

교량 모니터링 빅데이터를 이용한 광안대교의 교통량 의존 변위 추정 모델

박지현* · 신성우** · 김수용***

Park, Ji Hyun*, Shin, Sung Woo**, Kim, Soo Yong***

Traffic Volume Dependent Displacement Estimation Model for Gwangan Bridge Using Monitoring Big Data

ABSTRACT

In this study a traffic volume dependent displacement estimation model for Gwangan Bridge was developed using bridge monitoring big data. Traffic volume data for four different vehicle types and the vertical displacement data in the central position of the Gwangan Bridge were used to develop and validate the estimation model. Two statistical estimation models were developed using multiple regression analysis (MRA) and principal component analysis (PCA). Estimation performance of those two models were compared with actual values. The results show that both the MRA and the PCA based models are successfully estimating the vertical displacement of Gwangan Bridge. Based on the results, it is concluded that the developed model can effectively be used to predict the traffic volume dependent displacement behavior of Gwangan Bridge.

Key words : Bridge monitoring data, Displacement estimation, Traffic volume dependent displacement, Big data based modeling

초록

본 연구에서는 차종별 교통량 데이터와 연직 변위 데이터의 상관관계를 바탕으로 광안대교의 차종별 교통량 데이터를 이용한 연직 변위 추정 모델을 개발하였다. 추정 모델의 개발 과정에서 구조화 회귀 분석에 기반한 모델링 방법과 주성분 분석법에 기반한 모델링 방법이 적용되었으며, 각각의 방법으로 개발된 모델의 변위 추정 성능을 비교 분석하였다. 개발된 모델을 이용하여 추정된 변위는 실측 변위와 유사한 것으로 분석되었으며, 이로부터 차종별 교통량 데이터를 광안대교의 교통량 의존 변위 추정에 적용 가능한 것을 알 수 있었다. 또한, 구조화 회귀 분석에 기반한 모델과 주성분 분석에 기반한 모델의 변위 추정 성능은 상호간에 큰 차이가 없다는 것을 알 수 있었다. 결론적으로 본 연구에서 개발한 차종별 교통량 데이터를 이용한 연직 변위 추정 모델은, 광안대교의 교통하중에 따른 거동 분석 등에 유효하게 활용될 수 있을 것으로 사료된다.

검색어 : 교량 모니터링 데이터, 변위 추정, 교통량 의존 변위, 빅데이터 기반 모델링

1. 서론

최근 건설 분야에서도 계획, 설계, 시공 및 유지관리 단계에서 획득한 각종 빅데이터에 대한 다양한 활용 방안을 모색하는 연구가 많이 이루어지고 있다(Chi, 2016). 광안대교, 영종대교, 서해대교 등 국내 주요 케이블 교량에는, 교량의 구조적 거동을 계측하는 모니터링 시스템이 구축되어 있으며, 각 교량의 개통 이래로 방대한 량의 계측 데이터가 지속적으로 축적되고 있다.

이러한 실측 모니터링 빅데이터는 교량의 구조적 안전성과 같은 교량의 안전관리를 위한 기술적 판단의 기초 자료로 활용되고

* 중신회원·부산시설공단 과장, 기술사, 부경대학교 건설관리공학협동과정 박사과정 (Busan Infrastructure Corporation·hyun744@bisco.or.kr)

** 중신회원·부경대학교 안전공학과 교수, 공학박사 (Pukyong National University·shinsw@pknu.ac.kr)

*** 정회원·교신저자·부경대학교 토목공학과 교수, 공학박사 (Corresponding Author·Pukyong National University·kims@pknu.ac.kr)

Received August 30, 2017/ revised November 1, 2017/ accepted January 12, 2018

있으나(Kim et al., 2005), 교량 운영 방안 도출이나 보수/보강 계획 수립 등 유지관리와 관련된 여러 분야에 대한 활용은 아직까지 제한적이어서, 이에 대한 활용도를 높일 수 있는 실측 모니터링 빅데이터에 기반을 둔 다양한 예측/평가 모델의 개발이 요구되고 있다.

교량을 통과하는 차량에 의한 교통하중은 교량의 피로 손상 등 교량의 안전성과 관련된 변수에 직접적으로 영향을 미치는 중요한 요인이다(Bae and Hwang, 2004). 일례로 성수대교 붕괴 사고는 차종별 교통량의 전체적인 증가뿐만 아니라 설계 하중 이상의 중차량 교통량이 증가함에 따라 발생한 피로 균열의 진전이 붕괴의 주요한 원인의 하나로 지적되었다. 따라서 이러한 교통하중에 대한 교량의 안전성을 지속적으로 확보하기 위해서는, 차종별 교통량을 적절히 분산 또는 제어할 수 있는 교통 운영 방안 등을 포함한 중장기적 교량 유지관리 계획을 수립/추진할 필요가 있으며, 이를 위해서는 차종별 교통량이 교량의 구조적 거동이나 안전성에 미치는 영향 등을 분석할 수 있는 방법이 필요하다.

교량의 연직 변위는 연직 방향의 처짐을 의미하며, 공용중인 교량의 구조적 거동 특성 분석이나 안전성 평가 등에 있어서 기본적으로 예측되는 물리량이다(Chang and Kim, 2010). 공용중인 교량의 시간에 따른 연직 변위 변화는 일반적으로 활하중과 온도하중에 지배적인 영향을 받는다. 특히, 비교적 장시간에 걸친 교량의 연직 변위 변화는 주로 온도하중에 의해 지배되고, 단시간의 변화는 활하중에 지배적인 영향을 받는다는 것이 기존의 연구에서 밝혀진 바 있으며, 교량 모니터링 시스템으로부터 계속된 연직 변위 데이터를 온도하중에 의한 변위와 활하중에 의한 변위로 분리할 수 있는 방법이 제안되기도 하였다(Park et al., 2004; Park et al., 2013).

한편, 차종별 교통량이 교량의 구조적 거동에 미치는 영향에 대한 분석에, 교량 모니터링 시스템에서 계속된 연직 변위 데이터를 활용하기 위해서는, 차종별 교통량과 교량의 연직 변위와의 관계를 정량적으로 구할 수 있는 해석 모델이 필요하다. 사장교나 현수교와 같은 케이블교량의 활하중에 의한 연직변위와 관련된 선행연구에서는, 계측 시간 동안 온도변화에 의한 영향을 무시할 수 있다고 가정하면 활하중 만에 의한 연직변위를 구할 수 있음을 입증하였다(Park et al., 2004). 그러나 계측된 변위 데이터에서 활하중에 의한 변위 성분을 구할 수는 있으나, 교량에 작용하는 활하중은 교통하중 뿐만 아니라 풍하중 등 여러 요인이 있기 때문에, 활하중과 관련된 변위 성분이 교통하중 만에 의한 것이라고 판단하기는 어렵다. 활하중과 관련된 변위 중 교통하중 만에 의한 변위를 구하기 위해서는 교통하중에 대한 정확한 정보가 있어야 한다. 교통하중을 직접적으로 측정할 수 있는 방법으로는 WIM / BWIM이 있으나, 사장교/현수교와 같은 장경간 특수 교량이나 차량 통행 특성이 복잡한 교량에는 WIM / BWIM을 적용하기 어려운 한계점이 있다

(Gonzalez, 2010). 이에 따라 해석모델을 이용하여 교통하중에 대한 정보를 간접적으로 추정할 수 있는 방법이 연구된 바 있으나(Sousa et al., 2014; Zhou and Chen, 2017), 공용중인 교량의 교통하중은 차량의 주행경로 및 주행속도, 노면상태 등 교통하중과 관련된 변수의 불확실성이 매우 높다(Yang et al., 2004), 공용중인 교량의 교통하중으로부터 연직 변위를 해석적인 방법으로 구할 수 있는 모델은 아직까지 개발되지 못한 상황이다. 이러한 문제에 대한 현실성 있는 대안의 하나로는, 교통하중과 관련된 여러 변수 중 교량 거동과 상관성이 높은 변수를 바탕으로, 이들 변수와 교량 거동과의 통계적(또는 경험적) 상관 모델을 구현하는 방법이 있으며, 최근에 교량의 정적 변형을 추정에 차종별 교통량을 이용한 통계적 상관 모델의 적용 가능성이 입증된 바 있다(Park and Kim, 2017).

본 연구에서는 광안대교에 구축된 모니터링 시스템으로부터 획득한 빅데이터를 이용하여, (1) 차종별 교통량과 연직 변위 간의 상관관계 모델을 구축하고, (2) 구축된 상관관계 모델의 적합도와 연직 변위 추정 성능을 분석하여, (3) 이를 토대로 교통하중에 따른 교량의 연직 변위 추정에 있어서 차종별 교통량의 적용 가능성을 알아보고자 한다.

2. 연구 자료의 수집

2.1 광안대교 모니터링 시스템

광안대교의 교량 모니터링 시스템은 주탑, 보강형 트러스, 케이 블, 앵커블럭, 신축이음 등 구조적 변위가 비교적 큰 주요부위에 총 9종 79개의 계측센서가 설치되어 교량상태를 평가하는데 필요한 거동정보를 제공한다. 계측센서는 각종 외부하중 또는 거동 변화작용에 대한 응답신호를 측정하며, 각각의 센서로 부터 측정된 신호는 데이터로거(data logger)에 저장된다.

데이터로거는 센서에서 측정된 신호를 수집하고 전송하는 장비로 정적로거(static logger)와 동적로거(dynamic logger)로 구성되어 있다. 광안대교의 정적로거는 10분에 1개의 데이터가 저장되며, 동적로거는 저장용량의 관계로 매 10분 동안 계측한 데이터의 평균값 및 최대, 최소값이 저장되고, 이외는 별도로 고유진동수

Table 1. Displacement Data Collection

	Data Collection
Static	<ul style="list-style-type: none"> • Measure once every 10minute
Dynamic	<ul style="list-style-type: none"> • Sampling rate 100Hz • Storing data : processed dynamic displacements (average, maximum and minimum) for last 10minute data • Storing raw data once a day from 03:30 to 03:40 for analysis of dynamic properties

등 구조물의 동특성 분석을 위하여 매일 오전 3시 30분부터 3시 40분까지 10분간은 원자료(Raw Data)를 저장하도록 구축되어 있다(Table 1).

데이터 로거에 저장된 계측 자료는 정적데이터의 경우 Serial 통신인 RS-232 케이블로 전송하며, 동적데이터의 경우에는 Ethernet 통신인 UTP/IP 케이블로 전송한다. 각각의 계측 데이터는 신호 변환 장치, 스위칭 허브와 광케이블을 통하여 광안대교 관리사무소 까지 전송되며, 전송된 데이터는 통합 서버에 자동 저장되어 필요시 구조 거동 분석, 안전성 평가 등에 활용하고 있다(Park, 2015).

광안대교의 통행료징수시스템은 총 22개 차로에서 광센서 기반 차종분류장치 등을 이용하여 차종에 따라 요금을 징수하고 있다. 요금소(toll gate)에서 생성된 요금 징수와 관련된 모든 데이터는 광안대교 관리사무소로 전송되어 통합 서버에 저장되고, 저장된 데이터는 차종별 교통량, 통행료 집계 등의 분석에 활용된다.

2.2 연구 데이터

본 연구에서는 광안대교 모니터링 시스템의 연직 변위 계측 데이터와 요금징수시스템에서 수집된 차종별 교통량 데이터를 연구 데이터로 사용하였다. 차종별 교통량과 연직 변위의 상관관계 모델링을 위한 데이터(Training Data)는 2006년 9월 20일 자정부터 9월 25일 자정까지의 데이터를 사용하였으며, 도출된 상관관계 모델의 추정 성능을 검증하기 위한 데이터(Test Data)는 2006년 10월 20일 자정부터 10월 25일까지의 데이터를 사용하였다.

본 연구에서 사용한 연직 변위 데이터는 광안대교 중앙경간의

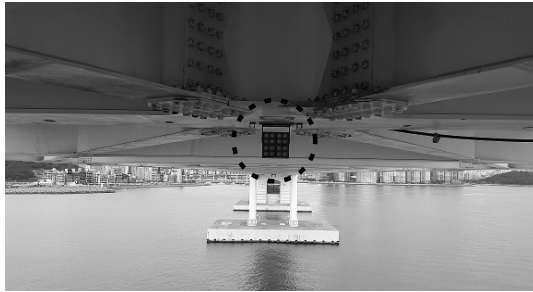


Fig. 1. Gwangan Bridge Displacement Sensor (At the Center of Main Deck)

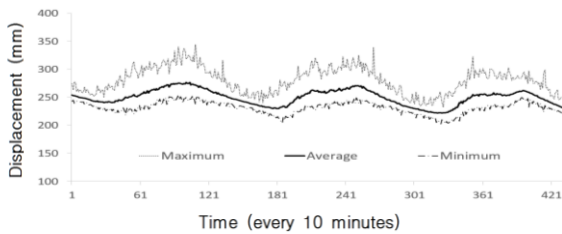


Fig. 2. Measured Displacement Data

연직 변위이며, Fig. 1에 나타난 바와 같이 레이저 변위계로 계측된 동적 데이터를 이용하였다. 앞서 설명하였듯이, 중앙 경간에 설치된 레이저 변위계는 초당 100개의 신호를 측정하지만, 실제 저장되는 데이터는 Fig. 2에 나타난 바와 같이 매 10분 동안 측정된 신호의 평균값과 최대 및 최소값이 저장된다. 본 연구에서 사용한 연직 변위 데이터는 온도 하중에 의한 변위 성분을 배제하고, 활하중에 의한 변위 성분만을 분석하기 위하여 평균값 대신 최댓값과 최솟값의 차이를 분석에 이용하였다.

차종별 교통량 데이터는 요금징수시스템으로부터 수집된 데이터를 이용하였다. Table 2에 나타난 바와 같이, 우리나라의 고속도로 차종분류는 「고속도로 운행차종 구분·규정」에 따라 경차(kv), 소형차(sv), 중형차(jv), 대형차(dv), 대형화물차(hv), 특수화물차(tv) 총 6종으로 분류하고 있으나, 광안대교 요금징수시스템에서 분류하는 차종은 자동차관리법에 따라 경차(kv), 소형차(sv), 대형차(dv), 특수차(tv)의 총 4종으로 차종을 구분하고 있다. 광안대교의 경우, 고속도로의 중형차와 대형차, 대형화물차와 특수화물차를 각각 대형차와 특수차로 병합하여 분류하고 있으며, 따라서 본 연구에서의 차종별 교통량도 총 4종의 차종에 대해 집계된 데이터를 사용하였다.

한편, 서론에서 언급하였듯이 교통하중에 직접적으로 대응하는 변위 성분을 구하기 위해서는, 변위 계측 시점에서 교량 상에 존재하는 모든 차량의 교통하중에 대한 정확한 정보가 필요하다. 그러나 본 연구의 목적은 변위 계측 시점에서의 교량 상에 존재하는 차량의 교통하중에 대한 정확한 정보가 없는 상태에서 차종별 교통량(경차 k, 소형차 s, 대형차 d, 특수차 t) 정보를 이용한 교량 연직 변위 거동 추정에 있으므로, 변위 계측 시점에서의 정확한 차종별 교통량 대신 변위 계측 시간대에서의 차종별 누적 교통량을 차종별 교통량 데이터로 하였다. 한편 Fig. 3에 나타난 바와 같이, 차종별 교통량 데이터가 수집되는 광안대교 요금소와 광안대교 중앙 경간은 평균 3.5km의 거리 차이가 있으며, 본 연구에서 사용하는 차종별 누적 교통량은 변위 계측 시간대에서의 실제 차종별 누적 교통량과 차이가 발생할 수 있다. 만약 차량의 주행 속도가 차종별로 일정하다면, 이러한 차이는 차량의 평균 주행 속도를 이용하여 쉽게 보정할 수 있다. 그러나 광안대교의 경우 복층 교량으로 상층과 하층의 교행 방향이 다르고 중/대형 차량의 교통량이 많아서 차종별 주행 속도가 일정하지 않을 뿐만 아니라, 이러한 차종별 주행 속도의

Table 2. Vehicle Class Categorization

	Class I	Class II	Class III	Class IV	Class V	Class VI
Expressway	kv	sv	jv	dv	hv	tv
Gwangan (Br)	kv	sv	dv		tv	

차이는 교통량 침투시간과 비침투시간에 의해 더욱 심화되는 등 교통 흐름이 매우 비균질하다. 선행 연구에서는 차종별 교통량의 누적시간을 10분-1시간 간격으로 변화하면서 누적시간대별 차종별 교통량과 광안대교 보강형 트러스의 변형률 간의 상관관계를 분석한 바 있으며, 1시간 간격일 때 상관성이 가장 높은 것으로 분석되었다(Park and Kim, 2017). 이에 따라 본 연구에서도 차종별 교통량 데이터의 누적시간을 1시간 간격으로 설정하였다. 또한 차종별 교통량을 1시간 누적 데이터로 설정하였기 때문에, 10분 간격으로 수집된 연직 변위 데이터도 1시간 간격으로 재조정할 필요가 있다. 본 연구에서는 10분 간격으로 1시간 동안 측정된 각각 6개의 최대 변위값 및 최소 변위값 중에서 각각의 최댓값과 최솟값(최대 중 최댓값 및 최소 중 최솟값)을 분석에 적용하였다.



Fig. 3. Location for Data Acquisition Point

1시간 동안의 계측 데이터 중 최대 변위 값과 최소 변위 값을 분석에 적용한 것은, 사전 분석 결과 평균값을 적용한 경우보다 최댓값 및 최솟값을 적용하였을 경우에 차종별 교통량 데이터와 통계적 상관성이 더 높게 나타났기 때문이며, 광안대교의 이러한 경향성은 선행 연구에서도 유사하게 나타났다(Park and Kim, 2017).

3. 상관관계 모델링

광안대교의 연직변위와 차종별 교통량의 상관관계 모델링은 통계학적 모델링에 많이 사용되는 구조화 회귀 모델링 방법과 주성분 기반 회귀 모델링 방법을 이용하였으며, 모델의 유효성은 가설검정 방법을 이용하여 분석하였다. 가설검정을 위한 귀무가설(H₀)은 “교통량이 활하중에 의한 연직변위에 영향을 미치지 않는다.”로 하였으며, 연구가설(H₁)은 “교통량이 활하중에 의한 연직변위에 영향을 미친다.”로 설정하였다.

3.1 다중회귀모델

광안대교 중앙경간의 연직변위(Y_{ld})를 종속변수로 하고, 경차(X_k)/소형차(X_s)/대형차(X_d)/특수차(X_t)의 교통량을 독립변수로 하여 Eq. (1)과 같이 1차 회귀모델(Model-1)을 설정하였다. Fig. 4는 1차 회귀모델의 구현 과정에서 사용한 변위 데이터와 교통량 데이터를 나타낸다.

$$\hat{Y}_{ld} = b_0 + b_k X_k + b_s X_s + b_d X_d + b_t X_t \quad (1)$$

Table 3에 나타낸 바와 같이 1차 회귀 모델에 대한 통계 분석 결과, 전체 모델에 대한 F-value는 58.611, 유의확률은 0.000

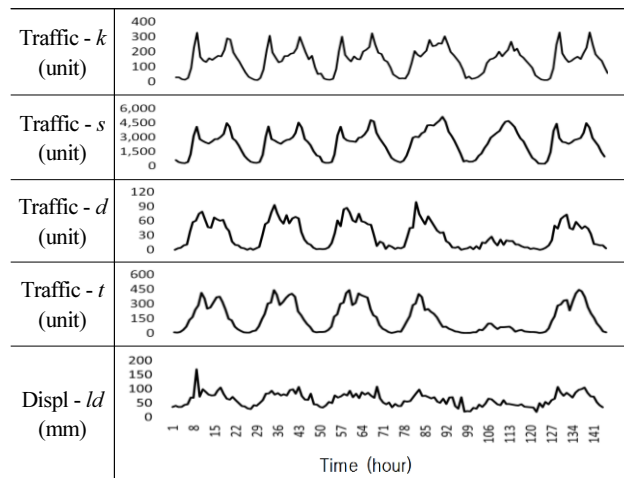


Fig. 4. Traffic and Displacement Data (Model-1)

Table 3. Multiple Regression Analysis Results for Model-1

		Unstd. Coefficients		Std. Coefficients	t-value	p-value	Collinearity Statistics	
		<i>b</i>	Std. Error	β			Tolerance	VIF
Model-1	(Constant)	35.590	2.486		14.314	.000**		
	<i>k</i>	.068	.058	.249	1.171	.243	.059	16.933
	<i>s</i>	.000	.004	.012	.058	.954	.062	16.246
	<i>d</i>	.076	.121	.088	.626	.532	.134	7.446
	<i>t</i>	.088	.022	.539	3.947	.000**	.144	6.952
	Summary	R=.792, R ² =.628, Adjusted R ² =.617, F=58.611 p=.000, Durbin-Watson=1.898						

**p < 0.01

(p<.01), 상관계수(R²)는 0.628로 나타났으나, 각 독립 변수에 대한 p-value에 문제점이 있는 것으로 나타났다. 경차, 소형차, 대형차의 교통량에 해당하는 독립변수는 통계적 유의 수준 하에서 종속 변수인 연직 변위에 영향을 미치지 않는 것으로 나타났고, 특수차량의 교통량에 해당하는 변수 *X_t*만이 종속 변수인 연직 변위에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 또한 각 독립 변수의 공선성(Collinearity) 분석 결과에서도 경차와 소형차의 차종별 교통량에 대한 분산팽창계수(Variance Inflation Factor ; VIF)가 10이상으로 나타나 다중공선성이 상대적으로 큰 것으로 나타났다. 이러한 결과는 Eq. (1)에 제시된 독립변수 구성이, 차종별 교통량과 연직변위와의 상관관계 모델링에 있어서 유효성이 낮다는 것을 의미하며, 이는 독립변수 간의 다중공선성이 크게 존재하기 때문으로 판단된다. 따라서 Eq. (1)에 나타낸 1차 회귀 모델은 광안대교의 차종별 교통량과 연직변위와의 상관관계 모델로 적합하지 않은 것으로 결론지을 수 있으며(연구가설 기각), 변수간 다중공선성 문제를 해결할 수 있는 상관 모델의 구현 방안이 필요할 것으로 판단된다.

3.2 변수 축소 회귀 모델

3.2.1 구조화 회귀모델

다중공선성은 일반적으로 독립 변수로 선정된 변수 간에 높은 상관성이 있을 경우에 주로 발생한다. Table 4는 1차 회귀 모델에 사용한 변수들 간의 Pearson 상관관계 분석 결과를 나타낸다.

분석결과 *s*와 *k* 간의 상관계수가 0.968 로 매우 높은 상관관계가 있는 것으로 나타났으며, *t*와 *d*도 0.925의 매우 높은 상관관계가 있는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 Eq. (1)로 제시된 모델의 다중공선성 문제가 *s*와 *k* 그리고 *t*와 *d* 간의 높은 상관관계로 인해 발생하였다는 것을 입증한다.

따라서 이러한 변수 간의 높은 상관관계로 인한 다중공선성 문제를 해결하기 위해, 본 연구에서는 상관관계가 높은 차종인 경형차와 소형차의 교통량을 병합 가공하여 새로운 변수 경·소형차 교통량(*ks*)을 만들고, 같은 방법으로 대형차와 특수차의 교통량을

Table 4. Results for Pearson Correlation Analysis

	<i>ld</i>	<i>k</i>	<i>s</i>	<i>d</i>	<i>t</i>
<i>ld</i>	1				
<i>k</i>	.594**	1			
<i>s</i>	.567**	.968**	1		
<i>d</i>	.735**	.571**	.544**	1	
<i>t</i>	.757***	.524**	.492**	.925**	1

**p < 0.01

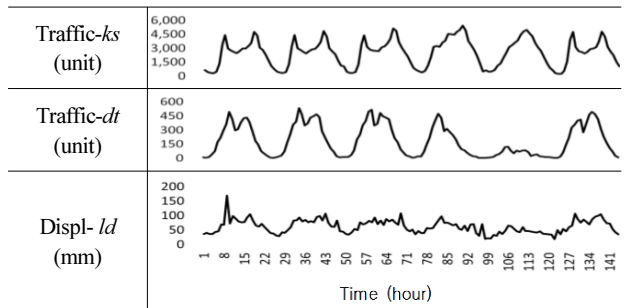


Fig. 5. Traffic and Displacement Data (Model-2)

대형·특수차 교통량(*dt*)으로 만들어, 이를 독립변수로 하는 2차 회귀모델(Model-2)을 Eq. (2)와 같이 설정하였다. Fig. 5는 2차 회귀모델의 구현 과정에서 사용한 변위데이터와 교통량 데이터를 나타낸다.

$$\hat{Y}_{ld} = b_0 + b_{ks}X_{ks} + b_{dt}X_{dt} \tag{2}$$

Table 5에 나타낸 바와 같이, 2차 회귀 모델에 대한 상관 계수(R²)는 0.625로 나타났으며, 각 독립 변수(*ks*와 *dt*)에 대한 p-value가 0.000으로 유의한 결과를 나타내었다. 또한, VIF 값은 10 이하로 다중공선성이 낮은 것으로 나타났으며, ANOVA분석의 유의 확률도 0.000으로 유의성이 있는 것으로 나타났고, Durbin-Watson

Table 5. Multiple Regression Analysis Results for Model-2

		Unstd. Coefficients		Std. Coefficients	t-value	p-value	Collinearity Statistics	
		b	Std. Error	β			Tolerance	VIF
Model-2	(Constant)	35.471	2.475		14.329	.000**		
	ks	.004	.001	.246	4.105	.000**	.742	1.348
	dt	.088	.008	.636	10.619	.000**	.742	1.348
	Summary	R = .790, R ² = .625, Adjusted R ² = .619, F = 117.256, p = .000, Durbin-Watson = 1.815						

**p < 0.01

분석 값도 1.815로 나타나 잔차들 간에 상관관계가 없는 것으로 분석되었다. 이러한 결과는 Eq. (2)에 제시된 2차 회귀 모델이 차종별 교통량을 이용한 변위 추정 모델에 적용 가능하다는 것을 입증한다. 마지막으로 표준화계수(β)에 의한 차종별 교통량의 영향력은 dt가 ks보다 높게 나타나 dt가 연직 변위 추정에 약 2.5배 높은 영향력이 있는 것으로 나타났다. 결론적으로 2차 회귀모델은 연구가설이 채택 되며, 이에 대한 연직 변위 추정 모델은 Eq. (3)과 같다.

$$\widehat{Y}_{ld} = 35.472 + 0.004X_{ks} + 0.088X_{dt} \quad (3)$$

3.2.2 주성분 기반 회귀모델

앞서 3.2.1.에 제시된 변수간 상관관계 분석을 바탕으로 한 변수 통합형 다중회귀모델은 다중공선성에 문제가 없는 것으로 나타났으나, Model-1에 제시된 독립 변수 중에서 통합할 변수의 선택 과정이(비록 상관관계 분석 결과를 이용하기는 하였으나) 임의성이 있는 강제 통합이라는 점에서 합리성이 다소 결여될 수 있다. 본 연구에서는 Model-1의 독립 변수를 강제 통합하는 방법 대신, 주성분 분석법(Principal Component Analysis ; PCA)을 이용하여 Model-1의 독립변수를 축소 변환하고, 축소 변환된 변수(주성분)로 회귀 모델을 구성하는 방법에 대해 알아보고자 한다.

주성분 기반 회귀 모델링에 앞서, Model-1의 독립 변수를 축소 변환하는 것이 가능한지를 알아보기 위해 KMO (Kaiser-Meyer-Olkin) 분석과 Bartlett Test를 실시하였다. 일반적으로 KMO 분석 값이 0.5이상이고, Bartlett Test에서 p < .05이면 축소 변환에 적합한 것으로 알려져 있다(Kaiser, 1974). Table 6은 KMO 분석과 Bartlett Test 결과를 나타낸다. KMO 값은 0.629로 나타났고, Bartlett Test의 p-value는 p < .01로 나타나 Model-1의 독립 변수는 축소 변환에 적합한 것으로 분석되었다.

PCA를 이용하여 n개의 변수를 k (단, k ≤ n)개의 주성분으로 축소 변환하기 위해서는, 몇 개의 주성분을 사용하여야 할지를 결정하여야 한다. 일반적으로 축소 개수는 고유치가 1 이상인 주성분의 개수로 결정하거나, Scree Plot에서 팔꿈치 점 이상의 주성분

Table 6. KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy		.629
Bartlett's Test of Sphericity	p-value	.000**

**p < 0.01

Table 7. PCA Analysis Results

	Initial Eigenvalues	% of Variance	Cumulative %
PC 1	3.013	75.330	75.330
PC 2	.882	22.062	97.393
PC 3	.074	1.839	99.231
PC 4	.031	.769	100.000

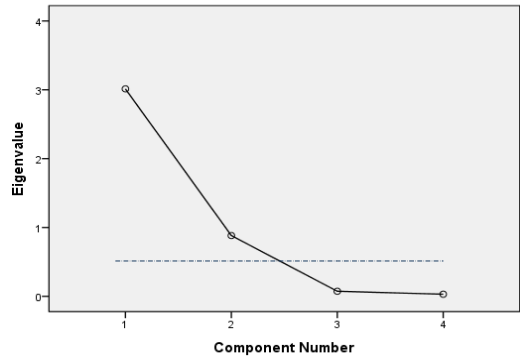


Fig. 6. Scree Plot

을 제외한 나머지 주성분의 개수로 결정하는 방법이 많이 이용된다. Table 7은 Model-1에 대한 주성분 분석 결과를 나타낸다. Table 7에 나타난 바와 같이, 고유치가 1 이상인 주성분은 첫 번째 주성분(PC 1)이며, 나머지 주성분의 고유치는 모두 1 미만이다. 한편, 주성분 분석법에서는 원 변수의 축소 변환에 따른 정보 손실을 최소화하기 위해, 선택된 주성분의 누적분산은 95% 이상이 되도록 할 것을 권장하고 있다(Won and Jeong, 2015). Table 7에서 알 수 있듯이, 첫 번째 주성분의 누적 분산은 75.33%이며, 첫 번째 주성분만으로 회귀 모델을 구성할 경우, 원 변수의 정보 손실이 매우 클 것으로 예상된다. 주성분의 개수를 결정하는 또 다른 방법은

Table 8. Coefficients of Multiple Regression Analysis for Model-3

		Un std. Coefficients		Std. Coefficients	t-value	p-value	Collinearity Statistics	
		<i>b</i>	Std. Error	β			Tolerance	VIF
Model-3	(Constant)	62.305	1.207		51.601	.000**		
	<i>fs 1</i>	9.559	1.212	.410	7.889	.000**	1.000	1.000
	<i>fs 2</i>	15.672	1.212	.672	12.934	.000**	1.000	1.000
	Summary	R = .787, R ² = .619, Adjusted R ² = .614, F = 114.763, p = .000, Durbin-Watson = 1.743						

**p < 0.01

앞서 설명한 바와 같이 Scree Plot을 이용하는 방법이다. Fig. 6은 Model-1의 주성분 분석 결과에 대한 Scree Plot을 나타낸다. Scree Plot에서 팔꿈치 점 이상에 해당하는 주성분은 3번(PC 3)과 4번(PC 4) 주성분이며, 이를 제외한 나머지 주성분은 1번과 2번 주성분이다. Table 7에 나타낸 바와 같이 2번 주성분까지의 누적분산은 97.3%이며, 원 변수의 축소 변화에 따른 정보 손실을 최소화하기 위해서는 2번 주성분까지 포함할 필요가 있다. 따라서 본 연구에서는 Eq. (4)와 같이 1번 주성분(X_{fs1})과 2번 주성분(X_{fs2})을 독립 변수로 적용한 회귀 모델(Model-3)을 주성분 기반 연직 변위 추정 모델링에 적용하였다.

$$\hat{Y}_{ld} = b_0 + b_{fs1}X_{fs1} + b_{fs2}X_{fs2} \quad (4)$$

Table 8은 주성분 기반 모델(Model-3)에 대한 회귀 분석 결과를 나타낸다. 회귀 분석 시에 교통량 데이터와 변위 데이터는 앞서 Model-1에 사용된 데이터를 주성분 분석법으로 변환한 데이터(요인점수)를 사용하였으며, 요인점수를 이용하여 회귀분석을 수행할 경우 다중공선성을 발생시키지 않는 것으로 알려진 Varimax 회전 방법을 사용하였다(Song, 2016). 주성분 기반 모델의 F-value는 114.763, 유의확률은 .000(p<.01)으로 나타나 추정 모델로 적절한 것으로 판단되며, 1번 주성분 변수(X_{fs1})와 2번 주성분 변수(X_{fs2})에 대한 유의확률은 .01 이하로 모두 유의한 결과가 나타났다. 또한 VIF 역시 10 이하로 변수간 다중공선성이 없는 것으로 분석되었으며, Durbin-Watson 분석 결과는 1.743로 나타나 잔차들 간에 상관관계가 없어 회귀모델에 적합한 것으로 분석되었다. 결론적으로 모델의 모든 변수에서 매우 높은 유의성이 나타나 연구가설이 채택되며, 이에 대한 회귀식은 다음 Eq. (5)와 같다.

$$\hat{Y}_{ld} = 62.305 + 9.559X_{fs1} + 15.672X_{fs2} \quad (5)$$

3.3 개발 모델의 성능 평가

구조화 회귀 분석법으로 개발된 연직 변위 추정 모델 Eq. (3)과 주성분 기반 회귀 분석으로 개발된 추정 모델 Eq. (5)의 광안대교

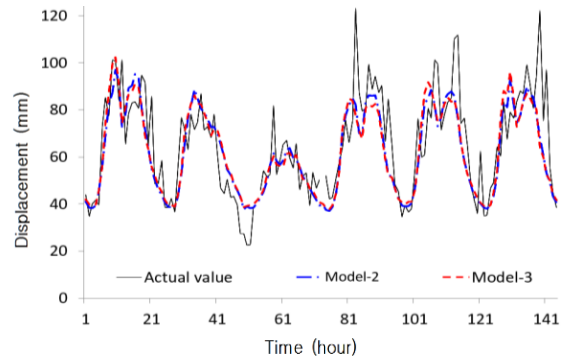


Fig. 7. Prediction Performance

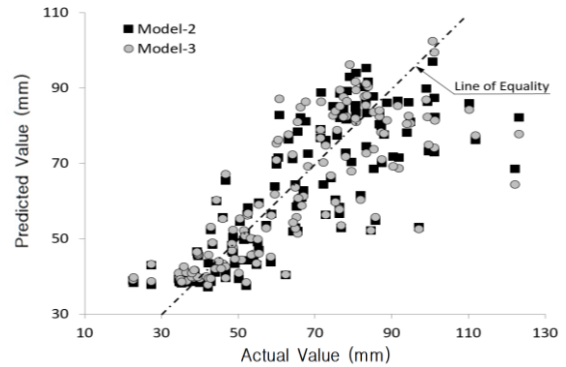


Fig. 8. Comparison of Actual and Predicted Values

연직 변위 추정 성능을 비교 분석하기 위해 추정 성능 평가를 수행하였다. 성능 평가에 사용된 변위 데이터와 교통량 데이터는 2006년 10월 20일 자정부터 10월 25일 자정까지 측정한 데이터를 사용하였다. 각 차종별 교통량 데이터는 해당 모델의 입력 변수 형태에 맞도록 변환하여 입력하였다. 구조화 회귀 모델의 경우, 경차와 소형차의 교통량을 단순 합산하여 경차/소형차 교통량 변수(X_{ks})의 입력 값으로 사용하였으며, 주성분 기반 회귀 모델의 경우, 각 차종별 교통량을 각 주성분의 요인점수로 변환하여 이를 입력 값으로 사용하였다.

실측 변위와 추정 변위 값의 차이를 시각화하기 위하여 산점도와 비교 그래프를 Figs. 7 and 8과 같이 나타내었다. 그림에서 알

수 있듯이, 각 모델로 추정된 변위는 세부적으로는 구간 별로 약간씩 차이가 나타나지만, 전반적으로 실측 변위와 매우 유사한 경향을 나타내는 것을 알 수 있다. 이러한 결과는 개발된 모델이 광안대교의 교통량 의존 연직 변위 추정에 적용 가능하다는 것을 입증한다. 한편, 실측 변위와 추정 변위가 세부적으로 차이가 나는 것은, 추정 모델의 부정확성에 의한 차이일 수도 있으나, 실측 변위의 특성으로 인해 차이가 나는 것으로도 분석할 수 있다. 즉, 추정 모델에 의한 변위는 차종별 교통량에만 의존하는 변위이나 실측 변위는 차종별 교통량 뿐만 아니라 다른 활하중 성분에 의한 영향이 포함되어 있을 수 있으며, 이로 인해 실측 값과 추정 값의 차이가 나타날 수 있다. 따라서 추정 변위와 실측 변위의 차이를 추정 모델의 부정확성에 따른 오차로 단정하기는 어려울 것으로 판단된다.

한편, 실측 변위에 대한 구조화 회귀 모델의 평균제곱근오차(Root Mean Square Error ; RMSE)는 13.263mm, 주성분 회귀 모델의 RMSE는 13.707mm 나타나, 각 회귀 모델의 추정 성능은 큰 차이가 없는 것으로 분석되었고, 추정의 정확성 측면에서는 어느 모델을 사용하더라도 추정 성능에 차이가 없을 것으로 판단할 수 있다. 그러나 구조화 회귀 모델과 주성분 회귀 모델은 입력 데이터의 처리적인 측면에서 큰 차이가 있다. 구조화 회귀 모델은 입력 데이터의 구성을 위해 Model-1의 원 변수들에 대한 데이터를 변수간 단순 합산하는 과정이 필요하며, 이러한 변수간 단순 합산은 입력 데이터의 구성 과정이 간단한 장점은 있으나, 원 변수의 데이터에 잡음과 같은 오차성분이 있을 경우 입력 데이터에 그대로 보존되는 단점이 있다.

반면에 주성분 회귀 모델은 원 변수의 데이터를 주성분 회귀 모델의 입력 자료로 변환하는 과정이 복잡한 단점은 있으나, 원 변수의 데이터에 잡음 성분이 있을 경우 축소변환 과정에서 연화(Smoothing)되기 때문에 입력 데이터의 신호대잡음비(Signal to Noise Ratio ; SNR)를 개선할 수 있는 장점이 있다(Oh, 2009). 따라서 입력 데이터 구성의 편의성 적인 측면에서는 구조화 회귀 모델이 우수할 것으로 사료되며, 입력 데이터의 SNR을 개선하는 측면에서는 주성분 회귀 모델이 우수할 것으로 사료된다.

4. 결론

본 연구에서는 차종별 교통량 데이터와 연직 변위 데이터의 상관관계를 바탕으로 광안대교의 차종별 교통량 데이터를 이용한 연직 변위 추정 모델을 개발하였다. 추정 모델의 개발 과정에서 구조화 회귀 분석에 기반한 모델링 방법과 주성분 분석법에 기반한 모델링 방법이 적용되었으며, 각각의 방법으로 개발된 모델의 변위 추정 성능을 비교 분석하였다. 개발된 모델을 이용하여 추정된 변위는 실측 변위와 유사한 것으로 분석되었으며, 이로부터 차종별

교통량 데이터를 광안대교의 교통량 의존 변위 추정에 적용 가능한 것을 알 수 있었다. 또한 구조화 회귀 분석에 기반한 모델과 주성분 분석에 기반한 모델의 변위 추정 성능은 상호간에 큰 차이가 없다는 것을 알 수 있었다. 결론적으로 본 연구에서 개발한 차종별 교통량 데이터를 이용한 연직 변위 추정 모델은 교통하중에 따른 교량의 거동 분석 등에 활용할 수 있을 것으로 사료된다.

한편 본 연구에서 제시한 교통량 기반 교량 변위 추정 모델링 방법은 교량의 형식과 관계없이 적용할 수 있을 것으로 판단된다. 다만 본 모델링 방법의 적용 과정에서는 (1) 변위 계측 시점에서의 실제 차종별 교통량과 집계된 차종별 교통량의 시간적인 차이를 적절하게 고려하여야 하며, 또한 (2) 차종별 교통량 데이터와 통계적 유의성이 확보된 변위 데이터를 사용하여야 한다는 점을 반드시 유의하여야 한다. 마지막으로 본 연구에서 제시된 광안대교의 변위 추정 모델은 과거의 데이터를 기반으로 모델링되었기 때문에 현재의 광안대교에서도 적용 가능한 모델인지에 대한 검증은 이루어지지 않았다. 본 연구에서 제시된 모델의 현재적 적용성에 대한 검증 연구와 함께 모델 업데이트 방안에 대한 연구가 추가적으로 필요할 것으로 사료되며, 이에 대한 연구가 현재 수행 중에 있다.

References

- Bae, D. B. and Hwang, E. S. (2004). "Fatigue load model for the design of steel bridges." *Journal of the Korean Society of Civil Engineers*, Vol. 24, No. 1A, pp. 225-232 (in Korean).
- Chang, S. J. and Kim, N. S. (2010). "Applications of displacement response estimation algorithm using mode decomposition technique to existing bridges." *Journal of the Korean Society of Civil Engineers*, Vol. 30, No. 3A, pp. 257-264 (in Korean).
- Chi, S. H. (2016). "Big data analysis of unstructured documents and video images in the construction industry." *Magazine of Korean Society of Civil Engineers*, Vol. 64, No. 8, pp. 15-18 (in Korean).
- Gonzalez, A. (2010). *Development of a Bridge Weigh-In-Motion System: A Technology to Convert the Bridge Response to the Passage of Traffic Into Data on Vehicle Configurations, Speeds, Times of Travel and Weights*, Lambert Academic Publishing.
- Kaiser, H. F. (1974). "An index of factorial simplicity." *Psychometrika*, Vol. 39, No. 1, pp. 31-36.
- Kim, H. J., Yoon, J. G., Lee, J. H. and Chang, S. P. (2005). "Analysis of long-term monitoring results of a Cable-Stayed Bridge using ARX model." *Proceedings of KSCE 2005 Annual Conference*, pp. 928-931 (in Korean).
- Oh, S. H. (2009). "An analysis of noise robustness for multilayer perceptrons and its improvements." *Journal of the Korea Contents Association*, Vol. 9, No. 1, pp. 159-166 (in Korean).
- Park, J. C. (2015). "Evaluation of thermal movements of a Cable-Stayed Bridge using temperatures and displacements data." *Journal of the Korean Society of Civil Engineers*, Vol. 35, No. 4, pp.

- 779-789 (in Korean).
- Park, J. C., Park, C. M. and Song, P. Y. (2004). "Evaluation of structural behaviors using full scale measurements on the Seo Hae Cable-Stayed Bridge." *Journal of the Korean Society of Civil Engineers*, Vol. 24, No. 2A, pp. 249-257 (in Korean).
- Park, J. H. (2015). The Optimum Design of Expansion Joints by Long-Term Monitoring Data for the Diamond Bridge, Master Thesis, Pukyong National University (in Korean).
- Park, J. H. and Kim, S. Y. (2017). "Analysis of suspension bridge reinforced truss strain by traffic." *2017 Proceedings of KSMI Annual Conference*, pp. 357-358 (in Korean).
- Park, J. S., Ro, S. K., Park, J. H., Nam, S. S. and Moon, D. J. (2013). "Correlation analysis between deflection and temperature in suspension bridge using GNSS and laser displacement sensor." *Proceedings of KSMI 2013 Spring Conference*, pp. 375-379 (in Korean).
- Song, J. J. (2016). SPSS/AMOS Statistical Analysis Method for Paper Writing, 21C Book Inc., Korea (in Korean).
- Sousa, H., Zavitsas, K., Polak, J. and Chryssanthopoulos, M. (2014). "Inferring asset live load distributions from traffic flow data: a new SHM opportunity?" *EWSHM-7th European Workshop on Structural Health Monitoring*, Nantes, France, pp. 435-442.
- Won, T. Y. and Jeong, S. W. (2015). Statistical Analysis - SPSS 18.0, Hannarae Book Inc., Korea (in Korean).
- Yang, Y. B., Yau, J. D. and Wu, Y. S. (2004). Vehicle-Bridge Interaction Dynamics, World Scientific Publishing Co., New Jersey, USA.
- Zhou, Y. and Chen, S. (2017). *Dynamic Assessment of Bridge Deck Performance Considering Realistic Bridge-Traffic Interaction*, No. MPC 17-333, North Dakota State University - Upper Great Plains Transportation Institute, Fargo: Mountain-Plains Consortium, North Dakota, USA.