

지역 경기종합지수 예측 가능성 검토를 위한 TCS 데이터 선행·동행·후행성 분석 연구

Leading, Coincident, Lagging Indicators to Analyze the Predictability of the Composite Regional Index Based on TCS Data

강 유 정* · 홍 정 열** · 나 지 은*** · 김 동 호**** · 천 승 훈*****

* 주저자 : 계명대학교 교통공학과 학·석사통합과정

** 교신저자 : 계명대학교 교통공학과 조교수

*** 공저자 : 계명대학교 도시계획 및 교통공학 전공 석사과정

**** 공저자 : 한국교통연구원 빅데이터 플랫폼·데이터 경제 연구팀 책임 전문원

***** 공저자 : 한국교통연구원 빅데이터 플랫폼·데이터 경제 연구팀 팀장

Youjeong Kang* · Jungyeol Hong* · Jieun Na* · Dongho Kim** ·
Seunghun Cheon**

* Dept. of Transportation Eng., Keimyung Univ.

** Dept. of Big data platform and data economy research,, Korea Transport Institute

† Corresponding author : Jungyeol Hong, jyhong9868@kmu.ac.kr

Vol. 21 No.1(2022)
February, 2022
pp.209~220

pISSN 1738-0774
eISSN 2384-1729
<https://doi.org/10.12815/kits.2022.21.1.209>

Received 17 December 2021
Revised 7 January 2022
Accepted 28 January 2022

© 2022. The Korea Institute of
Intelligent Transport Systems. All
rights reserved.

요 약

최근 다양한 사회 경제 이슈가 사회적인 화두로 떠오르고 있으며, 지역 경제 상황을 빠르게 판단하고 정책을 수립하기 위한 경기종합지수의 중요성이 대두되고 있다. 이에 따라 해외 연구자들은 지역 경제활동과 밀접하게 연관된 실시간성 교통 빅데이터를 이용하여 빠른 경제 상황 진단과 맞춤형 정책 방향의 수립을 고려하고 있다. 본 연구의 주요 목적은 울산광역시를 기중점으로 하는 TCS 데이터를 여객·화물통행, 단거리·장거리통행으로 구분하고, 각각의 통행량을 이용하여 지역경기진단이 가능한 경기종합지수들을 선정된 후 각 지수들의 경기변동 특징인 선행, 동행, 후행성을 교차 상관함수(Cross-Correlation Functions) 분석을 통하여 정의하는 데 있다. 연구 결과로부터 TCS 교통량의 추이와 상관관계가 높은 경기 종합지수들은 서비스업 생산지수, 도매 및 소매업, 숙박 및 음식점업 등으로 나타났다. 이 중 화물, 여객, 단거리 목적 통행은 도매 및 소매업, 숙박 및 음식점업에 대해 선행성을 가지는 것으로 도출되었다.

핵심어 : TCS 데이터, 경기종합지수, 교차상관함수, 시장 분할, 선행·동행지수

ABSTRACT

With the worldwide spread of African swine fever, interest in livestock epidemics has increased. Livestock transport vehicles are the main cause of the spread of livestock epidemics, but there are no empirical quarantine procedures and standards related to the mobility of livestock transport vehicles in South Korea. This study extracted the trajectory of livestock-related vehicles using the facility-visit history data from the Korea Animal Health Integrated System and the DTG (Digital Tachograph) data from the Korea Transportation Safety Authority. The results are presented as exposure indices aggregating the link-time occupancy of each vehicle. As a result, 274,519 livestock-related vehicle trajectories were extracted, and the exposure values by link and zone were derived quantitatively. This study highlights the need for prior monitoring of livestock transport vehicles and the establishment of post-disaster prevention policies.

Key words : TCS Data, Composite indexes, Cross-correlation function, Market, Leading, and coinciding indices

I. 서론

경기(景氣)는 매매 및 거래에서의 총체적인 경제활동을 나타내며, 경제 주체 사이의 상호작용으로 상승 및 하락을 반복하여 소비자와 기업의 경제활동에 영향을 미친다. 따라서 안정적으로 경제성장을 지속하기 위해서는 경기 변화를 사전에 신속·정확하게 예측하여 효과적인 정책을 적기에 실시하는 것이 중요하다. 사회의 복잡성, COVID-19 전염병, 국가 재난 등의 위기상황은 국가 및 지역경제에 큰 타격을 주어 예상치 못한 다양한 사회 현상들로 경제 이슈들이 끊임없이 발생시키며, 이로 인해 실시간 데이터를 이용한 경제지표 분석을 통하여 사회현상들을 미리 예측하고 즉각적인 초동대체가 가능하는 것이 필요하다. 최근 해외 연구들에서는 제4차 산업혁명 시대를 맞이하여 활발히 구축되고 있는 시공간 범위의 교통 빅데이터들이 지역 경제활동과 밀접하게 연관되었다는 분석 결과를 증명하고 있으며(Statistics Netherlands, 2014; Dong et al., 2017; Arhipova et al., 2020; Li et al., 2020; Kreindler and Miyauchi, 2021), 교통 빅데이터가 실시간 정보로 수집·분석됨에 따라 속보성 경제 상황 진단 및 맞춤형 정책 방향 설정의 가능성이 제시되고 있다. 경기종합지수는 경제 상황을 잘 반영하는 생산·소비·고용 등의 지표들을 활용하여 가공한 후 지수로 나타낸 것으로 경기선행지수, 경기동행지수, 경기후행지수로 구성된다. 경기선행지수는 실제 경기 순환에 앞서 변화하므로 장래 경기 동향의 예측이 가능한 지수이며, 경기동행지수는 현 상태의 경기 순환과 함께 변동함에 따라 현재 경기 동향을 진단하는 지수, 경기후행지수는 현재 경기 순환 이후 변동하므로 경기 동향을 사후에 판단 가능한 지수로 정의한다. 완성도 높은 결과를 도출하기 위해 지역의 경제 상황을 예측할 수 있는 선행지표, 실시간으로 경제 동향 확인이 가능한 동행지표 대해 명확히 정의할 필요성이 있다. 따라서 실시간으로 수집되어 즉각적으로 반영 가능한 교통 빅데이터를 활용하여 지역 경기 현황을 예측·판단하기 위해서는 사용된 교통 빅데이터가 경기종합지수 및 지역 경제 동향과 어떠한 순서로 경기 순환을 하는지를 사전에 분석하는 것이 필수적이다. 본 연구는 교통 빅데이터를 기반으로 속보성 경기종합지수를 예측하기 위한 선행단계로서 경기 선행, 동행, 후행성을 통계분석 기반을 통해 정의하고자 하였다.

II. 기존연구고찰

기존 국내외 다양한 분야에서 경기종합지수의 선행·동행·후행성 판단을 위하여 꾸준한 연구가 수행되어 왔다. Joo(2018)의 연구에서는 교차 상관분석을 통해 교통안전시설(교통신호기기·교통안전표지) 설치와 교통사고 발생 간의 선행성을 분석하였으며, 그 결과 교통안전표지 설치현황은 대체로 교통사고 발생에 선행하며 교통신호기기 설치현황은 반대로 선행하지 않는다는 것을 발견하였다. Shin(2007)의 연구에서는 주식 투자 수익의 극대화를 위한 투자 전략 수립을 위해서 미래 주식시장의 움직임과 주가를 예측하고자 하였으며 매도 대금이 시차 수 1로 시차 수 2인 매수대금에 비하여 앞서는 것으로 나타났음에 따라 매도 대금을 주가 변동의 선행지표로 사용하는 것이 효율적이라는 결과를 도출하였다. Choi and Lee(2014)의 연구에서는 서울 아파트 매매 가격과 전국 주택 매매 가격으로 구분하고 종합주가지수, 부동산시장을 예측하고자 할 때 선행하는 지표들을 도출하여 추이를 분석하였으며, 그 결과 선행지수들이 주식시장 및 부동산시장과 높은 상관관계를 갖는 것으로 나타나 향후 이들 시장의 예측을 위해서는 선행지수들의 흐름을 먼저 분석해야 할 필요가 있다고 주장하였다. Oh and Hong(2013)의 연구에서는 현·선물 시장 사이의 선·후행성을 분석함으로써 돈육 현물시장에 대한 가격발견 기능을 실증 분석하고자 하였으며, 분석 방법론으로 벡터 자기 회귀모형, 그랜저 인과관계 검정을 사용하였다. Kim et al.(2016)의 연구에서는 교차 상관분석을 이용하여 서울의 주택시장

매매 소비심리지수가 모든 규모에 있어 선행성을 가지는 것을 도출하였다. 주택시장 전세 소비심리지수는 소형, 중소형, 중대형에 선행하며 수도권 시장의 경우 주택시장 매매, 전세 소비심리지수가 소형, 중소형, 중대형에 선행한다는 결과를 도출하였으며, 주택시장 소비심리지수가 서울과 수도권 경매시장에 모두 선행하는 것을 발견하였다. Kim(2008)은 경기순환도를 이용한 경기 판단 방법을 연구하였으며 동행과 선행 경기순환도를 별도로 구성한 후 105개의 동행지표, 126개의 선행지표에 대하여 분석하였다. 분석을 위하여 각각 순환 변동치와의 시차 상관계수 최댓값, 응집도, 정·저점 시차 등을 고려하였으며 이를 통해 동행, 선행성 평가 기준을 선정하여 경기를 판단하였다. Kim(2002)의 연구에서는 주택가격 급상승이 인플레이션 증대요인이라는 현 상황에 근거하여 국내 자산 가격과 인플레이션 간 관계를 분석하였으며, 순환 주기의 정·저점 비교, 시차 상관계수, 인플레이션 예측 모형을 사용하여 자산 가격 변동의 선행성을 검토, 분석하였다. 연구 결과 금리 스프레드와 주택가격의 인플레이션에 대한 선행성이 뚜렷하게 나타나고 있으며 이를 통해 물가 상황을 분석하고 예측하는 데 중요한 정보변수로 활용할 필요가 큰 것으로 판단하였다.

기존 문헌 고찰을 통하여 알 수 있듯이 선행·동행·후행성 판단 연구는 주로 경제 분야에서 수행되었으며 경기와 관련 있는 지표들의 시계열 데이터를 활용하여 인과관계 검정을 수행 후 선행·동행·후행성을 도출하였다는 것을 알 수 있다. 그러나 본 연구에서 시도하는 바와 같이 교통 빅데이터와 경제지표 간의 경제변동 상관성을 고려하여 수행된 연구 논문은 없는 실정이다. 따라서 본 연구는 다양한 교통 빅데이터 중 고속도로 TCS 교통량을 활용하여 여객 및 화물통행량, 지역 내 및 지역 간 교통량이 실제 특정 지역의 경기 추이를 통계학적 방법으로 예측 가능한 지표인지 진단하고자 시도했다는 점에서 주요 의의가 있으며 TCS 교통량을 통행목적에 따라 시장 분할을 함으로써 보다 미시적이며 타당성 있는 분석 결과를 기대한다는 측면에서 연구의 독창성을 갖는다.

III. 분석 방법론

1. 상관분석(Correlation Analysis)

상관분석은 특정 변수 간에 선형적으로 어떤 연관성을 가지는가를 분석하는 방법으로 일반적으로 두 변수 사이의 관계를 방향과 강도로서 확인하기 위해 사용되는 기법이다. 각 경기종합지수의 지표들과 시장 분할된 TCS 교통량 간의 선형관련성을 진단하기 위하여 먼저 단순 상관분석(Simple Correlation Analysis)을 수행하였다. 표본 상관계수는 두 변수 간 선형적인 상관관계의 크기를 Parameter로 나타내며 두 변수가 모두 정규성을 따른다고 가정한다. 상관계수의 값은 -1에 가까울수록 음(-)의 상관관계가 강하며 1에 가까울수록 양(+)의 상관관계가 강하다는 것을 의미하므로, 본 연구에서는 0.7 이상인 지표들에 대해서 높은 선형관련성이 있다고 정의(Yee et al., 2015)하였다.

상관계수 γ 는 수식 (1)로 정의할 수 있다. x_i 와 y_i 는 각각 표본집단 X, Y의 i번째 값을 의미하며 \bar{x} 는 표본집단 X의 평균을, \bar{y} 는 표본집단 Y의 평균을 의미한다. n은 표본집단의 개체 수를 나타내며 이 식은 공분산을 각 표본집단의 표준편차의 곱으로 나누어 정규화한 값이다.

$$\gamma = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \dots\dots\dots (1)$$

2. 선형 보간법(Linear Interpolation)

분기별로 작성되는 경기종합지수 데이터들은 표본 수가 적어 교차상관분석 시 충분한 Time Lag(시차)가 확보되지 않으므로 정확한 분석 결과를 도출하는데 한계가 있다. 따라서 충분한 Time Lag를 확보하기 위해 분기별로 공표되는 경기종합지수를 선형보간법을 이용하여 월별 데이터를 구축함으로써 표본 수를 증가시킬 수 있다(Lee and Son, 2010).

$$G(x) = \frac{f(x_{i+1}) - f(x_i)}{x_{i+1} - x_i} (x - x_i) + f(x_i) \dots\dots\dots (2)$$

수식 (2)와 같이 보간법은 두 점($x_i, f(x_i)$), ($x_{i+1}, f(x_{i+1})$)을 지나는 직선 방정식 G(x)를 이용해 두 관측치의 사잇값을 얻을 수 있다. 선형보간법은 데이터 사이의 간격이 좁을수록 더 좋은 근사값을 도출할 수 있다는 장점이 있으며 경기 종합지수의 데이터는 소수점 단위로 구축되어 있어 비교적 좋은 근사값을 얻을 수 있다.

3. 교차 상관분석(Cross Correlation Analysis)

교차 상관분석은 시계열 데이터를 이용하여 두 개 이상의 변수들에 대한 상관성 및 독립성 또는 연관성의 정도를 확인하기 위해 수행하며 t기에 관찰된 변수 x의 값(x_t)과 t+k기에 관찰된 y의 값(y_{t+k}) 간의 상관관계 정도를 나타낸다. 이때, 시차 k=0인 경우, 즉, γ_0 인 경우를 교차 상관계수라고 하며 k≠0인 경우를 시차 상관계수라고 한다.

교차 상관 함수 γ_k 는 수식(3)과 같이 정의한다. 이때 x_t 와 y_t 는 각각 표본집단 X, Y의 t번째 값을 의미하며 \bar{x} 는 표본집단 X의 평균을, \bar{y} 는 표본집단 Y의 평균을 의미한다.

$$\gamma_k = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (x_t - \bar{x})(y_{t+k} - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2 \sum_{t=1}^N (y_t - \bar{y})^2}}, (k = 0, \pm 1, \pm 2 \dots) \dots\dots\dots (3)$$

교차 상관분석 결과는 두 가지 측면에서 해석할 수 있다. 먼저, 교차 상관계수 측면에서 해석 시 교차 상관계수인 $\gamma_0 > 0$ 인 경우는 두 변수가 동일한 방향으로 변화하며 경기에 순응함을 의미하며 $\gamma_0 < 0$ 인 경우는 두 변수가 서로 상이한 방향으로 변화하며 경기에 역행함을 의미한다. $\gamma_0 = 0$ 은 두 변수가 서로 경기 중립적인 관계임을 보여준다. 시차 상관계수 측면에서는 γ_k 의 값이 최대일 때 시차 k가 양(+)이면 해당 변수 y_t 는 x_t 의 후행지표, k가 음(-)이면 해당 변수 y_t 는 x_t 의 선행지표, k가 0이면 해당 변수 y_t 는 x_t 의 동행지표임을 의미한다. 본 연구에서는 선행, 동행, 후행성 판단을 위해 시차 상관계수 측면에서의 해석을 사용하였다.

IV. 연구 결과

1. 데이터 수집 및 전처리

본 연구에서는 교통 빅데이터로서 울산광역시 권역 내 톨게이트를 기준점으로 하는 TCS (Toll Collection

System) 교통량과 지역경기종합지수 데이터를 수집하여 두 변수 간의 시차 측면의 설명 관계를 분석하고자 하였다. TCS 교통량 데이터는 2018년부터 2020년까지 3년간 일별로 수집·구축되었으나 월별, 분기별로 제공되는 경기종합지수 데이터와의 통합 분석을 위하여 월별, 분기별로 재집계하였다. 집계된 TCS 교통량 및 경기종합지수 추이는 통계분석에 앞서 시각화를 통하여 각 지표의 시계열 변화를 검토하였으며, 이후 교차 상관 함수 분석을 통하여 각각 활용된 경기종합지수에 대한 TCS 교통량의 경기변동 선행·동행·후행성을 결정하였다.

<Table 1>과 같이 TCS 교통량 데이터는 날짜, 출발·도착 영업소 코드, 출발·도착 영업소 명, 도착지 방향 1~6종 교통량, 도착지 방향 총 교통량, 출발지 방향 1~6종 교통량, 출발지 방향 총 교통량의 정보를 포함한다. TCS 교통량은 화물·여객, 단거리·장거리 등 교통량 특성을 기반으로 시장 분할하였으며, 각각의 시장 분할된 교통량을 이용하여 독립적인 분석을 수행하였다. 차종 구분은 <Table 2>와 같으며 1, 2, 3종에는 승용차, 소형버스, 그리고 소형화물차, 중형화물차, 대형화물차가 혼재되어 있기 때문에 이 중에서 화물차량만을 분리하기 위해 <Table 3>의 TCS와 국토부(Ministry of Land, Infrastructure and Transport, MOLIT) 12종 차종 분류 매칭 테이블을 이용하여 1, 2, 3종 중 화물 비율을 사용하여 화물자동차 교통량을 추정하였다. 시장 분할 시 단거리와 장거리 교통량의 구분은 내비게이션 자료를 활용한 중장거리 경로선택 행태 분석(Nam et al., 2021)에서 중장거리를 100km 이상으로 정의한 기존 연구를 수용하였다.

<Table 1> Structure of TCS Data

(unit : vehicle/day)

Date	Destination ID	Origin ID	Name of destination	Name of origin	Arrival							Departure						
					1	2	3	4	5	6	Sum	1	2	3	4	5	6	Sum
20180101	176	641	Icheon	Ulsan	7	0	0	0	0	0	7	2	0	0	0	0	2	
20180101	176	644	Icheon	Onyang	1	0	0	0	0	1	2	1	0	0	0	0	1	
20180101	177	643	Yeoju	Chungryang	1	0	0	0	0	1	2	0	0	0	0	0	2	
20180101	179	641	HongCheon	Ulsan	2	0	0	0	0	2	1	0	0	0	0	0	1	
20180101	168	139	Deogyusan	West Ulsan	2	0	0	0	0	2	1	0	0	0	0	0	1	
20180101	168	641	Deogyusan	Ulsan	6	0	0	0	0	1	7	2	0	0	0	0	2	
...	

<Table 2> Classification of car types

Type	Classification criteria	Vehicle type
1	A two-axis car	A car, A small van, A small truck
	Wheel Width ≤ 279.4mm	
2	A two-axis car	A medium van, A medium truck
	Wheel Width > 279.4mm Wheel Tread ≤ 1,800mm	
3	A two-axis car	A large van, A two-axis large truck
	Wheel Width > 279.4mm Wheel Tread > 1,800mm	
4	A three-axis car	-
5	Special cargo trucks with 4 or more axes	-
6	A two-axis car	Light Car
	Wheel Width ≤ 175mm Wheel Tread ≤ 1,315mm	

<Table 3> Matching 5 types of TCS and 12 types of vehicles by the MOLIT

(unit : %)

		MOLIT 12 types of vehicles												
TCS	type	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	Sum
		1	65.989	0.103	8.885	9.697	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
	2	3.130	0.170	0.413	0.778	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	4.490
	3	0.556	1.304	0.008	2.595	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	4.464
	4	0.000	0.000	0.000	0.000	2.402	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	2.402
	5	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.768	0.683	0.250	1.333	0.606	0.058	0.273	3.970
	Sum	69.675	1.577	9.306	13.070	2.402	0.768	0.683	0.250	1.333	0.606	0.058	0.273	100.000

경기 종합지수들은 56개 대분류로 구분되며, 이 중 월 단위로 수집되는 경기종합지수는 광제조업 생산지수 5개 항목(총지수, 광업 및 제조업, 광업, 제조업, 전기·가스·증기 및 공기조절 공급업), 경제활동인구 9개 항목(15세 이상 인구, 경제활동인구, 취업자 수, 실업자 수, 비경제활동인구, 경제활동 참가율, 실업률, 고용률, 15-64세 고용률), 대형소매점 판매액지수 3개 항목(대형소매점, 백화점, 대형마트)으로 분류되며, 분기 단위로 수집되는 경기종합지수는 서비스업 생산지수 14개 항목(총지수, 도매 및 소매업, 숙박 및 음식점업, 예술·스포츠 및 여가 관련 서비스업 외), 소매판매액지수 6개 항목(총지수, 백화점, 대형마트, 슈퍼마켓·잡화점 및 편의점, 승용차 및 연료 소매점, 전문소매점), 년 단위로 수집되는 경기종합지수는 지역 내 총생산 19개(총부가가치, 건설업, 광업, 운수 및 창고업, 금융 및 보험업 외)로 분류되었다.

2. 데이터 기초분석

울산광역시의 시장 분할 별 월별 및 분기별 TCS 교통량을 분석한 결과 각각의 통행의 기초 통계분석에 대한 결과값은 <Table 4>와 같다. 울산광역시를 기점 또는 종점으로 하는 화물트럭의 고속도로 월평균 통행량은 935,967대/월이며, 승용차의 월평균 통행량은 2,286,704대/월로 나타나 승용차 통행량이 화물트럭 통행량에 비하여 약 2.5배 많은 것으로 도출되었다. 또한, 단거리 통행량은 월평균 3,081,223대/월이며 장거리 통행량은 141,448대/월로 단거리 통행량이 장거리 통행량에 비해 약 22배 높은 것으로 분석되었다.

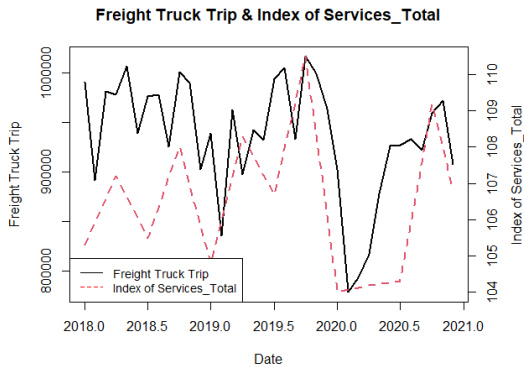
<Fig. 1> ~ <Fig. 4>까지 화물, 여객, 단거리, 장거리 순의 추세 그래프를 통하여 시장 분할 별 TCS 교통량 데이터 추이를 확인하였다. 시장 분할 별 TCS 교통량은 시간의 흐름에 따라 서로 비슷한 변화 패턴을 보여주고 있으며 2020년 1월부터 COVID-19 확산 영향에 의해 TCS 교통량이 급감하였다가 2020년 4월 이후 회복세를 보였다. 그림 <Fig. 1>에서 <Fig. 4>에 걸쳐 도식화되어진 그래프는 서비스업 생산지수 총지수, 도매 및 소매업, 예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스업, 숙박 및 음식점업 순의 경기종합지수의 추세를 보여주고 있으며 시장 분할 별 각 교통량과 이중 축 그래프에 나타냄으로써 일부 상이한 경우가 있으나 교통량과의 관계를 개략적으로 파악할 수 있다.

<Fig. 1>에서는 화물통행량과 서비스업 생산지수 총지수의 추이를 보여주고 있으며 경기종합지수의 추이가 교통량의 추이에 비하여 약 한 달 앞선 추세 변동을 확인할 수 있다. 여객통행량과 도매 및 소매업 간의 변동추이도 마찬가지로 <Fig. 2>와 같이 약 한 달 앞선 추세 변동이 있는 것을 확인할 수 있다. 단거리와 장거리에서는 각 예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스업, 숙박 및 음식점업과 비교하였으며 교통량과 같은 추세 변동이 있는 것으로 확인된다. 이중 축 그래프를 통해 교통량과 경기종합지수의 관계성을 확인해 보았으며 상승 및 하락 추세, 증감 비율 변화 등이 비슷함에 따라 관계가 있다고 판단하였다.

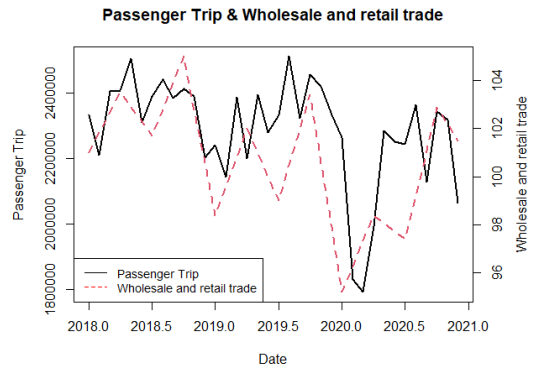
<Table 4> Summary statistics of TCS Data

(unit : vehicle/month(quarter))

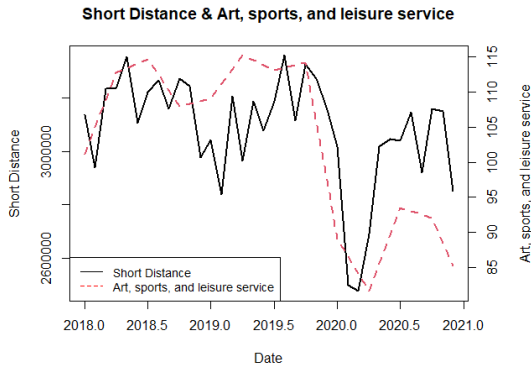
Statistics	Freight trucks	Passenger vehicles	Short distance (less than 100km traveled)	Long distance (over 100km traveled)
mean	935,967(2,807,902)	2,286,704(6,860,112)	3,081,223(9,243,670)	141,448(424,344.1)
s.d	59,340.41(143,378.8)	164,613.7(382,595.9)	210,045(499,720.9)	14,321.11(32,692.03)
max	1,016,174(2,978,187)	2,512,720(7,225,039)	3,360,734(9,757,850)	186,300(500,936)
min	778,931(2,474,969)	1,791,379(5,886,622)	24,746,38(7,988,855)	110,098(372,736)



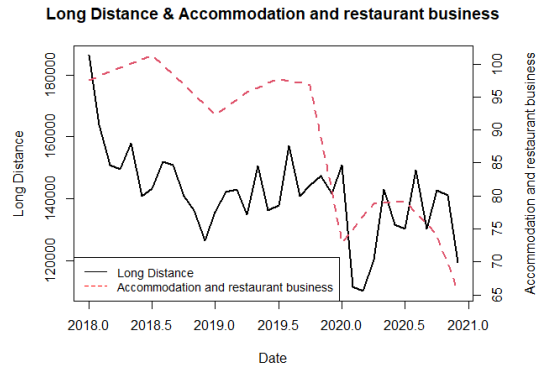
<Fig. 1> Trend of freight truck trip in time series



<Fig. 2> Trend of Passenger car trip in time series



<Fig. 3> Trend of short distance trip in time series



<Fig. 4> Trend of long distance trip in time series

3. 분석 결과

TCS 교통량과 같은 교통 빅데이터를 활용한 속보성 경기종합지수를 작성하기 위해서는 교통량의 시계열적 패턴 변화와 높은 상관관계를 띠는 경기지표의 도출이 필요하다. 따라서, 본 연구에서 선정한 56개 대분류의 경기종합지수 지표들과 시장 분할된 각각의 TCS 교통량 데이터 간의 상관분석을 통하여 <Table 3>과 같이 TCS 교통량과 높은 연관 관계를 가지는 경기 종합지수들을 1차적으로 도출하였으며, 이들 간에 어떠한 시계열적 패턴의 영향 관계를 갖는지에 대해서 교차 상관분석을 수행하였다.

1) 상관분석

상관관계 분석 결과는 다음과 같다. 분석 방법론에서 언급한 바와 같이 ± 0.7 이상의 상관계수를 갖는 지표에 대해 높은 상관관계를 갖는다고 정의하였다. <Table 5>와 같이 화물트럭 교통량은 서비스업 생산지수 총지수, 도매 및 소매업, 숙박 및 음식점업, 예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스업 등의 지표들과 상관계수 0.7 이상의 높은 상관관계를 띤다. 여객 교통량은 서비스업 생산지수 총지수, 도매 및 소매업, 숙박 및 음식점업, 예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스업, 전문소매점이 상관계수 0.7 이상으로 높은 상관관계를 나타낸다. 단거리 교통량은 서비스업 생산지수 총지수, 도매 및 소매업, 숙박 및 음식점업, 예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스업과 0.7 이상의 높은 상관계수를 나타내었으며 장거리 교통량에 대해서는 숙박 및 음식점업, 교육 서비스업이 0.7 이상의 높은 상관계수를 나타낸다. 앞서 언급된 경기종합지수를 제외한 나머지 경기종합지수들은 시장 분할 별 TCS 교통량과 높은 상관계수를 띄지 않는 것으로 나타났다.

이러한 분석 결과를 통해 시장 분할 별 TCS 교통량은 공통적으로 숙박 및 음식점업이 상호 간의 변화 패턴을 반영할 수 있다는 것을 시사하며, 장거리 교통량을 제외한 나머지 시장 분할 별 TCS 교통량은 서비스업 생산지수, 도매 및 소매업, 예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스업들과 강한 연관성을 보여 향후 속보성 경기종합지수를 예측하기 위한 변수로서의 충분한 가능성을 보여준다.

<Table 5> Result of Correlation Analysis

Market	Index of services								Retail sales index
	Total	wholesale and retail trade	Lodging and restaurant business		Educational services		Arts, sports, and leisure services		Specialized retail store
	Constant	Current	Current	Constant	Current	Constant	Current	Constant	
Freight trucks	0.7929	0.7633	0.7239	0.7137	0.3753	0.3806	0.704	0.7045	0.6237
Passenger vehicles	0.7325	0.7178	0.8376	0.8252	0.3464	0.3643	0.7716	0.7753	0.7203
Short distance	0.7605	0.7448	0.8024	0.7881	0.3242	0.3377	0.7601	0.761	0.6915
Long distance	0.4257	0.3635	0.7113	0.7413	0.7441	0.7694	0.4987	0.5316	0.5956

2) 선형 보간법 및 교차상관분석

TCS 교통량과의 상관계수가 비교적 높은(상관계수 ± 0.7 이상) 경기종합지수 지표들에 대하여 보간법을 통해 지표값을 분기별 데이터에서 월별 데이터로 보정을 한 후 교차 상관분석을 수행하였다. 각 시장 분할 별 교차 상관분석 결과는 <Table 6>에서 <Table 9>에 걸쳐 보여준다. <Table 6>에서 나타내는 바와 같이 화물트럭 교통량과 서비스업 생산지수 총지수, 도매 및 소매업, 숙박 및 음식점업, 예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스업(경상지수)간의 관계는 시차가 -1일 때 계수 값이 가장 크게 나타나므로 선행성을 띠는 것으로 판단하며, 예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스업(불변지수)은 시차가 0일 때 계수 값이 가장 높게 나타나 동행성을 띠는 것으로 판단할 수 있다. <Table 7>의 여객 교통량에서는 도매 및 소매업, 숙박 및 음식점업, 전문소매점은 시차가 -1일 때 상관계수 값이 가장 크므로 선행지수로 판단할 수 있으며, 서비스업 생산지수 총지수, 예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스업은 시차 0일 때 교차 상관계수 값이 가장 높게 나타나 경기 순환과 동시에 변화하는 지표인 동행지수로 판단할 수 있다. <Table 8>의 단거리 교통량에서는 서비스업 생산지수 총지수, 도매 및 소매업, 숙박 및 음식점업이 시차가 -1일 때 가장 높은 계수 값을 가지므로 선행성을 가지며, 예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스업의 경상 및 불변가격은 시차 0일 때 각 0.62로 타 시차에 비하여 계

수 값이 높게 나타나 동행지수로 선정할 수 있다. <Table 9>의 장거리 교통량에서는 숙박 및 음식점업, 교육 서비스업이 시차 0일 때 계수 값이 가장 높아 모두 동행성을 띄는 것으로 도출되었다.

경기종합지수를 TCS 교통량에 대한 선행, 동행성 판단 결과를 기반으로 선정된 경기종합지수는 다음과 같은 패턴을 나타낸다. 화물자동차 교통량은 도매 및 소매업, 숙박 및 음식점 서비스업에 선행성을 띄므로 물류 이동, 식자재 이동 등과 같은 화물자동차 교통량의 증가로 도매 및 소매업과 숙박 및 음식점업의 활성화를 예측할 수 있다. 또한, 여객 교통량은 숙박 및 음식점업, 전문소매점에 선행성을 나타내므로 여객 목적의 승용차 교통량이 증가하는 것은 여가생활, 휴가 등을 떠나기 전 숙박 예약, 여행용품 구매 등 숙박 및 음식점, 전문소매점의 매출 상승에도 영향을 준다. 장거리 교통량은 숙박 및 음식점업과 동행성을 띄므로 장거리 목적의 차량에 필요한 숙박 및 음식점의 매출이 증가할수록 장거리 교통량도 동시에 증가한다. 이를 통해 두 변수 사이의 증감 수준이 비슷함을 시사한다.

<Table 6> Result of Cross-Correlation - Freight trucks

Lag	Index of services					
	Total	wholesale and retail trade	Lodging and restaurant business		Arts, sports, and leisure services	
	Constant	Current	Current	Constant	Current	Constant
-15	0.0188	0.0775	0.0197	0.0216	-0.0014	-0.0034
-14	0.1076	0.2164	0.0326	0.0394	-0.0421	-0.0361
...
-1	0.681	0.6883	0.5141	0.5056	0.5563	0.5483
0	0.6472	0.5833	0.4665	0.4654	0.5541	0.5506
1	0.4969	0.4132	0.3258	0.3308	0.4718	0.4696
...
14	0.082	0.0302	-0.0704	-0.078	0.0564	0.0434
15	0.1081	0.0275	-0.0329	-0.04	0.0567	0.0474

<Table 7> Result of Cross-Correlation - Passenger vehicles

Lag	Index of services						Retail sales index
	Total	wholesale and retail trade	Lodging and restaurant business		Arts, sports, and leisure services		Specialized retail store
	Constant	Current	Current	Constant	Current	Constant	
-15	-0.0251	0.0533	-0.0125	-0.0044	-0.0464	-0.0446	-0.1726
-14	0.0635	0.1965	0.0129	0.0255	-0.0725	-0.0633	-0.1148
...
-1	0.6378	0.6281	0.6052	0.5973	0.6031	0.5998	0.5368
0	0.6543	0.5611	0.5596	0.5549	0.6309	0.6287	0.435
1	0.5202	0.4322	0.3865	0.3876	0.5346	0.5319	0.2599
...
14	0.0802	0.0264	-0.0628	-0.0738	0.0405	0.027	-0.1282
15	0.0481	-0.0242	-0.0691	-0.078	0.018	0.0079	-0.1344

<Table 8> Result of Cross-Correlation - Short distance traveled

Lag	Index of services					
	Total	wholesale and retail trade	Lodging and restaurant business		Arts, sports, and leisure services	
	Constant	Current	Current	Constant	Current	Constant
-15	-0.0104	0.0621	0.0011	0.0075	-0.0287	-0.0281
-14	0.0826	0.2099	0.0241	0.0352	-0.0595	-0.051
...
-1	0.6646	0.6625	0.5878	0.5788	0.6013	0.5959
0	0.6624	0.5788	0.5358	0.5303	0.6212	0.6172
1	0.5157	0.4265	0.3682	0.3688	0.525	0.5212
...
14	0.0699	0.0188	-0.0802	-0.0898	0.0297	0.0165
15	0.0538	-0.0187	-0.073	-0.0808	0.0127	0.0032

<Table 9> Result of Cross-Correlation - Long distance traveled

Lag	Index of services			
	Total	wholesale and retail trade	Lodging and restaurant business	
	Constant	Current	Current	Constant
-15	-0.0787	-0.071	-0.1193	-0.1258
-14	-0.0699	-0.0598	-0.103	-0.1087
...
-1	0.4657	0.4727	0.3969	0.4115
0	0.5064	0.5295	0.6489	0.6592
1	0.3926	0.4165	0.5868	0.5679
...
14	0.1629	0.1465	0.0807	0.0814
15	0.1399	0.1231	0.1029	0.0918

V. 결 론

경제는 국민의 생활에 필요한 재화 및 서비스를 제공하며 경기 상승 및 하락을 통해 국민의 삶에 영향을 미친다. 이에 국민의 삶과 밀접한 관계인 경제의 동향 파악 및 예측에 용이한 경기종합지수의 중요성이 대두되고 있다. 하지만 경기종합지수는 매달, 매 분기, 매년 공표되므로 실시간성 경기종합지수를 예측할 필요성이 있다.

교통 빅데이터를 기반으로 경기종합지수를 예측하기 위해서는 미래 예측이 가능한 지표를 사용해야 하므로 사용된 TCS 교통량의 빅데이터가 경기종합지수와 어떠한 순서로 순환되는지 사전에 분석하는 것이 필수적이다.

선행 연구 고찰을 통해 교통 빅데이터와 경기종합지수를 융합하여 진행된 국내외 연구는 거의 전무한 실

정으로 나타났으며 선행, 동행, 후행성 결정 관련 연구는 경제학 분야에서 대부분 거시적인 측면에서 연구되었다. 따라서 본 연구의 궁극적인 목적은 교통 빅데이터를 기반으로 한 속보성 경기종합지수 예측 모형 개발을 위한 사전 단계로 경기종합지수와 시장 분할된 TCS 교통량의 선행, 동행, 후행 관계를 통계적 방법을 통해 명확하게 정의하는 것이다. 연구 수행을 위하여 울산광역시를 기중점으로 하는 TCS 교통량과 울산광역시 경기종합지수 데이터 수집 및 전처리 과정을 거쳐, 교통 빅데이터와 경기종합지수 간 영향 관계를 파악할 수 있었다. 상관관계가 높은 경기종합지수에 대해 선형보간법을 수행하여 시차 샘플수를 확보하고 교차 상관분석을 통해 시장 분할된 TCS 교통량에 대한 경기종합지수의 선행, 동행성을 판단하였다.

교차 상관분석 결과 장거리 교통량을 제외한 화물자동차, 여객, 단거리 교통량은 도매 및 소매업, 숙박 및 음식점업에 대해서 선행성을 띠는 것으로 선정되었으며, 이는 화물자동차 교통량, 여객 교통량, 단거리 교통량의 변화를 통해 도매 및 소매업, 숙박 및 음식점업의 지역 경기지수에 변동을 예측할 수 있다는 것을 보여준다. 장거리 교통량을 제외한 여객, 화물, 단거리 교통량은 예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스업에 대해 동행성을 나타내는 것으로 도출되어 이들 교통량은 현재의 예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스업의 지역 경기지수 변동을 동시에 반영한다는 것을 알 수 있다. 마찬가지로 장거리 교통량은 숙박 및 음식점업, 교육 서비스업 모두 동행성을 가지는 것으로 나타나 동시에 같은 증감 변화를 가지는 것으로 나타났다.

분석 결과를 통해 TCS 교통량과 울산광역시 경기종합지수의 관계에 대해 명확히 정립하였으며 이는 속보성 경기종합지수 작성의 기초연구로써 추후 실적용하여 즉각적인 경기를 파악할 수 있을 것으로 기대할 수 있다. 본 연구는 다양한 교통 빅데이터 중 TCS 교통량만 사용하여 미시적인 교통 현상을 반영할 수는 없다는 한계점이 있으므로 향후에는 통신 빅데이터 기반의 유동 인구 데이터와 같이 미시적으로 실시간 수집되는 교통 빅데이터와의 분석을 통해 적용 가능성을 평가해야 할 필요가 있으며, 단거리 및 장거리의 시장 분할 시 분석지역을 기중점으로 통행 거리의 분포를 기반으로 기준을 고려해야 하는 것이 향후 과제로 남아있다. 또한, 본 논문에서는 기초적인 상관분석을 통한 방법론을 설정하였으며 추후 후속연구를 통하여 다양한 통계기법과 경기 변화에 영향을 미치는 내생 및 외생변수들을 활용하여 교통 빅데이터를 활용한 속보성 경기지수 예측모형을 구축해야 할 것이다.

ACKNOWLEDGEMENTS

본 연구는 2021년 추계학술대회에서 발표(2021. 10. 22)한 논문을 바탕으로 재작성 되었으며, 한국 교통연구원에서 지원한 “교통 빅데이터를 이용한 경기종합지수 작성 및 적용 가능성 평가” 연구과제의 일환으로 수행되었습니다.

REFERENCES

- Arhipoval, I., Berzins, G., Brekis, E., Binde, J. and Opmanis, M.(2019), “Mobile Phone Data Statistics as Proxy Indicator for Regional Economic Activity Assessment”, *In International Conference on Finance, Economics, Management and IT Business*, pp.27-36.
- Choi, J. I. and Lee, O. D.(2014), “Analysis of KOSPI · Apartment Prices in Seoul · HPPCI · CLI’s Correlation and Precedence”, *Journal of Digital Convergence*, vol. 12, no. 5, pp.89-99.
- Dong, L., Chen, S., Cheng, Y., Wu, Z., Li, C. and Wu, H.(2017), “Measuring economic activity in

- China with mobile big data”, *European Physical Journal Data Science*, vol. 6, pp.1-17.
- Joo, I. Y.(2018), “Precedence Analysis of Traffic Safety Facilities Installation for Traffic Accidents”, *Korean Security Journal*, vol. 55, pp.31-56.
- Kim, G. H., Kim, J. H and Lee, J. H.(2016), “Study on the Causality and Lead-lag relationship between Size of House sub market and the Consumer Sentiment Survey”, *Journal of the Korea Academia-Industrial Cooperation Society*, vol. 17, no. 4, pp.682-691.
- Kim, H. J.(2008), *Business cycle Tracer based method of business evaluation*, Bank of Korea.
- Kim, J. U.(2002), *Analysis of inflationary antecedents of asset price fluctuations*, Bank of Korea.
- Kreindler, G. E. and Miyauchi, Y.(2021), *Measuring Commuting and Economic Activity inside Cities with Cell Phone Records*, National Bureau of Economic Research, Working Paper, 28516.
- Lee, J. and Son, J.(2010), “How Data Frequency Affects Results of Vector Time-Series Model?: Case of Seoul Housing Market”, *Housing Studies Review*, vol. 18, no. 2, pp.117-139.
- Li, B., Gao, S., Liang, Y., Kang, Y., Prestby, Y. and Xiao, R.(2020), “Estimation of Regional Economic Development Indicator from Transportation Network Analytics”, *Scientific Reports*, vol. 10, no. 1, pp.1-15.
- Nam, H. H., Kim, I. K., Kim, J. H., Yoo, H. S. and Park, S. J.(2021), “Behavior Analysis of the Inter-city Highway Route Choice Model with Navigation Data”, *Korean Society of Transportation*, vol. 39, no. 2, pp.149-163.
- Oh, H. T. and Hong, C. H.(2013), “An Empirical Study on the Lead-lag Relationship between Lean Hog Futures and Spot Markets”, *Journal of Industrial Economics and Business*, vol. 26, no. 6, pp.2461-2476.
- Shin, Y. G.(2007), “Relationship between Stock Trading Value of Foreign Investor and Stock Index using Cross-Correlation Analysis”, *Journal of the Korean Data Analysis Society*, vol. 9, no. 6, pp.2815-2823.
- Statistics Netherlands(2014), *Traffic intensity as indicator of regional economic activity*, Central Bureau, p.26.
- Yee, M. H., Yunos, J. Md, Othman, W., Hassan, R., Tee, T. K and Mohamad, M. M.(2015), “Disparity of learning styles and higher order thinking skills among technical students”, *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, vol. 204, pp.143-152.