

공간통계기법을 이용한 도시 교통량 예측의 정확성 향상

김호용^{1*}

A Geostatistical Approach for Improved Prediction of Traffic Volume in Urban Area

Ho-Yong KIM^{1*}

요 약

부정확한 교통량 예측은 잘못된 교통계획 및 설계를 초래할 수 있으므로, 교통량 데이터를 이용한 교통량 예측은 교통계획 및 운영과 같은 공간의사결정과정에서 매우 중요하다. 교통량 예측의 정확도 향상을 위해 최근 공간통계분석방법인 크리깅 방법론을 이용한 연구들이 발표되고 있으며, 연구결과 기존의 전통적인 방법에 비하여 예측력이 높게 나타났다. 이에 본 연구는 먼저 미국 미주리 주의 세인트루이스를 대상으로 크리깅 분석방법론을 이용하여 교통량 데이터를 예측한 후 실제 측정값과 비교하여 그 정확도를 검증하였다. 이후 크리깅 방법론의 예측 값을 더욱 향상시키기 위한 새로운 방안을 제시하였다. 그 방안으로 첫째, 베리오그램 인자 결정시 나타난 교통량 데이터의 특징인 이방성을 적용하였으며, 둘째, 교통량 데이터의 공간적 상관관계가 높은 구간고속도로를 이차변수로 설정하여 공동크리깅 분석을 실시하였다. 분석결과 일반 크리깅 방법보다 이방성을 적용한 분석에서 더욱 높은 정확도 나타났으며, 이방성의 적용 하에 실시한 공동크리깅의 결과에서 가장 좋은 예측 값이 나타났다.

주요어 : 연평균일교통량, 베리오그램, 정규크리깅, 공동크리깅, 이방성

ABSTRACT

As inaccurate traffic volume prediction may result in inadequate transportation planning and design, traffic volume prediction based on traffic volume data is very important in spatial decision making processes such as transportation planning and operation. In order to improve the accuracy of traffic volume prediction, recent studies are using the geostatistical approach called kriging and according to their reports, the method shows high predictability compared to conventional methods. Thus, this study

2010년 10월 7일 접수 Received on October 7, 2010 / 2010년 11월 25일 수정 Revised on November 25, 2010 / 2010년 12월 14일 심사완료 Accepted on December 14, 2010

1 미주리대학교 토목·건축·환경공학과 Department of Civil, Architecture and Environment, Missouri University of Science and Technology

* 연락처 E-mail : kimhoy@mst.edu

estimated traffic volume data for St. Louis in the State of Missouri, USA using the kriging method, and tested its accuracy by comparing the estimates with actual measurements. In addition, we suggested a new method for enhancing the accuracy of prediction by the kriging method. In the new method, we estimated traffic volume data: first, by applying anisotropy, which is a characteristic of traffic volume data appearing in determining variogram factors; and second, by performing co-kriging analysis using interstate highway, which is in a high spatial correlation with traffic volume data, as a secondary variable. According to the results of the analysis, the analysis applying anisotropy showed higher accuracy than the kriging method, and co-kriging performed on the application of anisotropy produced the most accurate estimates.

KEYWORDS : AADT, Variogram, Ordinary Kriging, Co-Kriging, Anisotropy

서론

도시의 교통량은 장래의 도로 교통량 예측 및 투자우선 결정, 도로계획 수립 및 유지관리와 같은 공간의사결정을 지원하기 위하여 사용된다. 이를 위해 우리나라의 도로교통량조사는 한국건설기술연구원에 위탁되어 고속국도·일반국도·지방도를 대상으로 고정식 교통량 조사장비를 이용하여 상시조사와 수시조사를 실시하며 특정 구간의 교통량, 속도, 차종 등의 자료를 수집하여 매년 「도로교통량 통계연보」에 수록하고 있다(국토해양부, 2009).

하지만 연평균일교통량(AADT: Annual Average Daily Traffic)을 이용한 교통량 예측과정에서 교통량 조사장비의 잦은 고장과 이로 인한 부정확한 교통수요는 잘못된 계획 및 설계 초래할 수 있다. 실례로 도로부문 교통수요 예측의 부정확 실태는 2004년 감사원의 「SOC 민간투자제도 운용실태」 감사를 통해 사회 전반에 이슈화 되었으며, 특히 2008년 국토해양부 국정감사에서는 SOC분야 수요 예측 부정확성 사례 등이 빈도 높게 거론되었다(감사원, 2009). 교통수요 예측의 부정확성에 관한 연구로 김강수(2007)는 예측 교통량 결과와 개통 후 실제 통행하는 교통량 결과의 비교를 통해 고속도로 및 국도에 대한

교통량 예측의 위험을 실증적으로 분석하였으며, 이 과정에서 회귀분석모형을 이용하여 어떠한 요인이 교통량 예측의 오류에 영향을 미치는지를 분석하였다.

예측의 부정확성을 줄이고 보다 정확한 교통량 예측을 위해 우리나라뿐만 아니라 외국에서도 많은 연구자들의 노력이 있어 왔다. 교통량 예측을 위해 가장 많이 사용되는 방법은 가능한 많은 매개변수를 이용한 최소자승법(Least-Squares Regression)을 이용하는 방법이다. 예를 들어 Zhao and Chung(2001)은 플로리다의 AADT의 예측을 위하여 토지이용을 포함한 가능한 많은 측정변수를 이용하여 발전된 예측모형을 적용하였다. Tang *et al.*(2003)은 대표적인 4가지 통계학적 기법인 신경망 분석(Neural Network), 시계열 분석(Time Series), 비모수 회귀분석(Non-parametric Regression), 가우스 최대우도법(GML: Gaussian Maximum Likelihood)을 이용하여 홍콩을 대상으로 실제 교통량 예측을 실시하였으며, 비교 적용 결과 GML이 가장 정확하다고 하였다.

최근에는 GIS 데이터의 축적 및 공간분석 기능의 진보로 인하여 교통부문에 GIS를 적용한 방법론의 연구가 활발히 진행되고 있으며, 교통량 예측을 위한 연구로는 공간통계기법을 이용한 연구가 이루어지고 있다. 대표적

인 예로 Eom *et al.*(2006)은 North Carolina에 위치한 Wake County의 교통량 예측을 위하여 크리깅(Kriging) 분석방법을 적용하였다. 이때 계산된 베리오그램을 바탕으로 다양한 모델을 적용하고, 적용 모델 중에서 가장 정확한 모델을 이용하여 AADT를 예측하였다. 그 결과 전통적으로 사용되는 교통량 예측의 통계학적 방법론에 비하여 새로운 방법론의 예측능력이 훨씬 높다고 하였다. 유사한 연구로 Wang and Kockelman(2009)은 텍사스의 AADT 데이터를 이용하여 교통량을 예측하는 과정에서 GIS환경에서 공간 회귀모델(Spatial Regression Model)을 사용함으로써, 도로의 위계에 따라 다른 패턴의 공간적 연관성을 제시하였다. 우리나라에서는 정선영(2005)이 국토연구원에서 실시한 세미나를 바탕으로 새로운 접근방법인 크리깅과 관련된 두 편의 연구를 소개하면서, 공간자료 및 시공간자료 분석을 통해 두 지점간 거리의 상관성 및 시간과 공간의 상관성을 모형에 추가하여 교통량을 예측하는 기법으로 소개하였다. 연구의 결과로 크리깅 기법은 공간적 예측력에 있어 회귀 분석 기법보다 훨씬 뛰어나고, 공간과 시간을 결합한 모형으로 확장 가능한 장점이 있다고 하였다.

이와 같이 예측의 부정확성을 줄이고 보다 정확한 교통량 예측을 위해 다양한 방법론이 연구되고 있다. 특히 GIS 환경에서 교통량을 예측할 수 있는 새로운 방법론인 크리깅 분석 방법론은, 최근 연구결과 기존의 방법과 비교하여 예측능력이 높게 나타났다. 이에 본 연구에서는 교통량 예측에 있어서 예측력이 증명된 크리깅 분석방법론을 바탕으로 이를 더욱 개선한 방법론을 적용하여 교통량 예측의 정확도를 향상시키고자 한다. 이를 위해 분석 지역 AADT 데이터의 특성과 데이터의 공간적 상호관계를 분석하여 교통량 예측의 정확도 향상방안에 적용하였다.

이론적 배경

1. 정규크리깅 및 베리오그램

교통량을 예측하기 위해서는 먼저 수집된 정보들 간의 공간적 상호관계와 연속성을 파악하여야 한다. 공간정보의 공간적 상호관계를 파악하는 대표적인 방법으로는 공분산과 베리오그램(variogram)이 있으며, 본 연구에서 사용하고자하는 크리깅 방법론에서 보편적으로 많이 사용되는 것이 베리오그램이다. 베리오그램은 일정한 거리에 있는 데이터들의 유사성을 나타내는 척도로, 일정거리 h 만큼 떨어진 두 데이터들 간의 차이를 제공한 것의 기댓값으로 식으로 나타내면 식 1과 같다¹⁾.

$$r(h) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n [z(x_i) - z(x_i + h)]^2 \quad (1)$$

여기서 h 는 지연거리(lag distance)로 두 자료 간에 떨어져 있는 거리를 말하며, n 은 지연거리 h 만큼 떨어진 샘플 자료 쌍의 개수를 나타낸다. 분리거리가 증가하여 일정한 거리가 되면 자료 값들은 아무런 관계를 나타내지 않게 되어 반베리오그램이 일정한 값을 나타내는데 이 값을 문턱값(sill)이라고 하며, 자료들이 상관관계를 보이는 최대 분리거리를 상관거리(range)라 한다. 이론적으로 분리거리가 0이면 베리오그램의 정의에 의하여 그 값이 0이지만, 실제 계산된 실험적 베리오그램을 이용하여 이론적 베리오그램을 찾아내는 경우에는 분리거리 0에서도 베리오그램이 0이 아닌 상수 값을 나타낼 수 있는데 이를 너깃(nugget)이라 한다.

단순 크리깅(simple kriging)은 오차분산을 최소로 하는 가중치를 구하여 주위의 알려진 값들의 선형조합으로 미지의 값을 예측하는 기법이다. 하지만 단순 크리깅 추정식은 편향되어 있어 추정식의 평균이 모집단의 평균과 일치하지 않는 문제점이 있다. 이를 극복하기 위해 크리깅 추정식이 편향되지 않으면서 오

차분산을 최소로 하는 경우의 크리깅을 정규 크리깅(ordinary kriging)이라 하며, 본 연구에서 교통량의 공간적 분포를 예측하기 위하여 정규 크리깅을 적용하였다.

2. 공동크리깅

두 가지 이상 여러 변수의 선형조합을 사용하여 자료가 알려지지 않은 지점에서 값을 예측하는 크리깅을 공동크리깅(co-kriging)이라 한다. 이때 예측하고자 하는 변수를 주변수(primary variable)라하고 주변수가 아닌 변수를 이차변수(secondary variable)라 하며 이차변수는 여러 개가 될 수 있다. 공동크리깅의 경우 특별한 경우를 제외하고는 하나의 주변수와 하나의 이차변수를 사용하여 공동크리깅을 하는 경우가 대부분이다. 주변수 z 와 이차변수 u 를 사용하여 공동크리깅을 한다고 하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$Z = \sum_{i=1}^n \lambda_i z_i + \sum_{j=1}^m \kappa_j u_j \quad (2)$$

여기서 z 는 주변수, n 은 주변수의 자료 개수, λ 는 주변수에서 사용된 가중치이며, u 는 이차변수, m 은 사용된 이차변수의 자료 개수, κ 는 이차변수에 사용된 가중치이다.

공동크리깅은 주변수의 양이 적고 이차변수의 양은 많을 때 사용되며 대개의 경우 이차변수는 그 정확도가 떨어진다. 하지만 두 변수는 반드시 공간적 상호관계가 있어야 하며 공동크리깅을 통해 이차변수들의 자료를 사용함으로써 주변수 예측 값의 불확실성을 줄일 수 있다. 본 연구에서는 도시 내 도로의 위계에 따른 교통량 데이터를 주변수 및 이차변수로 설정함으로써 예측 값의 정확성 향상을 도모하였다.

데이터 및 분석방법

1. 분석대상지 및 데이터 선정

AADT 및 공간통계기법을 이용한 교통량 예측을 위하여, 데이터의 획득과 위치정보를 기반으로 한 교통량 자료의 공간적 분포가 용이한 미국 미주리 주 세인트루이스 도시 지역을 본 연구의 대상으로 선정하였다. 대상지역인 세인트루이스는 인구 약 35만 명인 미주리 주 최대도시로서, 대상지역에는 미국 도로 체계기준으로 7개의 주간고속도로(IS: Interstate Highway)와 8개의 미주리 주 고속도로(MO: Missouri State Highway) 그리고 다수의 지역도로(CST: City Street)가 위치하고 있다. 대상지의 주간고속도로 중에서 IS-44, IS-55, IS-70은 미주리 주를 관통하여 다른 주와 연결하는 도로이며, IS-170, IS-2170, IS-64는 도시의 외곽순환 및 도시 내부 교통량을 처리하는 주요한 도로이다. 지역도로의 경우 교통량 데이터를 수집하고 배포하고 있는 4개의 도로를 분석대상으로 선정하였다. 각 도로의 공간적 위치는 그림 1과 같으며, 각 도로의 체계 및 도로별 교통량에 관한 정보는 표 1과 같다.

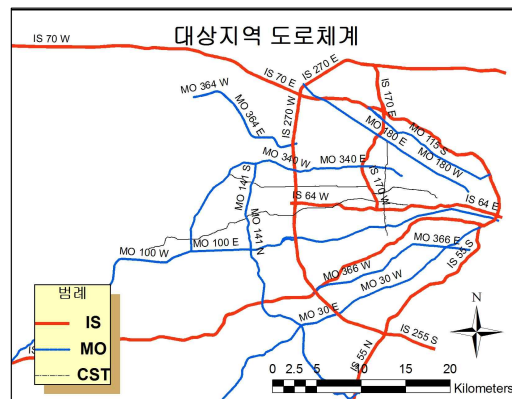


FIGURE 1. 대상 지역 및 도로의 체계

TABLE 1. 대상지역 도로 및 도로속성

Road	Road_Length (mile)		AADT (2007)	Detector		
	In_Area	Total		One Way	Total	
Inter state -	IS 44	64.455	290.282	40,321	33	66
	IS 270	35.041	35.041	71,983	27	54
	IS 170	11.136	11.135	52,392	13	26
	IS 255	3.980	3.980	38,968	4	8
High way (IS)	IS 55	47.744	209.900	45,578	30	60
	IS 64	15.082	15.082	64,230	18	36
	IS 70	57.773	251.273	56,270	47	94
	IS	235.211	816.693	369,742	172	344
MO State -	MO 100	74.270	121.439	12,779	59	67
	MO 115	10.233	10.233	10,790	16	21
	MO 141	21.399	21.399	18,579	19	36
	MO 180	13.912	13.912	14,533	15	19
	MO 30	52.724	52.724	14,496	29	39
	MO 340	19.286	19.286	19,945	18	25
	MO 364	9.292	9.292	22,372	5	10
High way (MO)	MO 366	12.015	12.015	16,040	15	19
	MO	213.131	260.300	129,534	176	236
	Clayton	19.741	19.741	14,822	12	12
CST (City Street)	Forest	4.905	4.905	19,220	7	10
	Henley	6.742	6.742	14,464	4	4
	Ladue	4.118	4.118	10,730	6	6
	CST	35.506	35.506	59,236	29	32
Total	483.848	1112.499	558,512	377	612	

AADT 데이터는 대상지역이 위치한 미국 미주리 주 교통국(MoDOT: Missouri Department of Transportation)에서 관리하는 종합교통관리시스템(TMS: Transportation Management System)을 이용하여 획득하였다. AADT 데이터는 도로이름, 각 구간별 시작 및 끝 지점의 위치정보, 방향, 년도에 대한 정보를 포함하고 있으며, 사용자 정의에 의해 속성정보를 설정하여 획득 가능하다. 또한 각 데이터는 GIS환경에서 공간 참조하여 사용할 수 있도록 각 구간별 위치 참조 값을 포함한 문서형식으로 제공되고 있다. 본 연구에서는 세인트루이스에 포함된 전체 도로의 2007년 AADT 데이터를 사용하였다.

2. 연구 방법

본 연구의 목적은 교통량 예측에 있어서 최근 연구결과 높은 예측력이 증명된 크리깅 분석방법론을 바탕으로 이를 더욱 개선한 방법론을 적용하여 교통량 예측의 정확도를 향상시키는 것이다. 이를 위해 본 연구는 다음의 네 단계로 진행하였다. 첫째, 기본(raw) AADT 데이터를 GIS와 연동 가능한 데이터베이스 파일로 변환하고, 선형참조기법(Linear Referencing System)을 이용하여 실제 공간상에 배분하였다. 둘째, 크리깅 적용을 위하여 대상지역의 교통량 특성을 고려한 베리오그램을 설정하였다. 셋째, 계산된 베리오그램을 바탕으로 크리깅 방법을 이용하여 실제 대상지역의 교통량을 예측하였으며, 예측된 교통량은 실제 측정된 데이터를 바탕으로 정확도를 검증하였다. 마지막으로, 교통량 예측의 정확도 향상을 위하여 교통량데이터의 분석과정에서 나타난 특성을 바탕으로 이방성(anisotropy)과 공동크리깅을 적용하였으며, 예측된 교통량은 크리깅 방법론과 동일하게 검증함으로써 예측 값의 정확도를 비교하였다.

3. 정확도 검증 방법

예측된 교통량의 검증은 각 포인트마다 개별적으로 실시하였으며, 기존의 교통량과 예측된 교통량의 비교를 통하여 오차 값을 도출하였다. 이를 식으로 나타내면 다음 식 3과 같다.

$$Error_i = \frac{AADT_{estimate,i} - AADT_i}{AADT_i} \quad (3)$$

도로별 오차 값은 각 포인트 오차 값의 평균오차(Error Mean) 및 평균표준오차(Error Mean Standardized, 이하 Error M.S.)를 계산하였다. 평균오차는 각 포인트에 대하여 부호에 상관없이 나타난 모든 오차의 평균치이며, 평균표준오차는 각 표본들의 평균이 전체 평균과 얼마나 떨어져있는가를 알려주는 것으로

로 적용된 방법론의 비교에 유용하다. 평균오차와 평균표준오차는 모두 0에 가까울수록 정확도가 높다(ESRI, 2001).

교통량 예측

1. 선형참조기법의 적용

교통량 데이터간의 공간적 상호 연관성을 분석하기 위해서는 각 데이터간의 실제 위치를 기반으로 한 공간적 상호관계를 분석하여야 한다. 하지만 본 연구에서 사용을 위해 획득한 교통 데이터는 문서 형식으로 저장된 AADT 데이터로, 공간적 분석을 위해서는 사전 처리과정이 필요하다.

따라서 불필요한 정보를 제거하고 엑셀형식의 문서 데이터를 GIS환경에서 연동하여 사용하기 위하여, 위치참조기법과 셰이프 파일(shape file)과 연계 가능 하도록 키 필드(key field)를 포함하는 데이터베이스 파일 형식으로 변환하였다. 데이터베이스 파일은 도로 명을 키 필드, 구간별 중간 지점을 측정 값(measure point)으로 설정하였으며, 선형참조기법의 하나로 ArcGIS 소프트웨어에서 적용 가능한 동적분할 기법(Dynamic Segmentation)을 이용하여 실제 공간적 위치에 분포시켰다. 교통량은 점(point) 형식으로 교통량에 따라 크기를 다르게 표현하였으며, 공간상에 분포한 교통량 데이터는 그림 2와 같다.

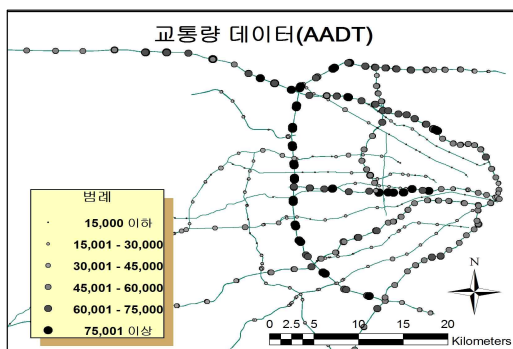


FIGURE 2. Dynamic Segmentation기법을 이용하여 공간상에 배분된 교통량 데이터

2. 베리오그램의 설정

교통량 데이터의 예측을 위하여 본 연구에서는 측정된 교통량 데이터를 바탕으로 예측력이 증명된 크리깅 보간법을 수행하였다. 크리깅 방법을 적용하기에 위해서는 계산된 실험적 베리오그램을 바탕으로 이를 가장 잘 대표하는 이론적 베리오그램을 찾아내는 것이 예측오차를 줄이는 중요한 작업이다.

베리오그램의 분포는 관리 가능한 lag의 수로 나누어진 샘플 자료 쌍으로 구성되어있으며, 이러한 절차를 binning이라고 부른다. lag의 크기 및 숫자에 따라 베리오그램 모델 및 모델을 구성하는 너깃(nugget), 상관거리(range), 문턱값(sill)과 같은 매개변수가 변한다. 따라서 lag의 크기(lag size)를 조정하는 것은 매우 중요하다. 일반적으로 샘플 데이터가 규칙적인 격자구조에 위치하고 있으면 격자간의 거리가 최적의 lag의 크기이며, 임의로 선택하였을 경우 이웃한 점들 간의 평균거리를 대표적인 lag의 크기로 사용할 수 있다(Isaacs와 Srivastava, 1989; Park, 2009; 김호용, 2010). 연구에 사용된 교통량 데이터는 대상도로의 불규칙한 단위의 구간을 대상으로 획득하였다. 따라서 본 연구에서는 lag의 크기를 각 도로와 도로 위계별 데이터의 평균거리를 계산하여 적용하였다.

대상지역의 계산된 베리오그램은 지연거리가 증가하면서 자료들의 상관성이 줄어들어 베리오그램의 값이 일정한 값, 즉 문턱 값까지 증가하다가 일정한 지연거리 이상에서는 그 값이 일정하게 나타났다. 따라서 본 연구에서는 문턱 값이 존재하는 경우 적용할 수 있는 모델중 하나인 구형모델(Spherical Model)을 적용하였다²⁾.

3. 크리깅 방법론을 이용한 교통량 예측

설정된 베리오그램을 바탕으로 추정식이 편향되지 않으면서 오차분산을 최소로 하기 위한 정규 크리깅을 이용하여 대상지의 교통량을 추정하였다. 대상지 전체 도로를 대상으로

정규 크리깅 방법을 이용한 교통량 예측결과는 그림 3과 같다.

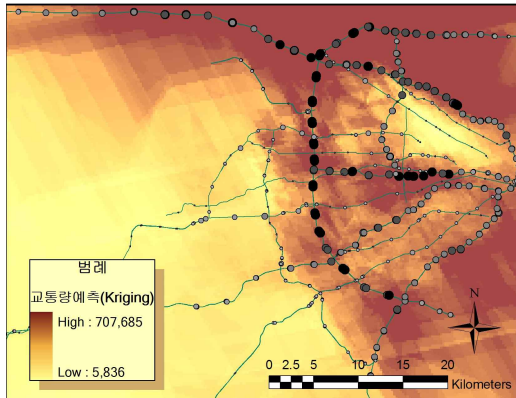


FIGURE 3. Kriging방법을 이용한 전체 대상지 도로의 교통량 예측

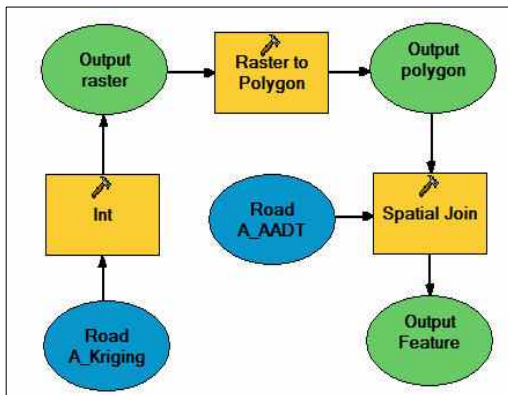


FIGURE 4. Model Builder를 이용한 데이터 처리과정 및 순서

크리깅 분석을 이용한 교통량 예측결과는 예측력의 정확도 검증을 위하여 예측 값과 측정 값을 비교하여 예측오차율을 계산하였다. 이 과정에서 크리깅 분석의 결과로 나온 예측 값은 연속적으로 분포한 레스터(Raster) 데이터 형식으로 제공되므로 측정 교통량 데이터인 포인트 형식의 벡터(Vector) 데이터와 연산이 어렵다. 이를 위하여 ArcGIS 소프트웨어가 제공하는 Spatial Join방법을 이용하여 다른 포맷의 두 데이터를 공간상에 위치한 위치정보를

바탕으로 중첩이 가능하도록 하였다. 데이터 처리 과정은 Model Builder를 이용하였으며, 이러한 처리과정 및 순서는 그림 4와 같다.

교통량 예측을 위한 크리깅방법의 적용은 대상지전체의 도로와 각 위계별 도로의 집합인 3개의 위계도로, 그리고 대상지역에 위치한 19개의 교통량 수집도로 중에서 6개의 주간고속도로와 8개의 미주리 주 고속도로, 그리고 2개의 지역도로에 적용하였다. 1개의 주간고속도로와 2개의 지역도로는 도로상 수집된 교통량의 수가 크리깅 방법을 적용하기 위한 최소 샘플 수인 10개를 충족시키지 못함으로 인해 분석에서 제외하였다. 총 20개의 분석 대상에 대한 정규 크리깅분석 결과의 정확도는 표 2와 같다.

TABLE 2. 크리깅 분석방법의 평균오차 및 평균표준오차

	Road	Error Mean	Error M.S.
Interstate Highway	IS 44	-0.003902	0.042900
	IS 270	-0.000647	0.011810
	IS 170	-0.026470	0.059022
	IS 55	0.032959	0.179838
	IS 64	-0.604840	0.389510
	IS 70	0.034607	0.216801
	All IS	-0.007890	0.243835
Missouri State Highway	MO 100	-0.162734	0.390497
	MO 115	-0.002711	0.017639
	MO 141	-0.005944	0.029358
	MO 180	-0.132973	0.269069
	MO 30	-0.003529	0.015238
	MO 340	-0.191161	0.486214
	MO 364	0.004328	0.029306
CST	MO 366	-0.073439	0.212398
	All MO	0.048536	0.223011
	Clayton	0.001144	0.001107
CST	Forest	-0.006752	0.002164
	All CST	0.027407	0.526031
All Road	0.005482	0.264271	

4. 교통량 예측의 정확성 향상

예측 교통량의 정확도 향상을 위하여 본 연

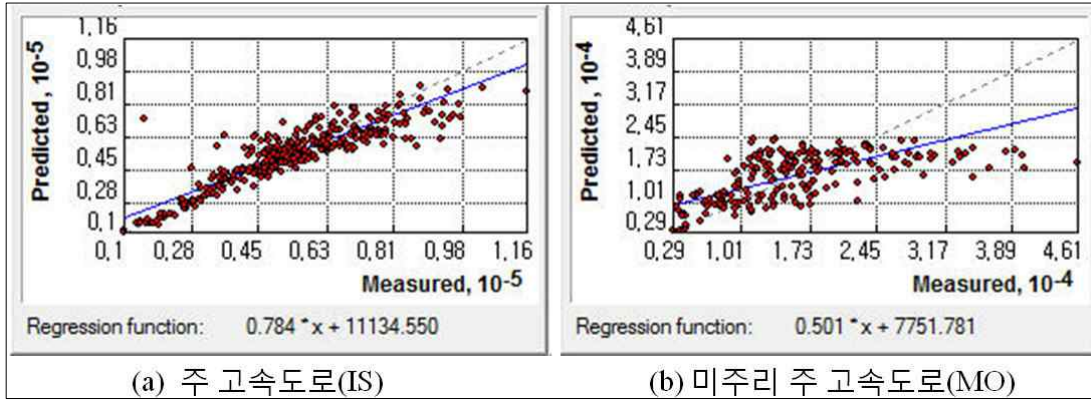


FIGURE 5. 거리에 따른 도로위계별 교통량 예측

구에서는 두 가지 방법을 적용하였다. 첫 번째 방법으로, 크리깅 방법 적용을 위한 베리오그램 분석 시에 교통량 데이터의 특성을 고려한 이방성을 적용하였다. 베리오그램의 보다 정밀한 계산을 위해서는 방향에 따른 영향력(directional influence)을 적용할 수 있다. 이는 일정한 방향에 따라 지연거리가 h만큼 떨어진 데이터들을 이용하여 이방성 베리오그램을 계산할 수 있다. 베리오그램을 분석한 결과, 본 연구에서 적용한 교통량 데이터의 경우 데이터간의 지연거리는 거리뿐만 아니라 도로의 진행방향을 의미하는 방향 모두를 포함하고 있었다. 실제 대상지역 도로를 대상으로 이방성을 적용한 결과 주간 고속도로는 350°, 미주리 주 고속도로는 340°, 지역도로는 10°의 방향 인자 결과 값이 나타났다.

교통량 예측의 정확도 향상을 위한 두 번째

방법으로 공동크리깅을 이용하여 교통량을 예측하였다. 공동크리깅은 주변수의 양은 적고 이차변수의 양은 많을 때 사용할 수 있는 방법으로 두 변수는 반드시 공간적 상호관계가 있어야 하며, 이차 변수 자료를 사용함으로써 주변수 예측 값의 불확실성을 줄이는 방법이다. Wang and Kockelman(2009)의 연구에 의하면 주간고속도로의 AADT는 다른 도로에 비하여 거리에 더욱 의존적이며, 공간적 자기상관은 거리에 따라 더욱 민감하게 반응한다. 실제 연구에서 대상지역의 도로를 위계별로 분석한 결과, 그림 5에서와 같이 주간고속도로의 예측 교통량이 미주리 주 고속도로의 예측 교통량보다 거리에 따른 공간적 상관관계가 높게 나타났다. 즉, 전체 주간고속도로의 AADT 데이터

TABLE 3. 크리깅, 이방성 적용 크리깅, 공동크리깅(이방성 적용) 방법의 정확성 비교

	Kriging		Kriging_Anisotropy		CoKriging_Anisotropy	
	Error Mean	Error M.S.	Error Mean	Error M.S.	Error Mean	Error M.S.
IS 44	-0.003902	0.042900	0.000281	0.003695	0.000031	0.000016
IS 270	-0.000647	0.011810	-0.00053	0.003115	-0.000474	0.002631
IS 170	-0.026470	0.059022	-0.01273	0.074829	-0.008051	0.050441
IS 55	0.032959	0.179838	-0.00164	0.015273	0.000201	0.002204
IS 64	-0.604840	0.389510	-0.01069	0.072149	-0.002521	0.013791
IS 70	0.034607	0.216801	-0.01337	0.088934	-0.014399	0.088560
Average	-0.094716	0.149980	-0.00645	0.042999	-0.004202	0.026274

는 같은 위계에 속하는 각각의 주간고속도로와 공간적 상호관계가 높게 나타나므로 이를 이용한 공동 크리깅의 적용이 가능하다. 따라서 본 연구에서는 전체 주간고속도로를 이차변수로, 같은 위계에 속하는 각각의 주간고속도로를 주변수로 설정하여 공동 크리깅을 실시하였다.

주간고속도로를 대상으로 정확성을 향상시키기 위해 이방성 및 공동크리깅 방법을 적용한 예측 교통량의 정확도 검증결과는 표 3과 같다. 교통 데이터간의 지연거리에 이방성을 적용한 결과 기존의 크리깅방법과 비교하여 전체적으로 정확도가 향상되었으며, 이방성의 적용 하에 전체 주간고속도로를 이차변수로 지정하여 분석한 공동크리깅의 방법은 다른 두 방법에 비하여 더욱 정확도가 향상되었다.

결 론

본 연구에서는 교통량 예측에 있어서 최근 높은 예측력이 증명된 크리깅 분석방법론을 바탕으로 교통량 예측의 더욱 향상시키는 방안을 제시하였다. 이를 위해 본 연구는 먼저 미주리 주 교통국의 종합교통관리시스템에서 획득한 AADT 데이터를 GIS기반인 공간참조 기법을 이용하여 실제 공간상에 분배시켰다. 실제 공간상에 위치한 교통 데이터는 선행연구에서 사용된 크리깅 방법을 이용하여 교통량 데이터를 예측한 후, 실제 측정값과 비교하여 그 정확도를 검증하였다. 이후, 크리깅 방법의 정확도를 더욱 향상시키기 위하여 두 가지 방안을 적용하였다. 첫째, 크리깅을 적용하기 위하여 실시한 베리오그램 인자 결정시 나타난 교통량 데이터의 특징인 이방성을 적용하였다. 둘째, 교통량 데이터의 공간적 상관관계가 높은 주간고속도로를 이차변수로 설정하여 공동크리깅 분석을 실시하였다.

분석결과 일반 크리깅 방법보다 이방성을 적용한 분석에서 더욱 높은 정확도가 나타났으며, 이방성의 적용 하에 실시한 공동크리깅의 결과에서 가장 좋은 예측결과가 나타났다.

이러한 결과는 정책 및 의사결정과정에서 매우 유용할 것으로 판단된다. 다만 본 연구에서 제시한 공동크리깅 방법은 상대적으로 매우 높은 예측결과를 제공하는 방법이지만, 주간고속도로에 비하여 공간적 상호관계가 적은 하위고속도로에는 적용하지 못하는 한계점이 있다. 따라서 다른 위계의 도로에 대한 교통량 예측의 불확실성을 줄일 수 있는 방법이 추가적으로 진행되어야 할 것으로 사료된다.

KAGIS

주

- 1) 여기서 $r(h)$ 는 베리오그램의 반에 해당하는 값을 반베리오그램(semivariogram)이지만 흔히들 베리오그램이라고 부르며 본 연구에서도 혼용하여 사용하였다.
- 2) 계산된 베리오그램에 문턱 값이 존재하는 경우 적용할 수 있는 모델로는 선형모델(linear), 구형모델(spherical model), 지수모델(exponential model), 가우스모델(Gauss model), 너깃모델(nugget model)이 있다. 하지만 본 연구에서는 적용결과 각 모델별 오차율이 크지 않게 나타났다으며, 본 연구에서는 전체 도로에 대하여 가장 오차가 작은 구형모델을 적용하였다.

참고문헌

- 감사원. 2009. 도로부문 교통기초자료 구축사업의 현황 및 문제점: 교통수요 예측 자료를 중심으로. pp.19-30.
- 국토해양부. 2009. 도로 교통량 통계연보 : 고속국도·일반국도·지방도 교통량 2008. 국토해양부 [편]. pp.3-4.
- 김강수. 2007. SOC 투자의사결정 합리화 방안 -도로부문 교통량 추정위험분석을 중심으로. 한국개발원. pp.1-8.

- 김호용. 2010. 공간통계기법을 이용한 태양열 발전시설 입지 정확성 향상 방안. 한국지리 정보학회지 13(2):146-156.
- 박노옥, 장동호. 2008. 수치표고모델과 다변량 크리깅을 이용한 기온 및 강수 분포도 작성. 대한지리학회지 43(6):1002-1015.
- 정선영. 2005. 인프라 21 세미나 - 교통량 예측을 위한 공간통계학의 응용. 국토 285:151-154.
- 최종근. 2002. 공간정보모델링: 크리깅과 최적화 기법. 구미서관, 서울. pp.125-163.
- Eom, J.K., M.S. Park, T.Y. Heo and L.F. Huntsinger. 2006. Improving the prediction of annual average daily traffic for nonfreeway facilities by applying a spatial statistical method. Journal of the Transportation Research Board 1968:20-29.
- ESRI. 2001. ArcGIS Geostatistical Analyst Tutorial. 26pp.
- Issacs, E.H. and M. Sivastava. 1989. An Introduction to Applied Geostatistics, New York: Oxford University Press, 146pp.
- Park, S. 2009. Estimating air temperature over mountainous terrain by combining hypertemporal satellite LST data and multivariate geostatistical methods. Journal of the Korean Geographical Society 44(2):105-121.
- Tang, Y.F., W.H.K. Lam and P.L.P. Ng. 2003. Comparison of four modeling techniques for short-term AADT forecasting in Hong Kong. Journal of Transportation Engineering 129(3):271-277.
- Wang X. and K.M. Kocklman. 2009. Forecasting network data: spatial interpolation of traffic counts from Texas data. Journal of the Transportation Research Board 2105:100-108.
- Zhao, F. and S. Chung. 2001. Contributing factors of annual average daily traffic in a Florida county: exploration with geographic information system and regression models. Journal of the Transportation Research Board 1796:113-122. **KAGIS**