 수 있음을 알았다. 또한, 인공신경망분석방법의 경우는 신경망 학습을 위해서는 많은 양의 학습데이터수집이 필요한데 도로교의 경우 차량 중량의 분포범위가 제한적이므로 일정한 학습데이터의 수집만으로도 충분히 가능하였다. 국내 도로교의 경우 최대 총 중량 40 tonf미만의 경우가 대부분이고 주로 15 tonf에서 35 tonf 사이에 분포되어 있는 것으로 알려져 있다. 현재 연구결과만을 볼 때 본 시스템은 과적 단속을 위한 사전 선택용이나 설계 활하중 모델이나 피로하중 모델 등의 개발을 위한 통계용 목적으로는 사용이 충분한 것으로 생각된다. 본 연구를 통해 얻은 결론은 다음과 같다.

1. 포장층의 축감지기 대신 바닥판의 변형률 센서만을 이용한 경우도 차량 하중 분석 시 만족할 만한 정확도를 나타내었다.
2. 일반교량인 PSC I 거더교에서 교량의 국부거동을 고려하기 위해 가로보를 이용한 경우가 거더를 이용한 경우보다 영향선 분석방법이나 신경망 분석방법에서 모두 더 나은 정확도를 볼 수 있었다. 즉, 바닥판 슬래브에 부착되어 있는 가로보가 있는 교량의 경우 가로보를 이용하는 것이 거더를 이용하는 경우보다 나은 하중 판별 결과를 보여줄 수 있다는 것을 증명하였다.

본 연구를 바탕으로 앞으로 이루어져야할 연구 분야는 연행 차량에 대한 간섭 문제 해결부분과 설계활하중 개발부분이다. 기존의 거더 영향선을 이용한 고전적 방법에서 가장 해결하기 어려웠던 부분이 연행차량에 대한 간섭 문제로 본

연구에서는 이러한 문제를 해결하고자 교량의 국부거동 특성을 고려한 바닥판 변형률 신호와 가로보 변형률 신호를 이용한 방법을 제안하였다. 특히 가로보 변형률 신호의 경우 연행차량에 의한 간섭효과가 거의 나타나지 않아 같은 속도를 가진 중차량이 센서가 위치한 지점을 동시에 병렬 주행한 경우만이 간섭효과를 받게 되는데 이러한 경우는 확률적으로 매우 낮은 경우로 여기에서는 고려하지 않았으나, 추후 연구에서는 이러한 간섭의 분리문제도 수행이 필요하다. 또한, 본 연구 결과를 통해 개발된 시스템을 이용하여 측정된 차량하중 데이터로부터 각 차종별 빈도수별 자료를 확률 통계학적으로 처리하여 해당 지역을 대표하는 차량하중을 선정하고 이를 확대 적용하여 궁극적으로는 국내 도로교 실정을 반영한 설계 활하중 모델의 개발에 관한 연구가 필요하다. 국내에서는 실제 측정된 차량하중 데이터로부터 도로교 설계 활하중 모델을 개발한 사례가 극히 미진하였으나, 요즘 추세인 LRFD 설계법으로 적용하려면 이러한 관련 연구가 꼭 필요하다고 생각된다.

감사의 글

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

참고문헌

박민석, 조병완, 배두병(2006) BWIM 시스템을 이용한 고속도로 교량 차량하중 모형 개발. **대한토목학회 논문집**, 대한토목학회, 제26권 제1-A호, pp. 143-153.
 박민석, 조병완(2006) 주행중인 차량하중 측정을 위한 BWIM 시스템 개발. **한국구조물진단학회논문집**, 한국구조물진단학회, 제10권 제2호, pp. 111-1226.

박민석 등(2007) **케이블교량의 장기계측데이터 활용에 관한 연구**. 연구보고서, 도로교통 ST-07-09, 한국도로공사 도로교통연구원.
 박민석(2008) **인공신경망을 이용한 교량의 차량하중분석시스템 개발**. 박사학위논문, 한양대학교.
 배두병, 황의승(2004) 강교량 설계를 위한 피로 하중 모형. **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제24권 제1A호, pp. 225-232.
 황의승, 배두병, 정경섭, 조재병(1999) BWIM시스템을 이용한 중차량의 통행특성 분석. **한국강구조학회논문집**, 한국강구조학회, Vol. 11, No. 2, pp. 223-232.
 COST 323 (2002) **WIM-LOAD - Final report of the COST323 action**, ed. B. Jacob, E. O'Brien, LCPC, Paris, pp. 538.
 Dempsey, A.T., O'Brien, E.J., and O'Connor, J.M. (1995) A bridge weigh-in-motion system for the determination of gross vehicle weights. *Post-Proceedings of the 1st European Conference on Weigh-In-Motion of Road Vehicles, Zurich*, pp. 239-249.
 Moses, F. (1978) Weigh-in-motion system using instrumented bridge. *J. of Structural Engineering, ASCE*, Vol. 114, pp. 1703-1723.
 Ojio, T. and Yamada, K. (2002) Bridge weigh-in-motion system using stringers of plate girder bridge. *Pre-Proceedings of the 3th ICWIM*, pp. 209-218.
 Peters, R.J. (1984) Axway-a system to obtain vehicle axle weights. *Proceedings of the 12th ARRB Conference, Australia*.
 Peters, R.J. (1986) CULWAY-an unmanned and undetectable highway speed vehicle weighing system. *Proceedings of the 13th ARRB Conference, Australia*.
 Snyder, R.E. (1991) *Field Trials of low cost Bridge Weigh-In-Motion*. FHWA, DTFH 61-89-C-00048.
 The MathWorks (2002) *Neural Network Toolbox User's Guide, version 4*. Natick, MA: USA.
 The MathWorks (2003) *Using MATLAB, version 6.5*. Natick, MA: USA.
 WAVE (2002) *Weigh-in-motion of Axles and Vehicles for Europe*, ed. B. Jacob, LCPC, Paris, pp. 103.
 Znidaric, A., Dempsey, A., Lavric, I., and Baumgartner, W. (1999) Bridge WIM systems without axle detectors. *Proceedings of the Final Symposium of the project WAVE*, Paris, France, pp. 101-110.

(접수일: 2008.3.10/심사일: 2008.4.13/심사완료일: 2008.7.22)