

개선 기법에 따른 광안대교의 교통량 의존 변위 추정 모델 성능 비교

김수용¹, 신성우², 박지현^{3*}

Performance Comparison of Traffic-Dependent Displacement Estimation Model of Gwangan Bridge by Improvement Technique

Soo-Yong Kim¹, Sung-Woo Shin², Ji-Hyun Park^{3*}

Abstract : In this study, based on the correlation between traffic volume data and vertical displacement data developed in previous research using the bridge maintenance big data of 2006, the vertical displacement estimation model using the traffic volume data of Gwangan Bridge for 10 years. A comparison of the performance of the developed model with the current applicability is presented. The present applicability of the developed model is analyzed that the estimated displacement is similar to the actual displacement and that the displacement estimation performance of the model based on the structured regression analysis and the principal component analysis is not significantly different from each other. In conclusion, the vertical displacement estimation model using the traffic volume data developed by this study can be effectively used for the analysis of the behavior according to the traffic load of Gwangan Bridge.

Keywords: Bridge Monitoring Data, Displacement Estimation, Traffic Volume Dependent Displacement, Big Data Based Modeling

1. 서론

미국 쇠망론(Friedman, 2011)에서는 예산부족과 무관심속에 사회기반시설의 노후화가 가속화 되었으며, 2009년 미국 토목학회에서 발행한 미국의 사회기반시설 성적표를 인용하며 시설물의 안전 및 유지관리에 대하여 강조하고 있다. 사회기반시설의 노후화는 국민의 안전을 위협하고 국가 경쟁력을 약화시키는 요인이므로 노후화에 대비한 전략적 접근이 필요하다. 이에 대한 접근방법의 일환으로 사회기반시설 유지관리 빅데이터의 활용 방안을 모색하는 연구가 많이 이루어지고 있다(Chi, 2016; Shin, 2016; kim, 2016). 교량의 유지관리 측면에서 살펴보면 노후화를 가속화 하는 데에는 인위적으로 조절(통제)이 불가능한 시간경과, 지진, 태풍, 온도변화 등이 있으며, 인위적으로 조절이 가능한 안전점검, 보수·보강, 교통량 등이 있다. 특히 교량의 구조적 거동에 영향을 미치는 요인 중 통제 가능한 교통량(교통하중)을 변수로 교량 유지관리 활용 방안에 대한 많은 연구가 이뤄지고 있다. 여기서 교량의

변위 데이터는 활하중에 의한 변위 성분을 구할 수는 있으나(Park et al., 2004; Park et al., 2013), 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 높아(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 하나로, 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 변위(변형률, 처짐) 추정에 차종별 교통량을 이용한 통계적 상관 모델의(Park and Kim 2017; Park et al 2018) 적용 가능성이 입증된 바 있다.

¹정회원, 부경대학교 토목공학과 교수, 공학박사

²정회원, 부경대학교 안전공학과 교수, 공학박사

³정회원, 부산시설공단 기술혁신팀 차장, 기술사, 공학박사수료

*Corresponding author : hyun744@bisco.or.kr

Technology Innovation Team, Busan Infrastructure Corporation, 174, Saessak-ro, Busanjin-gu, Busan, Republic of Korea

• 본 논문에 대한 토의를 2019년 8월 1일까지 학회로 보내주시면 2019년 9월 호에 토론결과를 게재하겠습니다.

본 연구는 교량 모니터링 빅데이터를 이용한 광안대교의 교통량 의존 변위 추정 모델(Park et al, 2018)의 후속 연구논문으로 선행 연구에서 제시된 광안대교의 변위 추정 모델은 2006년도 데이터를 기반으로 모델링되었기 때문에 약 10년이 경과한 현재의 광안대교에서도 적용 가능한 모델인지에 대한 검증은 이루어지지 않았다. 이에 따라 본 연구에서는 선행연구 모델의 현재적 적용성에 대한 검증 연구와 함께 모델 업데이트 방안에 대한 연구를 수행코자 하였다.

2. 연구자료 수집

2.1 광안대교 교통량 증가

대상교량은 건설당시 7,899억 원의 건설비로 1994년 착공하여 2003년 준공, 개통한 왕복 8차로의 국내 최대 해상 복층 교량인 총 연장 7,420m의 부산 광안대교이다. 현수교 구간을 광안대교라고하고 그 연장은 900m, 주경간장은 500m, 측경간장은 각 200m로 구성되어 있다. 상층은 해운대구에서 수영·남구방향으로 이동하며, 하층은 수영·남구에서 해운대구 방향으로 이동하는 노선으로 2017년말 기준으로 연간 교통량은 43,028천대이며, 일 평균 통행량은 117,886대이다. 통행료 징수기간은 2003년 6월부터 2028년 5월까지 25년간으로 계획되어 있다. 광안대교는 2003년 1월 6일 개통하였으나 실제 요금징수는 그해 6월 1일부터 징수되어 2003년 연간 교통량 데이터는 7개월간의 실제 데이터를 기반으로 연간 데이터를 직선보간법으로 추정하였다.

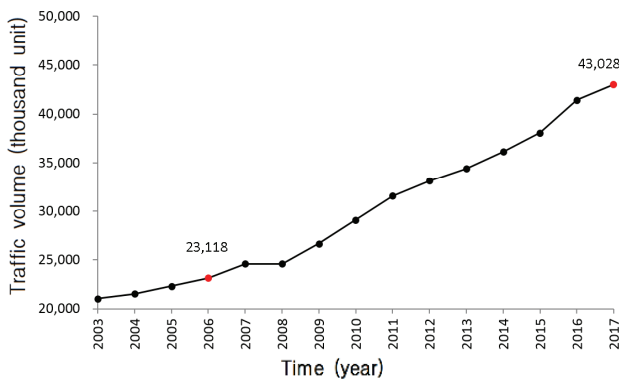


Fig. 1 Yearly Traffic Volume Graph

Fig. 1은 광안대교 개통 이래 교통량의 증가 추이를 단적으로 보여주는 그래프이다. 광안대교의 연간 누적 교통량은 2003년 21,043천대를 시작으로 2017년에는 43,028천대로 약 2배 이상 증가 하였으며, 교통량 의존 변위 추정 모델의 기반이

된 2006년 23,118천대에 비교하여도 약 1.86배 증가하였음을 알 수 있다. 2003년 개통 이래 누적 교통량은 총 450,678천대로 소형차(*s*)가 397,205천대 88.13%로 가장 높았고 경형차(*k*)가 28,664천대 6.36%, 특수차(*t*)가 20,419천대 4.53%, 대형차(*d*)가 4,398천대 0.98% 순서로 Table 1과 같이 나타났다.

Table 1 Cumulative Traffic Volume for 15 Years

	Sum	<i>ks</i>		<i>dt</i>	
		<i>k</i>	<i>s</i>	<i>d</i>	<i>t</i>
Thousand unit	450,678	425,869	397,205	24,817	20,419
Percent (%)	100	94.49	88.13	5.51	4.53

선행연구에서 광안대교의 교통량 의존 변위 추정 모델의 독립 변수는 경·소형차의 교통량(*ks*)과 대형특수차의 교통량(*dt*)으로 15년간 그 비율과 교통량을 살펴보면 94.49%(425,869천대)와 5.51%(24,817천대) 수준으로 확인되었다.

2.2 연구데이터의 수집

교통량 의존 변위 추정 모델에 대하여 10여년이 경과한 두 번째 Test Data Set(168개)은 연속성을 가지며 데이터 수집에 단절이 없는 기간으로 2017년 8월 16일부터 8월 22일까지 7일간 1시간 단위로 변위 데이터를 광안대교 계측시스템으로부터 수집하였으며, 동 기간 동안의 요금징수시스템으로부터 차종별 교통량을 수집하였다.

본 연구에서 사용한 연직 변위 데이터는 광안대교 중앙경간의 연직 변위이며, 레이저 변위계는 초당 100개의 신호를 측정하지만, 실제 저장되는 데이터는 Fig. 2와 같이 매 10분 동안 측정된 신호의 평균값과 최대 및 최소값이 저장된다.

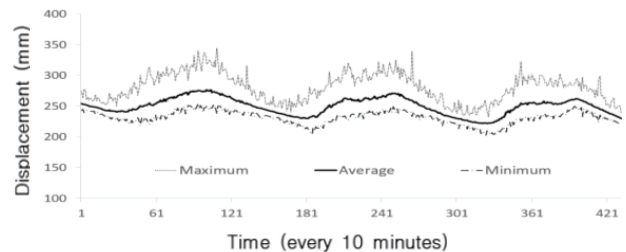


Fig. 2 Measured Displacement Data

본 연구에서 사용한 연직 변위 데이터는 온도 요인에 의한 변위 성분을 배제하고, 활하중에 의한 변위 성분만을 분석하기 위하여 평균값 대신 최댓값과 최솟값의 차이를 분석에 이

용하였다.

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(*iv*), 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 분류하고 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.

참고사항으로 국토교통부의 도로교통량 조사에 적용되는 차종분류표(12종)는 축수와 최대적재량으로 분류하는 방법이 비슷하지만, 광안대교 요금징수에 적용되는 차종분류와 비교해 보면 경형차는 1종 중 1000cc미만 승용차, 소형차는 1종 중 1000cc이상 승용차와 15인승 이하의 승합차이고, 대형차량은 2종~4종, 특수차량은 5종~12종까지로 다소 차이가 있다.

Table 2 Vehicle Class Categorization

	Class I	Class II	Class III	Class IV	Class V	Class VI
Expressway	<i>kv</i>	<i>sv</i>	<i>iv</i>	<i>dv</i>	<i>hv</i>	<i>tv</i>
Gwangang(Br)	<i>kv</i>	<i>sv</i>	<i>dv</i>		<i>tv</i>	

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 시간당 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 교통량이 많아서 차종별 주행 속도가 일정하지 않을 뿐만 아니라, 이러한 차종별 주행 속도의 차이는 교통량 침두시간과 비침두시간에 의해 더욱 심화되는 등 교통 흐름이 매우 비균질하다. 선행 연

구에서는 차종별 교통량의 집계시간간격을 10분~1시간 간격으로 변화하면서 집계시간간격에 따른 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. 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; Park et al., 2018).



Fig. 3 Location for Data Acquisition Point

3. 교통량 분석과 모델 성능평가

3.1 선행연구 모델

선행연구(Park et al., 2018)의 결과물은 2006년 Training Data Set(144개)를 이용하여 2006년 Test I Data Set(144개)으로 검증한 교통량 의존 변위 추정 모델은 식(1)과 같이 차종별 교통량을 종속변수로 한 구조화 회귀모델(MRA Model)과 식(2)와 같이 차종별 교통량을 주성분 분석을 통해 교통량의 표준화 값과 요인계수를 이용한 주성분 회귀모델(PCA Model)로 개발되었다.

$$\hat{Y}_{ld} = 35.472 + 0.004X_{ks} + 0.088X_{dt} \quad (1)$$

$$\hat{Y}_{ld} = 62.305 + 9.559X_{fs1} + 15.672X_{fs2} \quad (2)$$

여기서 식(1) \hat{Y}_{ld} 는 MRA Model에 의한 변위 추정 값이고, X_{ks} 는 경차와 소형차의 교통량 합, X_{dt} 는 대형차와 특수차의 교통량 합이다. 식(2) \hat{Y}_{ld} 는 PCA Model에 의한 변위 추정 값이고, X_{fs1} 는 첫 번째 요인점수이며 X_{fs2} 는 두 번째 요인점수를 나타낸다.

3.2 교통량 분석

광안대교 교통량의 구성비로 Table 3에서 살펴보면 연도별 총 교통량 대형특수차가 차지하는 비율은 3.95%에서 8.13%로 2004년에 가장 높았으며, 2015년에 가장 낮게 나타났다. 특히 선행연구의 모델이 된 2006년도에는 전체 교통량 중 대형특수차의 비율이 6.67%로 나타났으며, 2017년도에 4%대로 교통량을 차지하는 비율이 줄어 들었다. 즉 전체 교통량의 약 95%를 차지하는 경소형차의 교통량(ks)은 약 2배 가까이 증가하였으나 약 5%미만의 대형특수차의 교통량(dt)은 소폭으로 증가하였다. Fig. 4는 Table 3을 시각화하였다.

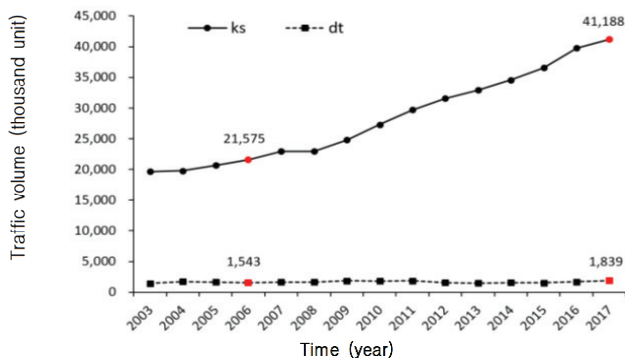


Fig. 4 Yearly Traffic Volume Graph

Table 3 Traffic Volume and Composition Ratio by Year

YEAR	Traffic Volume (Thousand unit)			Composition Ratio	
	SUM	ks	dt	ks	dt
2003	21,043	19,627	1,416	93.27%	6.73%
2004	21,514	19,764	1,750	91.87%	8.13%
2005	22,316	20,659	1,657	92.57%	7.43%
2006	23,118	21,575	1,543	93.33%	6.67%
2007	24,593	22,951	1,642	93.32%	6.68%
2008	24,590	22,927	1,663	93.24%	6.76%
2009	26,648	24,809	1,839	93.10%	6.90%
2010	29,086	27,293	1,793	93.84%	6.16%
2011	31,555	29,690	1,865	94.09%	5.91%
2012	33,132	31,559	1,573	95.25%	4.75%
2013	34,395	32,936	1,469	95.76%	4.24%
2014	36,144	34,570	1,574	95.65%	4.35%
2015	38,079	36,573	1,506	96.05%	3.95%
2016	41,437	39,748	1,688	95.92%	4.08%
2017	43,028	41,188	1,839	95.72%	4.28%

한편 선행연구 모델링에 적용한 데이터인 Training Data Set 및 Test I Data Set의 독립변수(ks , dt) 구성비는 Table 4와 같이 나타났다. 연도별 교통량과 모델링에 적용한 표본(Data Set)으로 적용한 교통량의 구성비가 유사하게 나타나 연도별 교통량의 대표성을 가지는 것으로 판단된다. 2006년도 이후 대형특수차의 교통량(dt) 증가추세는 완만한 반면, 경소형차의 교통량(ks)은 가파른 증가추세를 보이고 있다(Fig. 4).

Table 4 Traffic Volume and Composition Ratio by Data Set

Data Set	Year	N	Composition Ratio	
			ks	dt
Training	2006	144	93.15%	6.85%
Test I	2006	144	92.99%	7.01%
Test II	2017	168	95.87%	4.13%

차종별 교통량의 변화에 있어 각각의 차종별 교통량에 대하여 평균의 차이가 있는지 독립표본 t-Test를 실시하였다. 여기서 귀무가설은 “2006년도 차종별 교통량과 2017년도 차종별 교통량에 따라 차이가 없다” 이고 연구가설은 “2006년도 차종별 교통량과 2017년도 차종별 교통량에 따라 차이가 있다” 이다.

분석대상은 2006년도 그룹 288개 차종별 데이터와 2017년도 그룹 168개 차종별 데이터를 이용하였다. 독립표본 t-Test 결과 모델링에 적용한 2006년도 차종별 교통량과 10년이 경과한 2017년도 차종별 교통량에서 경형차(k)와 소형차(s)의 평균차이는 t 값이 각각 -11.837, -10.397로 통계적 유의수준인 .01하에서 차이가 있는 것으로 나타나 연구가설이 채택되었으며, 대형차(d)와 특수차(t)에서는 t 값이 모두 -1.5, -1.192로 절대 값이 1.96이하로 나타나 연구가설은 기각되었다.

Table 5 Independent Sample t-Test for Each Vehicle Type

	Group	N	Mean	Std. Deviation
k	2006	288	145.46	85.98
	2017	168	330.58	191.78
t-value / p-value			-11.837 / 0.000**	
s	2006	288	2379.94	1353.09
	2017	168	4514.82	2452.59
t-value / p-value			-10.397 / 0.000**	
d	2006	288	30.41	27.26
	2017	168	34.47	28.90
t-value / p-value			-1.500 / 0.134	
t	2006	288	157.68	142.07
	2017	168	174.20	144.04
t-value / p-value			-1.192 / 0.234	
ks	2006	288	2525.413	1436.5303
	2017	168	4845.411	2639.8519
t-value / p-value			-10.519 / 0.000**	
dt	2006	288	188.097	167.2792
	2017	168	208.679	171.4635
t-value / p-value			-1.256 / 0.210	

** $p < 0.01$

따라서 대형차(d)와 특수차(t)의 교통량은 10년이 경과한 현재 평균의 차이가 없으므로 통계적 유의수준 하에서 증가하였다고 보기 어렵다고 할 수 있다. 즉 경차, 소형차량만이 증가하였다고 할 수 있으며, 대형차와 특수차는 증가하지 않았다고 판단할 수 있다.

3.3 모델의 성능평가

2017년도 Test II Data Set(168개)을 선행연구 모델의 독립변수로 적용하여 개발된 두 개의 연구모델에 예측력을 확인하고자 하였다. 먼저 MRA Model에 적용하는 독립변수는 식 (3)을 이용하여 경형차(k)와 소형차(s)의 합산을 통해 경소형차(ks)와 대형차(d)와 특수차(t)의 합산을 통해 대형특수차(dt)를 산출하여 독립변수로 적용였고,

$$ks = k + s \text{ or } \frac{k+s}{2}, \quad dt = d + t \text{ or } \frac{d+t}{2} \quad (3)$$

PCA Model에 적용하는 독립변수는 주성분 분석으로 산출된 차종별 요인점수계수(fsc : Factor Score Coefficient)와 차종별 교통량의 표준화 값(Z) 식 (5)을 이용하여 식 (4)에 따라 산출된 요인점수(fs : Factor Score)를 독립변수로 적용하였다.

$$fs_i = \sum_{i=1}^k (fsc_i \times Z_i) \quad (4)$$

$$Z_i = \frac{X_i - \mu}{\sigma} \quad (5)$$

여기서, X_i : 개개의 값, μ : 모평균, σ : 모표준편차

위와 같은 방법으로 10여년이 경과한 2017년도 차종별 교통량을 독립변수로 가공하여 2006년 선행연구모델 식 (1, 2)에 대하여 각각 적용한 결과 MRA Model에서는 RMSE가 13.263mm에서 15.084mm로 1.820mm 증가한 반면, PCA Model에서는 RMSE가 13.707mm에서 13.151mm로 0.55mm 감소하였다. 따라서 10여년이 경과하여 교통량이 증가한 경우에도 모델의 적용이 가능한 것으로 판단된다. 2006년 이후 2017년까지 광안대교의 연간 교통량이 1.86배 증가하였음에도 불구하고 예측 값에 큰 차이가 없는 것은 독립표본 t-test의 결과에서 밝혀진 바와 같이 전체 교통량 중 대부분의 교통량이 소형차의 증가에 기인한 것으로 판단된다. (Table. 6)

특히 PCA Model은 RMSE의 차이가 1mm 이내로 나타났는데 이러한 결과는 선행연구에서도 언급한 바와 같이 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 장점(Oh 2009) 반영된 것으로 판단된다.

Table 6 RMSE Comparison by Model

Data Set	Data Collection Term	MRA	PCA
Test I	2006.10.20.~25.	13.263 mm	13.707 mm
Test II	2017.08.16.~25.	15.084 mm	13.151 mm

한편, PCA Model과 MRA Model에 대하여 2006년도 Test I Data Set(N=144)과 2017년도 Test II Data Set(N=168)의 예측값과 관측값의 차이(잔차)를 각각의 그룹으로하여 독립표본 t-Test를 실시한 결과 t 값이 -4.816으로 통계적 유의수준인 .01하에서 차이가 있는 것으로 나타나 연구가설(잔차에 대한 평균의 차이가 있다)이 채택되었으며, PCA Model은 2006년도와 2017년도 Test I, II data set에서 잔차(관측값-예측값)의 차이가 없는 것으로 나타나 PCA Model의 우수성이 입증되었다.

그러나 MRA Model에서는 RMSE가 독립표본 t-Test의 결과로 Test I, II Data Set 그룹 집단간 잔차의 평균에서 차이가 나는 등 모델의 신뢰성에 의심되는 결과가 나타나 (Table 7) 기존 모델의 업데이트에 대하여 알아보하고자 한다.

Table 7 Independent Sample t-Test for Each Model Type

	Group	N	Mean	Std. Deviation
PCA	2006	144	62.31	18.14
	2017	168	62.31	18.74
t-value / p-value			0.000 / 1.000	
MRA	2006	144	61.97	18.31
	2017	168	73.22	22.91
t-value / p-value			-4.816 / 0.000**	

**p<0.01

4. 모델 업데이트

모델의 업데이트에서는 훈련 데이터와 검증 데이터를 다양한 조합으로 구성하였다. 업데이트 모델 I은 2006년도 288개 데이터를 훈련 데이터로 적용하였고, 업데이트 모델 II에서는 2017년도 264개 데이터를 훈련 데이터로 적용하였고, 업데이트 모델 III에서는 업데이트 모델 I, II의 훈련데이터 552개 데이터를 모두 활용하였으며, 업데이트 모델의 활용 데이터는 Table. 8과 같다.

Table 8 Summary of Training and Test Data Set by Model

Term	N	Original	Update I	Update II	Update III
2006.09.20.~25.	144	Training	Training	Not Used	
2006.10.20.~25.	144	Not Used			Training
2017.08.05.~15.	264		Not Used	Training	
2017.08.16.~25.	168	Test(II)	Test(II)	Test(II)	Test(II)

4.1 업데이트 모델 I

선행연구 모델개발에 활용된 Training Data Set(N=144)과 Test I Data Set(N=144)을 포함하여 Training Data Set(N=288)으로 구성하였다. 수집기간은 2006년 9월 20일부터 9월 25일까지와 10월 20일부터 10월 25일까지이다. 모델의 업데이트에서는 관측 값과 추정 값의 차이를 줄일 수 있는 처짐 변위의 이상점(Outlier)을 상자 수염 도표(Fig. 5)를 이용하여 No. 9, No. 197, No. 217 총 3개의 데이터를 모델링에서 제외하였으며, 그 이유는 시간대별 처짐 값이 차종별 교통량에 비교하여 특별하게 높은 값을 기록하였기 때문이다. 물론 이 값은 선행연구에서도 언급하였지만 관측변위가 차종별 교통량 외에 활

하중 성분을 포함하고 있기 때문에 처짐 변위 값이 예측 값의 이상으로 단정할 수 없다. 다만 모델업데이트 모델링을 위하여 이상점을 제외하였음을 밝힌다.

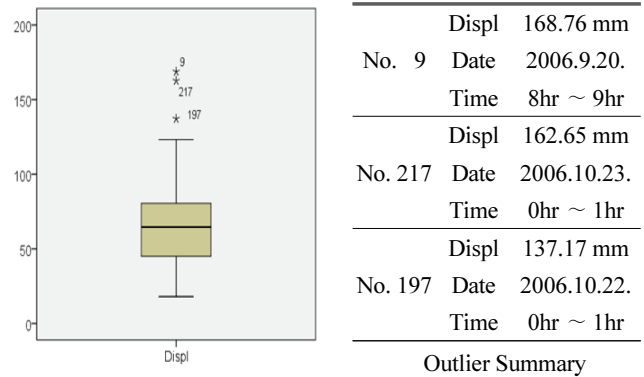


Fig. 5 Box and Whisker Plots by Displacement Outlier

업데이트 모델링을 위한 Training Data Set(N=285)은 종속 변수 처짐변위 1개와 독립변수 차종별 교통량 4개를 선행연구와 동일한 방법론으로 Data를 전처리하여 구조화 모델(MRA Model)과 주성분 모델(PCA Model)로 모델링을 실시하였으며 모델링 결과는 Table 9와 같이 나타났다.

Table 9 Coefficients by MRA Update Model- I

	(Constant)	ks	dt
Unstd. Coefficients	b	37.424	.004
	Std. Error	1.546	.001
Std. Coefficients	β		.268
	t-value	24.202	6.650
	p-value	.000*	.000*
Collinearity Statistics	Tolerance		.745
	VIF	1.342	1.342
Model Summary	R = .812, R ² = .659, Adjusted R ² = .656, F = 172.005, p = .000		

*p < 0.01

MRA Update Model- I에서는 다중회귀모델 분석결과 독립변수와 종속변수간의 R은 .812으로 높은 상관성을 보이고, R²은 .659의 설명력을 보였으며, 경소형차의 교통량(ks)과 대형 특수차량의 교통량(dt) 2개의 변수에서 99% 유의한 결과를 보였다. 변수간 다중공선성을 나타내는 VIF(분산팽창계수) 역시 10이하로 변수간 다중공선성이 없는 것으로 분석되었으며, ANOVA분석의 유의확률도 0.000으로 모형이 유의하게 나타나 회귀모형에 적합한 것으로 해석되었다.

Table 10 Coefficients by PCA Update Model- I

		(Constant)	<i>fs1</i>	<i>fs2</i>
Unstd. Coefficients	b	63.416	9.641	14.373
	Std. Error	.776	.778	.778
Std. Coefficients	β		.445	.663
	t-value	81.674	12.395	18.479
	p-value	.000*	.000*	.000*
Collinearity Statistics	Tolerance		1.000	1.000
	VIF		1.000	1.000
Model Summary	R = .798, R ² = .637 Adjusted R ² = .635, F = 247.556, p = .000			

*p < 0.01

PCA Update Model- I에서는 다중회귀모델링에 앞서 주성분 분석을 통해 변수를 축소하였으며, KMO 값이 .626, Bartlett Test에서 p<.01로 나타나 독립변수 축소에 적절한 것으로 나타났다. 주성분 분석결과 2개의 독립변수로 축소 되었으며, 누적분산은 96.982%로 나타났다.

주성분 분석으로 결정된 두 개가 요인점수를 독립변수로 적용하여 PCA Update Model- I 을 요인점수로 모델링한 결과 ANOVA 분석의 F-value는 247.556, 유의확율은 .000(p<.01)으로 나타났으며, R은 .789로 높은 상관성을 보이고, R²은 .637의 설명력을 보였다. 주성분 변수(*fs1*, *fs2*)에 대한 유의확률은 .01 이하로 모두 유의한 결과로 나타나(Table 10) 회귀모형에 적합한 것으로 해석되었다. MRA, PCA Update Model- I 을 회귀식으로 나타내면 식 (6), (7)과 같다.

$$\hat{Y}_{dt} = 37.424 + 0.004X_{ks} + 0.083X_{dt} \quad (6)$$

$$\hat{Y}_{dt} = 63.416 + 9.641X_{fs1} + 14.373X_{fs2} \quad (7)$$

위 모델 식으로 Test II Data Set을 이용하여 검증한 결과 MRA Update Model- I에서는 RMSE가 15.416mm, PCA Update Model- I에서는 RMSE가 12.973mm로 나타나 MRA 모델과 PCA 모델 모두 RMSE가 선행연구에서 개발된 원 모델의 RMSE (MRA:15.084mm, PCA: 13.151mm)와 비교하여 큰 차이 없이 유사한 값으로 나타났다.

4.2 업데이트 모델 II

여기에서는 2017년도 새로운 트레이닝 데이터를 이용하여 3.4.2.에 적용한 Test II Data Set으로 검증하고자 한다. 데이터의 수집기간은 2017년 8월 5일부터 8월 15일까지 총 264개의 데이터를 Fig 5에서 제시된 바와 같이 수염 도표로 이상점(No. 108)을 제거하고, 총 263개의 트레이닝 데이터를 이용하여 선행연구

Table 11 Coefficients by MRA Update Model- II

		(Constant)	<i>ks</i>	<i>dt</i>
Unstd. Coefficients	b	32.679	.002	.112
	Std. Error	1.360	.000	.005
Std. Coefficients	β		.187	.760
	t-value	24.024	5.243	21.352
	p-value	.000*	.000*	.000*
Collinearity Statistics	Tolerance		.711	.711
	VIF		1.407	1.407
Model Summary	R = .875, R ² = .766, Adjusted R ² = .764, F = 424.831, p = .000			

*p < 0.01

에서 개발된 교통량에 의한 연직변위 추정모델 방법론으로 모델링을 실시하였다.

2017 MRA Update Model- II에서는 통적적 이론에 적합한 회귀모델이 Table 11과 같이 완성되었으며, 앞서 언급한 바와 같이 *ks*의 교통량 증가에 따라 표준화 계수의 값이 낮아지고 *dt*의 표준화 계수가 높아지는 것으로 나타났다. 특히 R²은 .766으로 선행연구를 포함한 MRA 모델 중 가장 높게 나타났다.

2017 PCA Update Model- II에서도 KMO 값이 .643, Bartlett Test에서 p<.01로 나타나 독립변수 축소에 적절한 것으로 나타났다. 주성분 분석결과 2개의 독립변수로 축소 되었으며, 누적분산은 97.762%로 나타났다. 교통량에 의한 연직 변위 추정 모델이 Table 12와 같이 나타났으며, R²은 .747로 선행연구를 포함한 PCA 모델 중 가장 높게 나타났다.

2017 업데이트 모델에 Test II Data Set(2017.8.16~8.22., N=168)을 이용하여 검증한 결과 MRA Update Model- II에서는 RMSE가 12.663mm, PCA Update Model- II에서는 RMSE가 14.837mm로 나타났다. MRA, PCA Update Model- II을 회귀식으로 나타내면 식 (8), (9) 와 같다.

Table 12 Coefficients by PCA Update Model- II

		(Constant)	<i>fs1</i>	<i>fs2</i>
Unstd. Coefficients	b	58.274	8.777	16.644
	Std. Error	.679	.680	.680
Std. Coefficients	β		.403	.764
	t-value	85.874	12.910	24.481
	p-value	.000*	.000*	.000*
Collinearity Statistics	Tolerance		1.000	1.000
	VIF		1.000	1.000
Model Summary	R = .864, R ² = .747 Adjusted R ² = .745, F = 382.984, p = .000			

*p < 0.01

$$\widehat{Y}_{ld} = 32.679 + 0.002X_{ks} + 0.112X_{dt} \quad (8)$$

$$\widehat{Y}_{ld} = 58.274 + 8.777X_{fs1} + 16.644X_{fs2} \quad (9)$$

4.3 업데이트 모델 III

여기에서는 2006년도와 2017년도에 적용한 트레이닝 데이터 모두를 이용하여 모델을 업 데이터하고, Test II Data Set (2017.8.16.~8.22., N=168)으로 검증하고자 한다. 데이터의 수집기간은 2006년 9월 20일부터 9월25일까지, 2006년 10월20일부터 10월 25일까지, 2017년 8월 5일부터 8월 15일까지 총 552개의 데이터를 Fig 5에서 제시된 바와 같이 수염 도표로 상자 수염 도표로 이상점 4개(No. 9, No. 197, No. 217, No. 396)를 제거하고, 총 548개의 트레이닝 데이터를 이용하여 선행연구에서 개발된 교통량에 의한 연직변위 추정모델 방법론으로 모델링을 실시하였다. MRA Update Model-III에서는 통적적 이론에 적합한 회귀모델이 Table 12와 같이 완성되었으며, 앞서 언급한 바와 같이 경소형차의 교통량 증가에 따라 표준화 계수(β_1)의 값은 0.144로 원모델을 포하여 가장 낮게 나타났고 대형특수차량의 표준화 계수(β_2)도 .758로 MRA Update Model- II에 비교하여 유사한 영향력을 미치는 것으로 나타났다.

Table 13 Coefficients by MRA Update Model-III

		(Constant)	<i>ks</i>	<i>dt</i>
Unstd. Coefficients	b	32.763	.001	.105
	Std. Error	1.005	.000	.004
Std. Coefficients	β		.144	.758
	t-value	37.582	5.499	28.867
	p-value	.000*	.000*	.000*
Collinearity Statistics	Tolerance		.847	.847
	VIF		1.181	1.181
Model Summary		R = .826, R ² = .682, Adjusted R ² = .680, F = 583.295, p = .000		

*p < 0.01

즉 소형차의 교통량이 증가한 2017년도의 차종별 교통량을 독립변수로 모델링한 MRA Update Model- II에서 영향력 (β_2)이 0.760으로 가장 높았고, 2006년도와 2017년도 데이터를 포함하여 모델링한 MRA Update Model-III에서도 0.758로 높게 나타났는데 이러한 결과는 Training Data Set에 2006년도와 2017년도 교통량 데이터가 포함된 결과로 사료된다.

PCA Update Model-III 에서는 KMO 값이 .586, Bartlett Test에서 p<.01로 나타나 독립변수 축소에 적정한 것으로 나타났다. 주성분 분석결과 2개의 독립변수로 축소 되었으며, 누적분산은 97.413%로 나타났다. 주성분 분석으로 나타난 2

Table 14 Coefficients by PCA Update Model-III

		(Constant)	<i>fs1</i>	<i>fs2</i>
Unstd. Coefficients	b	60.948	6.326	16.520
	Std. Error	.550	.550	.550
Std. Coefficients	β		.289	.756
	t-value	110.884	11.498	30.027
	p-value	.000*	.000*	.000*
Collinearity Statistics	Tolerance		1.000	1.000
	VIF		1.000	1.000
Model Summary		R = .809, R ² = .655 Adjusted R ² = .654, F = 516.911, p = .000		

*p < 0.01

개의 요인점수를 독립변수로 모델링을 실시한 결과 Table 14와 같이 나타났다.

Update Model-III 에 Test II Data Set(2017.8.16.~8.22., N=168)을 이용하여 검증한 결과 MRA Update Model에서는 RMSE가 12.369mm로 원모델을 포함하여 가장 높은 예측력을 보였으며, PCA Update Model에서는 RMSE가 13.906mm로 나타났다. MRA, PCA Update Model(III)을 회귀식으로 나타내면 식 (10), (11)과 같다.

$$\widehat{Y}_{ld} = 37.763 + 0.001X_{ks} + 0.105X_{dt} \quad (10)$$

$$\widehat{Y}_{ld} = 60.948 + 6.326X_{fs1} + 16.520X_{fs2} \quad (11)$$

원 모델에 대하여 업데이트를 실시한 이유는 2006년도의 트레이닝 데이터로 개발된 원 모델이 10여년이 경과한 현재에도 적용이 가능한지에 대한 의문 때문이었다. 따라서 원모델과 업데이트 모델의 결과를 종합하여 살펴보면 Table 15와 같다. MRA Model에서는 Update Model-III에서 RMSE가 12.639mm로 가장 높은 예측력을 나타내었고, PCA Model에서는 Update Model- I 에서 RMSE가 12.973mm로 가장 높은 예측력을 나타내었다. 한편 모델별 RMSE의 범위를 살펴보면 MRA Model에서는 최소 12.369mm부터 최대 15.416mm로 3.047mm로 나타났고, PCA Model에서는 최소 12.973mm부터 14.837mm까지 1.864mm로 나타났다. 특히 MRA Model의 MAPE에서는 13.923%부터 22.069%까지 그 범위가 8.146%로 나타났으며, PCA Model의 MAPE에서는 14.343%부터 15.104%로 그 범위가 0.761%로 나타났다.

MRA Model의 RMSE에서 낮은 값과 높은 값이 PCA Model을 포함하여 RANK 하였고, MAPE의 범위도 8.146%로 PCA Model에 비교하여 매우 높게 나타났다.

Table 15 Comparison by Original Model and Update Model

Model	R ²	Training Data Set						Test II Data Set		
		Unstd. Coefficients			Std. Coefficients			RMSE (mm)	MAPE (%)	
		b ₀	b ₁	b ₂	β ₁	β ₂	(β ₂ -β ₁)			
MRA	Original	0.625	35.471	0.004	0.088	0.246	0.636	0.390	15.084	20.938
	Update 1	0.659	37.424	0.004	0.083	0.268	0.642	0.374	15.416	22.069
	Update 2	0.766	32.679	0.002	0.112	0.187	0.760	0.573	12.663	14.325
	Update 3	0.682	37.763	0.001	0.105	0.144	0.758	0.614	12.369	13.923
PCA	Original	0.619	62.305	9.559	15.672	0.410	0.672	0.262	13.151	14.343
	Update 1	0.637	63.416	9.641	14.373	0.445	0.663	0.218	12.973	14.933
	Update 2	0.747	58.274	8.777	16.644	0.403	0.764	0.361	14.837	15.104
	Update 3	0.655	60.948	6.326	16.52	0.289	0.756	0.467	13.906	14.538

이 결과는 MRA Model이 연직변위의 예측력 측면에서 교통량의 변화에 민감하게 반응하여 업데이트가 지속적으로 필요하다는 것을 입증하고 있다.

한편 PCA Model에서는 Update Model- I 에서 RMSE가 12.973mm로 가장 낮은 값이 나타났고, Update Model- II에서 14.837mm로 가장 높은 값이 확인되었다. MAPE는 Original Model에서 14.343%, Update Model- II에서 15.104%로 나타났다. 이러한 결과는 PCA Original Model에서 비교적 높은 수준의 RMSE와 MAPE를 보여주고 있어, 앞서 Table 7에서 제시한 독립표본 t-Test의 결과와 유사한 경향을 보인다고 판단할 수 있다. 따라서 PCA Model은 교통량이 증가하더라도 별도의 Update 없이 사용가능한 것으로 판단된다.

선형회귀방정식에서 상수항(b₀)은 절편을 의미하며, 각 회귀계수(b₁, b₂)는 독립변수의 종속변수에 대한 고유효과 정보를 제공하나, 독립변수들의 종속변수에 대한 영향력의 크기를 상대적으로 비교하는 정보는 제공하지 않는다. 그러나 표준화 회귀계수(β₁, β₂)의 크기는 독립변수들의 종속변수에 대한 상대적 영향력을 비교하는 정보를 제공한다. Table 15에서는 모델별 표준화 회귀계수의 차이가 나타나고 있는데 이러한 사유가 차종별 교통량의 통행패턴 변화인지 또는 차종별 차량중량이 과거보다 더 큰 값을 갖는지 등 다양한 요인이 있겠으나 차량의 중량으로 구조공학적 변위를 파악하는 것은 서론에서 언급한 바와 같이 장대교량이나 차량 통행 특성이 복잡한 교량에서는 어려운 한계점이 있다(Park et al., 2018). 따라서 2006년도 모델인 MRA Update Model- I 과 2017년도 모델인 MRA Update Model- II의 표준화 회귀계수(β₁, β₂)를 이용하여 영향력을 고찰하였다. 여기서 교통량의 비율은 각 모델의 교통량 비율을 감안하여 대형특수차(dt)의 교통량비율이 6% 전후인 2006~2011년도(6년)와 4% 전후인 2012~2017년도(6년)의 대형특수차 교통량 비율의 변화가 구분되는 12년간의 누적 교통량 비율 94.82% (ks, 365,819천대)와

5.18%(dt, 19,994천대)를 적용하였다(Table 3).

2006년도 Training Data Set으로 만든 MRA Update Model- I 의 종속변수에 대한 독립변수의 영향력을 나타내는 경소형차(ks)의 표준화 회귀계수(β₁) 0.268과, 대형특수차(dt)의 표준화 회귀계수(β₂) 0.642를 이용하여 종속변수인 연직변위에 대하여 독립변수인 대형특수차(dt) 1대와 동일한 영향력을 미치는 경소형차(ks)가 몇 대인지 개략적으로 추정해 보고자 하였다. 먼저 대형특수차 5.18대가 0.642만큼의 영향력을 미치므로 0.268만큼의 영향력을 미치기 위해서는 비례식으로 대형특수차는 2.16대의 교통량이 필요하다. 따라서 대형특수차(dt) 2.16대는 경소형차(ks) 94.82대와 동일한 효과를 미치므로 대형특수차(dt) 1대와 경소형차(ks) 약 43.85대는 동일한 영향력을 주는 것으로 나타났다.

2017년도 Training Data Set으로 만들어진 MRA Update Model- II에 대하여 종속변수에 대한 독립변수의 영향력을 나타내는 경소형차(ks)의 표준화계수(β₁) 0.187과, 대형특수차(dt)의 표준화계수(β₂) 0.760을 이용하여 동일한 방법으로 표준화계수에 의한 교통량을 추정한 결과 대형특수차(dt) 1.27대는 경소형차(ks) 94.82대와 동일한 효과를 미치므로 대형특수차(dt) 1대와 경소형차(ks) 약 74.39대는 연직변위에 동일한 영향력을 주는 것으로 나타났다.

그런데 2006년도 모델인 MRA Update Model- I 과 2017년도 모델인 MRA Update Model- II의 표준화 회귀계수로 추정한 교통량이 각각 43.85대와 74.39대로 나타났는데 이 비율은 약 1.69배이다. 한편 경소형차의 교통량은 2006년도에 21,575천대에서 2017년도에 41,188천대로 약 1.9배 증가한 것으로 나타났다. 이러한 차이는 MRA Model의 오차범위를 나타내는 MAPE 22.069%와 14.325%를(Table 15) 고려하면 표준화 회귀계수(β)의 차이는 충분한 설득력을 보이는 것으로 사료된다. 그러나 이러한 결과는 차종별 차량중량이 과거보다는 큰 값을 갖거나, 통행패턴이 변화했는지 단정하기 어렵지만 Update

Model의 표준화 회귀계수 차이에 따른 교통량의 추정 분석결과에 비추어보면 통행패턴 변화에 의해 표준화 회귀계수(β)가 변화한 것으로 사료된다.

5. 결 론

본 연구는 선행연구에서 개발된 광안대교의 교통량 의존변위 추정모델(Park et al., 2018)에 대하여 적용한 독립변수가 2006년도의 차종별 교통량을 독립변수로 예측한 모델이라는 점에서 착안하여 10여년이 경과한 2017년도 차종별 교통량을 독립변수로 적용한 경우에도 본 모델의 적용이 가능한지에 대한 현재적 적용성과 향후 교통량의 변동으로 모델의 업데이트에 대한 방법을 연구하였다.

업데이트 모델 연구결과 MRA 모델의 경우 Update Model-III에서 가장 낮은 RMSE와 MAPE가 나타나 가장 예측력이 좋은 모델로 확인되었으나, 총 4가지 MRA 모델의 RMSE와 MAPE의 변동폭(범위)이 PCA 모델에 비교하여 높게 나타나 MRA 모델보다 PCA 모델이 연직변위의 예측력에 대한 안정성 측면에서 더 우수한 것으로 나타났다.

본 연구는 공용중 장대교량의 실제 교통량을 이용한 모형인 점과 구조데이터와 교통데이터를 융·복합해 모형을 개발한 점, 장대교량에서 연직변위에 대한 경소형차의 영향력을 밝힌 점은 그간 연구문헌들과 차별성이 있으며, 독창성을 갖는 의미있는 연구성과이다.

한편, 시간당 교통량이 많다는 것은 도로 서비스 수준이 떨어지고, 교량 상에 교통밀도가 높다는 의미이다. 이러한 교통량의 집중은 교량의 구조적 거동에 유의미한 영향을 미친다는 것이 본연구와 선행연구에서 밝혀졌다. 따라서 운전자의 도로 서비스 수준 향상, 원활한 교통흐름에 따른 도로 서비스 수준의 개선을 통해 온실가스 저감에 기여하고, 공공재인 교량의 자산관리 측면을 고려하여 차종별 교통량을 적절히 분산 또는 제어 할 수 있는 교통(교량) 운영 유지관리 방안에 대한 연구가 필요할 것으로 사료된다.

감사의 글

이 논문은 부경대학교 자율창의학술연구비(2017년)에 의하여 연구되었음.

References

1. 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, 24(1A), 225-232(in Korean).
2. 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, 30(3A), 257-264(in Korean).
3. Chi, S. H. (2016), Big Data Analysis of Unstructured Documents and Video Images in the Construction Industry, Magazine of Korean Society of Civil Engineers, 64(8), 15-18 (in Korean).
4. Friedman, T. L., and Mandelbaum, M. (2011), That Used to Be Us, 21C Book Inc., Korea (in Korean).
5. 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.
6. Huh, M. H. (2008), SPSS statistics data validation, neural networks & PLS regression, Datasolution Inc., Korea (in Korean).
7. Kaiser, H. F. (1974), An index of factorial simplicity, Psychometrika, 39(1), 31-36.
8. Khanh, H. D. (2014), Waste Problems in Vietnam Construction Industry Based on Lean Philosophy, Doctoral Thesis, Pukyong National University.
9. Kim, D. C. (2016), Big Data Reference Case of Civil and Construction Industry, Magazine of Korean Society of Civil Engineers, 64(8), 19-23(in Korean).
10. 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, 928-931(in Korean).
11. Kim, Y. C., Yoo, W. S., and Shin, Y. S. (2017), Application of Artificial Neural Networks to Prediction of Construction Safety Accidents, Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation, 17(1), 7-14(in Korean).
12. Oh, S. H. (2009), An Analysis of Noise Robustness for Multilayer Perceptrons and Its Improvements, Journal of the Korea Contents Association, 9(1), 159-166(in Korean).
13. 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, 35(4), 779-789(in Korean).
14. 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, 24(2A), 249-257(in Korean).
15. 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).
16. Park, J. H., and Kim, S. Y. (2017), Analysis of Suspension Bridge Reinforced Truss Strain by Traffic, 2017 Proceedings of KSMI Annual Conference, 357-358(in Korean).
17. Park, J. H., Shin, S. W., and Kim, S. Y. (2018), Modeling on Expansion Behavior of Gwangan Bridge using Machine Learning Techniques and Structural Monitoring Data, Journal of the Korean

- Society of Safety, 33(6), 42-49(in Korean).
18. Park, J. H., Shin, S. W. and Kim, S. Y. (2018), Traffic Volume Dependent Displacement Estimation Model for Gwangan Bridge Using Monitoring Big Data, Journal of the Korean Society of Civil Engineers, 38(2), 183-191(in Korean).
 19. 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, 375-379(in Korean).
 20. Shin, D. H. (2016), How the Construction Industry Should Leap in the Big Data Era, Magazine of Korean Society of Civil Engineers, 64(8), 10-14(in Korean).
 21. Song, J. J. (2016), SPSS/AMOS statistical analysis method for paper writing, 21C Book Inc., Korea(in Korean).
 22. 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, 435-442
 23. Won, T. Y., and Jeong, S. W. (2015), Statistical Analysis - SPSS 18.0, Hannarae Book Inc., Korea(in Korean).
 24. Yang, Y. B., Yau, J. D. and Wu, Y. S. (2004), Vehicle-Bridge Interaction Dynamics, World Scientific Publishing Co., New Jersey, USA.
 25. Yoo, J. I. (2008), Constructs and Application of Artificial Neural Network, 2008 Annual Conference of Korean Psychological Association, 2-3(in Korean).
 26. 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.

Received : 03/25/2019

Revised : 05/15/2019

Accepted : 05/27/2019

요 지 : 본 연구에서는 2006년도 교량 유지관리 빅데이터를 이용하여 선행연구에서 개발된 차종별 교통량 데이터와 연직 변위 데이터의 상관관계를 바탕으로 광안대교의 차종별 교통량 데이터를 이용한 연직 변위 추정 모델에 대하여 10여년이 경과한 현재적 적용성을 각각의 업데이트 방법으로 개발된 모델의 변위 추정 성능을 비교 분석하였다. 개발된 모델의 현재적 적용성은 추정된 변위는 실측 변위와 유사한 것으로 분석되었으며, 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.

핵심용어 : 교량 모니터링 데이터, 변위 추정, 교통량 의존변위, 빅데이터 기반 모델링
