

일반국도 도로특성분류를 위한 통계적 군집분석과 Kohonen Self-Organizing Maps의 비교연구

A Comparative Study on Statistical Clustering Methods and Kohonen Self-Organizing Maps for Highway Characteristic Classification of National Highway

조준한* · 김성호**

Cho, Jun Han · Kim Seong Ho

Abstract

This paper is described clustering analysis of traffic characteristics-based highway classification in order to deviate from methodologies of existing highway functional classification. This research focuses on comparing the clustering techniques performance based on the total within-group errors and deriving the optimal number of cluster. This research analyzed statistical clustering method (Hierarchical Ward's minimum-variance method, Nonhierarchical K-means method) and Kohonen self-organizing maps clustering method for highway characteristic classification. The outcomes of cluster techniques compared for the number of samples and traffic characteristics from subsets derived by the optimal number of cluster. As a comprehensive result, the k-means method is superior result to other methods less than 12. For a cluster of more than 20, Kohonen self-organizing maps is the best result in the cluster method. The main contribution of this research is expected to use important the basic road attribution information that produced the highway characteristic classification.

Keywords : highway characteristic classification, exploratory factor analysis, statistical clustering method, kohonen self-organizing maps, optimal number of clusters

요 지

본 연구는 기존의 도로기능분류 정의와 방법론을 벗어나 교통특성에 따른 도로분류 방법론인 도로특성분류를 기초로 분석을 수행하였다. 도로특성분류에 대한 일련의 과정 중에서 다양한 교통특성을 반영하는 설명변수를 기초로 요인점수를 산출하고, 동일한 도로구간을 그룹핑하는 군집화 분석과정과 적정 군집수 도출에 따른 군집결과비교에 본 연구는 초점을 맞추었다. 도로분류를 위해 병합적 계층 군집분석인 Ward법, 비계층적 군집분석인 K-means법, 자율신경 회로망을 이용한 K-SOM을 사용하여 비교분석하였다. 각 군집기법에 대한 결과를 토대로 비교분석한 결과, 군집 수 5 이하에서는 K-means법, 군집 수 14 이상에서는 Kohonen selforganizing maps가 가장 우수한 것으로 나타났으며, 군집수 5~9사이에서는 Ward법과 K-means법의 군집 성능이 불규칙한 패턴을 보임에 따라 세밀한 결과분석을 통해 우수성을 결정하는 것이 바람직할 것으로 분석되었다. 본 연구결과는 다양한 교통특성을 고려한 도로구간의 군집 속성을 분석하고 예측하는 분류화 작업에 중요한 기초적인 자료로 사용될 것으로 기대된다.

핵심용어 : 도로특성분류, 탐색적 요인분석, 통계적 군집분석, 코호넨 신경망, 적정 군집 수

1. 서 론

도로, 철도 등 교통시설 확충에 대한 정부의 지속적인 노력에도 불구하고 국토공간의 많은 부분에서 교통혼잡현상이 지속되고 있어 국민생활의 질적 저하와 물류비 증가를 초래하고 있다. 따라서 교통시설의 확충 및 교통체계의 효율적 운영을 위해서는 제도적, 기술적 개선방안에 대한 모색이 지속적으로 필요하다.

도로사업의 계획, 설계, 건설 등 일련의 사업과정은 교통

여건변화에 따라 해당 도로의 기능이 변화되기 때문에 교통소통 및 도로용량의 효율성을 증대시키기 위해서 도로의 역할을 명확히 파악하는 체계적인 분류가 중요하다.

건설교통부(1999), FHWA(1989, 2001)에서는 전체 도로망에서 해당도로가 수행하는 기능을 분류하고 각 기능별 세부 시설기준을 정립하였다. 여기에서 정의하고 있는 도로기능분류(highway functional classification)는 도로사업에 대한 체계적이고 종합적인 사업우선순위를 수립하여 도로망의 균형적인 정비 및 도로사업의 효율적인 투자방안을 마련하는데

*정희원 · 교신저자 · 한양대학교 교통정보센터 연구교수 (E-mail : roadie21@hanyang.ac.kr)

**한양대학교 교통시스템공학과 교수 (E-mail : seongho@hanyang.ac.kr)

중요한 자료로 활용된다. 또한, 다양한 교통특성 패턴을 고려할 수 있는 보다 다양하고 합리적인 평가항목 및 기준이 필요하다고 제시하고 있다.

FHWA(1989)에서는 보다 체계적인 도로기능분류를 위해 도시부 지역의 확대, 기존 도로망의 교통특성 패턴, 교통유발시설의 영향, 지형조건 등에 따른 장래 토지이용 변화를 고려하여야 한다고 제시하고 있다.

따라서, 기존의 도로기능분류를 통한 통행패턴 및 행태분석의 한계를 보완하면서 도로부문의 상위계획 단계뿐만 아니라 도로운영 및 관리단계까지 포괄적으로 적용할 수 있는 도로분류 방법론이 필요하다. 특히 도로구간의 상시지점 교통량 자료, 첨단교통체계의 구축으로 인한 교통관리센터에서 수집·가공·제공되는 교통자료 등을 이용한 도로분류는 도로구간의 교통특성을 보다 세밀하고 다양한 통행패턴을 분석할 수 있다.

본 연구는 도로특성분류의 개념을 근거로 다양한 교통특성을 반영하는 설명변수를 통해 변수들간의 유사성(similarity) 정도를 측정하여 동질한 도로구간을 그룹핑하는 군집화(clustering) 과정과 적정 군집수를 도출하여 군집기법의 성능평가를 중점적으로 분석하고자 한다. 도로특성분류를 위한 군집기법은 통계적인 기법과 Kohonen self-organizing maps를 적용하였으며, 군집의 속성을 분석하고 예측하는 분류화(classification) 과정에 기초적인 자료로 사용될 것으로 기대된다.

2. 기존 연구문헌 고찰

2.1 도로특성분류의 개념

도로기능분류(highway functional classification)는 도로 위계구조에 따른 도로등급 설정, 도로등급별 세부시설기준 정립, 종합적인 투자사업 우선순위수립, 도로망 체계의 균형적인 정비 및 도로사업의 효율적 투자방안 마련 등을 위한 목적으로 시행하고 있다. 즉, 상위계획단계에서 교통 및 도로시설 투자계획 수립에 중요한 자료로 이용하게 된다. 하지만, 건설교통부(1999), FHWA(1989, 2001)에서는 통행단계요소, 통행특성요소, 토지이용요소 등이 시간대별, 요일별, 계절별, 연도별, 이용차량별 교통패턴과 직결되기 때문에 다양한 교통특성 패턴을 고려할 수 있는 보다 다양하고 합리적인 평가항목 및 기준이 필요하다고 제시하고 있다.

조준환 외 2인(2008)은 도로분류체계를 다양한 교통특성요소로 세분화하면서 유형화된 도로구간들의 통행패턴 및 행태를 규명하고, 기존 도로기능분류의 목적과 성격이 구별되는 도로특성분류(highway characteristic classification) 개념을 정립하였다. 도로특성분류의 기본 개념은 크게 4단계로 구분하여 정의할 수 있다. 각 단계별 과정은 도로특성분류를 위해 반드시 필요한 분석이며, 일련의 분석과정에 대한 세부적인 내용은 다음과 같다.

• 1단계 : 교통자료 전처리(Data preprocessing)

교통자료 전처리는 해당 도로지점 및 구간에 대해 다양한 검지체계에서 수집되는 교통량(시간대별, 요일별, 월별, 계절별 등), 속도 및 통행시간, 점유율, 차두거리(시간), 이용차량

구성 등의 다양한 교통특성자료의 신뢰성을 검증하고, 이를 토대로 통행특성과 패턴을 파악하기 위해 적정 설명변수 선정 및 도출하는 과정을 의미한다.

• 2단계 : 도로 군집화(Highway clustering)

도로 군집화는 동질한(homogeneous) 특성을 가지는 도로 지점 및 구간을 하나의 그룹으로 묶는(grouping) 것을 말한다. 즉, 다양한 교통특성을 반영할 수 있는 설명변수들간의 관계를 기술하는 데이터 내에서 그룹 내의 유사성(similarity)과 그룹간의 차이점(dissimilarity)을 높여가면서 서로 동질적인 집단으로 그룹핑해 주는 것이다. 군집화 과정은 분석목적과 가정, 설명변수들간 유사성의 측도(거리 등)에 따라 다양한 군집기법들을 적용할 수 있다.

• 3단계 : 교통특성부여(Traffic characterization)

교통특성부여는 군집화 과정을 통해 도출된 각 그룹에 대해 기술통계 등을 토대로 도로특성을 규명하고, 각 그룹간 합리적인 경계기준에 대한 지침을 제시하는 과정을 의미한다. 교통특성패턴은 도로망의 신설 및 확장, 도시부 지역의 확대, 교통유발시설의 영향, 기하구조를 비롯한 지형조건 등에 따라 민감하게 변하게 된다. 따라서, 교통특성부여는 지속적인 군집화 과정과 모니터링을 통해 변화되는 통행특성 및 패턴을 규명함에 따라 장·단기적 교통량 예측, 도로기능변화에 따른 도로사업의 효율적인 투자방안, 교통운영관리 전략 등에 활용할 수 있다.

• 4단계 : 도로분류(Highway classification)

도로분류는 그룹별 특성을 찾아내는 교통특성부여(traffic characterization) 과정을 통해 분류모형을 개발하고, 이를 토대로 새로운 도로지점 및 구간에 대해 도로특성을 예측하는 것을 의미한다. 이 분석과정은 결측치가 있는 상시조사지점(구간)이나 수시조사지점(구간) 등과 같은 특정 도로구간의 특성분류 및 AADT 예측 등에 활용할 수 있다.

도로특성분류는 분석자료(설명변수)의 유형, 설명변수의 정의 및 적정 설명변수 선정방법, 적용범위 및 대상, 최적 군집 수 도출에 대한 과학적인 접근방법, 군집결과에 대한 교통특성 분석, 결측치가 있는 지점 및 수시조사지점에 대한 도로특성 예측 등을 포함한다.

지능형교통체계(ITS), 위치기반서비스(LBS), 지리정보시스템(GIS) 등의 첨단시스템이 도로망에 구축되면서 도로운영관리의 중요성이 대두되고 있다. 예를 들면, 첨단교통체계 사업으로 인해 서울특별시를 비롯한 각 지자체별 교통관리센터의 활성화 운영방안으로서, 실시간 및 과거이력자료를 토대로 한 보다 체계적이고 과학적인 교통정보분석, 교통관리 전략 전반에 대한 총괄적인 모니터링, 교통시설의 지속적인 유지관리 등에 효율적으로 적용할 수 있다. 이는 기 구축된 교통관리센터에 대한 객관적인 운영평가를 위한 기초가 되며, 교통관리센터의 질적인 진화와 부가가치 창출로 인한 첨단교통체계 효과를 극대화할 수 있을 것으로 판단된다. 따라서, 다양한 검지체계에서 수집되는 교통패턴을 토대로 동질한 도로구간으로 그룹핑하여 도로특성분류를 하면 교통혼잡관리(traffic congestion management), 포장설계(pavement design), 대기오염평가(air quality estimation) 등 교통정책 전반에 대한 의사결정을 판단하는데 합리적인 평가방법 및 기준으로 활용될 것으로 기대된다.

표 1. 요인분석과 군집분석을 이용한 도로분류 연구

저자	연도	설명변수개수	분석자료 개수	요인분석		군집분석	
				요인추출방법	요인수	군집방법 ¹⁾	군집수
Flaherty	1993	12 ²⁾	28	-	-	K-means	4
Lingras	1995	12 ²⁾	72	-	-	K-SOM	5
정현영 외 1인	1996	13 ³⁾	104	주성분분석	4	K-means	9
강원의	2001	5 ⁴⁾	142	주성분분석	3	시행	4
김주연 외 2인	2002	7 ⁵⁾	294	주성분분석	2	Ward	5
유완 외 1인	2004	9 ⁶⁾	288	변수간의 상관분석		Ward	5
임성한 외 1인	2005	9 ⁷⁾	306	주성분분석	2	K-means	3
임성한 외 2인	2005	8 ⁸⁾	328	주성분분석	2	K-means	3

주1) 군집방법 : Ward(Hierarchical ward's minimum-variance method), K-means(Nonhierarchical k-means method) K-SOM(Kohonen self-organizing maps)

주2) 설명변수 : Monthly traffic factor(Monthly Average Daily Traffic/Annual Average Daily Traffic)

주3) 설명변수 : 도로구조특성요소(차선수, 차선폭, 보도폭, 제한속도), 도로이용실태요소(교통량, 대형차혼입율, 버스율, 대형화물차율, 피크시, 피크율), 토지이용요소(주거율, 상업율, 공업율)

주4) 설명변수 : 일요일계수, 주야율, 대형차혼입율, 피크율, ADT

주5) 설명변수 : AADT, 중차량비율, 휴일변동계수, 휴가철변동계수, 주야율, 침두율, K값의 상위 1000순위까지의 누적값

주6) 설명변수 : AADT, 차로별 교통량, 승용차 구성비율, 승합차 구성비율, 화물차 구성비율, K30, D30, 계절별 교통량변동, 주말주중 교통량차이

주7) 설명변수 : AADT, K30, D30, 중차량비율, 주간교통량비율, 침두율, 일요일계수, 휴가철계수, COV

주8) 설명변수 : AADT, K30, D30, 중차량비율, 주야율, 침두율, 일요일계수, 휴가철계수

본 연구는 4단계의 도로특성분류 중에서 2단계인 도로 군집화(highway clustering)에 초점을 맞추어 군집기법들간의 우수성을 비교분석하였다.

2.2 기존연구고찰

기존에 연구된 문헌을 살펴보면 크게 3가지 관점으로 정리할 수 있다. 즉, 도로분류를 위해 사용한 설명변수들의 특성 및 분석자료의 수, 요인분석과 같은 설명변수들간의 상호 상관분석, 다양한 군집분석의 방법과 적정 군집수로 나눌 수 있다. 이에 대한 내용은 표 1에 자세히 설명되어 있다.

Flaherty(1993)는 애리조나 주 상시조사 28개 지점을 토대로 Monthly traffic factor를 설명변수로 하여 비계층 군집 분석인 K-means법을 사용하여 분석하였다. 또한, Lingras (1995)는 알버타 주 상시조사 72개 지점을 토대로 Monthly traffic factor를 설명변수로 하여 계층적 군집분석과 Kohonen SOM를 비교분석하였다.

정현영과 권정철(1996)은 부산시내 78개 도로를 중심으로 13개의 설명변수를 선정하였으며, 비계층 군집분석인 K-means법을 사용하여 도로유형을 분류하였다. 강원의(2001)는 1997년 도로교통량 상시조사 142개 지점을 토대로 군집분석을 하여 국도의 수행기능 분석에 의한 적정 설계기준을 제시하였다. 김주연 외 2인(2002)은 2000년 도로교통량 상시조사 294개 지점을 토대로 계층적 군집분석인 ward's minimum-variance법을 사용하여 국도기능분류를 위한 그룹핑 방법론에 대해 연구하였다. 유완과 정필현(2004)은 1998~2001년 도로교통량 상시조사 연간 72개 지점, 4년간 288개 지점을 토대로 변수들간의 상관관계를 분석하고, 계층적 군집분석인 ward's minimum-variance법을 사용하여 국도 기능분류 및 연도별 변화에 대해 연구하였다. 임성한과 오주삼(2005)과 임성한 외 2인(2005)은 각각 2003년 도로교통량

상시조사 306개 지점, 328개 지점을 토대로 K-means법을 사용하여 일반국도 유형분류 및 교통특성, 관광부도로의 판별 및 교통특성에 대해 연구하였다.

3. 군집분석

3.1 자료수집 및 변수선정

3.1.1 자료수집

본 연구에서는 도로교통량 통계연보에서 제공하고 있는 일반국도 2002년~2006년 상시조사지점의 교통량을 분석자료로 사용하였다. 상시 교통량은 도로를 이용하는 각종 통행차량의 통과대수를 종류별, 방향별 및 시간대별로 관측한 자료로서, 도로의 통행패턴 및 행태를 분석하는데 활용된다. 표 2에서 알 수 있듯이 4년간 상시조사지점을 토대로 결측치 및 통계연보와 일치하지 않는 자료를 제외한 총 1,730개 지점을 분석에 적용하였다.

3.1.2 설명변수 선정

도로특성분류를 위해 분석에 적용될 설명변수는 표 3에 제시된 바와 같이 주간변동계수, 침두시간대변동계수, 주중 주말비율, 주말계수, 휴가변동계수, 월변동계수, 요일변동계수, K30, D30, K200 summation value, D200 summation value, 트럭비율로 총 12개로 선정하였다.

일반적인 시간교통량 특성변수로는 주간변동계수, 월변동계수, 요일변동계수, K30, K200 summation value를 선정하였다. 특히 출퇴근 통행 특성을 반영하기 위해 추가로 침두

표 2. 연도별 조사지점 수

연도	2002	2003	2004	2005	2006	합계
지점수	347	332	353	359	339	1,730

표 3. 설명변수 정의

변수	정의	비고
주간변동계수(Daytime variation factor)	ADHV ^{주1)} /AADT	시간통행특성
침두시간대변동계수(Peak period variation factor)	APPV ^{주2)} /AADT	시간통행특성
주중주말비율(Weekday-to-weekend ratio)	AAWDT ^{주3)} /AAWET ^{주4)}	여가통행특성
주말계수(Weekend factor)	AAWET/AADT	여가통행특성
휴가변동계수(Summer variation factor)	SADT ^{주5)} /AADT	여가통행특성
월변동계수(Coefficient of variance in month)	월교통량의 표준편차/월교통량의 평균	시간통행특성
요일변동계수(Coefficient of variance in day)	요일교통량의 표준편차/요일교통량의 평균	시간통행특성
K30(Generalized Design hourly factor) ⁶⁾	연중 30번째 시간순위교통량/AADT	시간통행특성
D30(Generalized Directional distribution factor) ⁶⁾	연중 30번째 시간순위 교통량의 양방향 교통량에 대한 중방향 교통량비	방향별특성
K200 summation value	연중 200번째까지의 설계시간계수 합	시간통행특성
D200 summation value	연중 200번째까지의 중방향계수 합	방향별 특성
트럭비율(Truck percentage)	전체 차량교통량 중 트럭비율	이용차량특성

주1) 주간시간교통량(Average Daytime Hour Volume, ADHV) : 주간 12시간(07:00~19:00) 평균교통량
 주2) 침두시간대교통량(Average Peak Period Volume, APPV) : 출·퇴근시간(07:00~09:00, 17:00~19:00) 평균교통량
 주3) 연평균주중교통량(Annual Average Weekday Traffic, AAWDT) : 주중(월요일~금요일) 연평균일교통량
 주4) 연평균주말교통량(Annual Average Weekend Traffic, AAWET) : 주말(토요일~일요일) 연평균일교통량
 주5) 휴가평균일교통량(Summer Average Daily Traffic, SADT) : 여름휴가기간(7월~8월) 평균일교통량
 주6) 일반적으로 설계시간계수와 중방향계수는 연중 30번째 시간순위 교통량을 가지고 산출하기 때문에 K30, D30을 각각 Generalized design hourly factor, Generalized directional distribution factor로 명명함.

시간대변동계수를 선정하였다. 이 변수들은 침두시간대별, 요일별 및 월별 교통량 통행패턴을 잘 반영해준다.

여가통행 특성변수로는 휴가변동계수, 주중주말비율, 주말계수를 선정하였는데, 이 변수들은 국민의 소득수준 향상에 따른 여가시간 증가와 주5일제 근무로 인한 관광수요의 증가 등 주말 및 계절별 통행패턴을 잘 반영해준다.

또한, 일반적으로 도시부, 지방부, 관광부 등의 도로특성에서 보다 세밀하고 정확한 분류를 위해 방향별 특성변수인 D30, D200 summation value를 선정하였고, 해당도로의 이용차량특성을 반영하기 위해 트럭비율을 설명변수로 추가하였다.

조준한 외 2인(2008)은 위에서 제시한 12개의 설명변수에 대해 탐색적 요인분석을 이용하여 설명변수들간의 상관관계 분석, 적정 설명변수 선정, 요인점수 산출에 대해 연구하였다. 이 연구에서 요인의 회전은 요인간의 상관이 없다고 가정하는 직각회전방법(orthogonal rotation method) 중에 베리맥스(varimax)법을 선택하였고 요인구조의 적합성 검토는 공통분(communality), 고유치(eigenvalue), 누적분산비율, 요인부하량(factor loading) 등을 분석한 결과 타당한 것으로 나타났으며, 최종적으로 4개의 요인으로 구성된 요인점수(factor score)를 추출하였다. 본 연구에서는 이 연구 결과에서 도출된 요인점수를 군집분석에 대한 입력자료로 활용하였다.

3.2 군집분석 성능결과

본 연구에서는 통계적 군집기법인 ward's minimum-variance법과 K-means법, 인공지능기법인 Kohonen Self-Organizing Maps 신경회로망을 비교분석하였다.

통계적 군집분석(statistical clustering analysis)은 크게 계층적(hierarchical) 군집분석과 비계층적(non-hierarchical) 군

집분석으로 나누어진다. 계층적 군집분석은 다시 군집들간의 거리(유클리디안 거리, 제곱된 유클리디안 거리 등)를 이용하여 가장 가까운 군집끼리 단계적으로 결합하여(merge) 최종적으로 모든 관측치가 한 군집으로 형성하게 하는 병합적 계층 군집분석(agglomerative hierarchical clustering analysis)과 가장 먼 군집부터 하나씩 분리하는 분할적 계층 군집분석(divisive hierarchical clustering analysis)이 있다. 본 연구는 병합적 계층 군집분석 중에 가장 널리 사용하고 군집의 정확도가 상대적으로 양호한 ward's minimum-variance 법(이하 ward법이라 명함)을 적용하였다. 비계층적 군집분석에는 연구자에 의해 군집의 수가 사전에 미리 결정되는 경우에 사용되며 계층적으로 군집이 형성되는 것이 아니라 관측치를 군집으로 할당시키는 방법으로서, 본 연구에서는 MacQueen(1967)에 의해 처음 소개되었으며, 군집화(clustering) 문제를 해결하는 가장 간단한 자율학습(unsupervised learning) 알고리즘이면서 널리 사용하고 있는 K-means법을 적용하였다.

또한, 인공지능기법 중에 하나인 Kohonen Self-Organizing Maps(SOM) 신경회로망(이하 K-SOM으로 명함)은 비지도학습법(unsupervised learning rule)을 이용한 대표적인 자율 신경회로망으로서, 본 연구에서는 통계적인 군집기법과의 비교분석을 위해 적용하였다.

본 결과분석에서 병합적 계층 군집기법인 ward법은 SAS 9.1로 분석하였으며, 비계층적 군집기법인 K-means법과 자율신경 회로망을 이용한 군집기법인 K-SOM은 Clementine 10.1를 사용하여 분석하였다.

본 군집분석의 입력자료로 사용된 요인점수는 4차원 벡터(4-dimensional vectors)로 구성되어 있다. 따라서 각 군집분석의 평가척도를 측정하기 위해 군집 내 오차(within-group error) 개념을 적용하였으며, 정의는 다음과 같다.

$$\Delta_m = \sum_{k=1}^m \left[\sum_{x_i, x_j \in X_k} d(x_i, x_j) / 4 \right]$$

여기서,

Δ_m : 총 군집 내 오차

$X = \{x_1, \dots, x_m\}$: 유한집합

X_1, \dots, X_m : 군집

$m < n$

$d(x_i, x_j)$: 유클리디안 거리 함수

각 군집에 대한 총 군집 내 오차(Total within-group error, 이하 TWGE로 명함)를 토대로 3가지의 군집방법을 산출한 결과는 표 4와 같다.

3가지 군집방법은 군집의 수가 증가함에 따라 군집내의 유사성에 대한 강도(concentration)가 증가하기 때문에 within-group error가 작아지는 것을 알 수 있다.

표 4를 보면, Ward법, K-means법과 K-SOM의 군집 우수성이 군집수에 따라 다르게 나타났다. 통계적 군집분석의 경우, 군집수 5 이하에서는 K-means법이 가장 우수하게 나타났으며, 군집수 6~9사이에는 불규칙한 패턴을 보이고, 군집수가 14이상에서는 K-SOM이 가장 우수하게 나타났다. 즉, 군집수가 작은 경우에는 K-means법이 우수하고, 군집수가 큰 경우에는 K-SOM이 우수한 것으로 나타났다. 특히, 군집수가 14 이상에서는 K-SOM이 더 우수한 것으로 나타났다. 군집수가 증가할수록 군집간의 유사성을 도출하는데 어려움이 있기 때문에 이러한 군집방법에는 전통적인 통계적 분석방법보다는 신경망이론과 같은 인공지능기법이 더 우수한 것으로 분석된다. K-SOM의 이러한 경향은 Monthly traffic factor를 설명변수로 한 Lingras(1995) 연구와 비교하면 보다 명확한 결론을 도출할 수 있다. Lingras(1995)는 군집수가 크고 시간의 흐름에 따라 통행특성이 변화되는 경

표 4. 군집기법에 따른 Total within-group error

군집수	Ward	K-means	K-SOM
2	3,558,342.8	2,602,272.3	-
3	1,888,262.7	1,528,243.0	1,739,812.5
4	1,168,740.0	1,001,996.5	1,162,695.1
5	739,755.0	709,942.6	805,078.5
6	613,795.1	620,926.2	636,436.5
7	504,946.0	456,078.9	525,129.5
8	333,011.0	384,726.1	454,311.4
9	319,163.5	309,799.5	396,323.2
10	284,321.9	272,449.6	313,203.7
11	258,231.3	218,805.1	262,592.3
12	247,141.6	205,178.7	234,689.4
13	204,518.3	181,981.0	197,148.4
14	182,624.4	185,819.9	167,588.6
15	180,055.3	162,923.0	142,464.8
20	109,009.8	109,997.0	98,456.7
30	52,718.3	70,637.1	52,538.9
40	34,939.9	51,091.9	34,916.7

우에 K-SOM을 적용하는 것이 적절하다고 제시하고 있다. 또한, 계층적인 군집분석과 K-SOM을 비교분석하는 연구에서 분석자료가 불완전한 패턴(incomplete patterns)에서는 K-SOM을 이용하는 것도 적절하지만, 계층적인 군집분석이 더 합리적이라고 제시하고 있다. 하지만 Lingras(1995)는 군집수에 따른 군집기법의 우수성에 대해서는 명확히 제시하지 않았다.

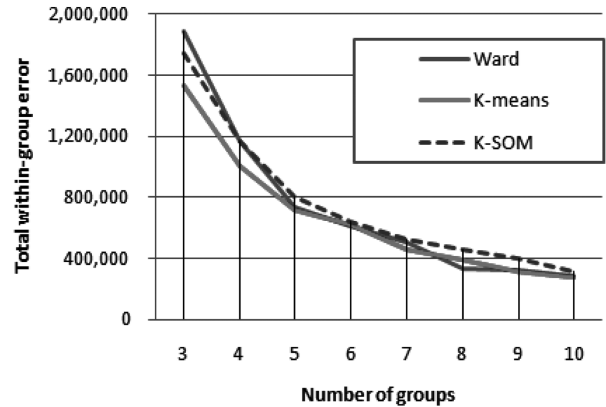


그림 1. 군집 수 10 이하에서의 within-group error

도로분류는 일반적으로 군집수가 10미만을 토대로 분석하기 때문에 그림 1에서도 알 수 있듯이 군집수가 작은 경우에는 3가지 군집기법 중에서 K-means법이 우수한 것으로 나타났다. Ward법의 경우 군집수 2~3에서는 TWGE가 가장 높게 나타남에 따라 군집수가 매우 작은 경우에는 사용하지 않는 것이 바람직할 것으로 판단되며, K-SOM은 세 군집기법 중에서 가장 좋지 않은 결과가 나타남에 따라 군집수가 10미만인 경우에는 사용하지 않는 것이 바람직하다. 또한, 군집수가 6인 경우에는 세 군집방법의 TWGE 차이가 가장 작은 것으로 나타났으며, 이 경우에는 Ward법이 근소한 차이로 우수하게 나타났다. 특히, 군집수 5~9사이에는 Ward법과 K-means법이 근소한 값을 나타내며 군집의 성능이 불규칙하게 나타났다. 이러한 군집의 불규칙한 결과패턴은 그림 2에서 보다 명확히 알 수 있다. 따라서, 군집수가 5~9사이의 군집분석을 수행할 경우에는 Ward법과 K-means법을 비교분

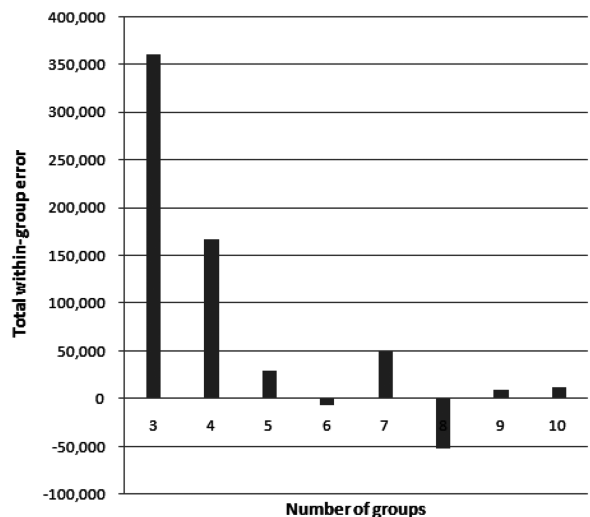


그림 2. Ward법과 K-means법의 TWGE 차이

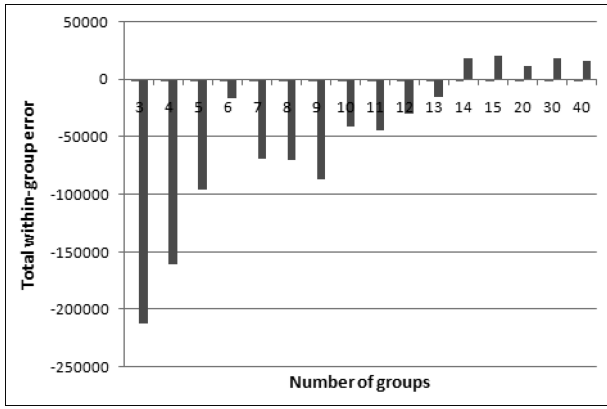


그림 3. K-means법과 K-SOM의 TWGE 차이

석하여 최종적인 결론을 도출하는 것이 적합할 것으로 판단된다. 기존의 연구를 보면, 이러한 비교분석없이 한 가지의 군집기법을 선택하여 분석하는 경우가 대부분이었다.

또한, 그림 3에서 통계적인 군집분석 중에 상대적으로 우수한 K-means법과 자율신경망인 K-SOM을 비교해보면 군집수가 작은 경우에 K-means법이 훨씬 우수하게 나타나지만, 군집수가 증가할수록 TWGE의 차이가 감소하면서 군집수 14이상에서는 K-SOM이 더 우수한 것으로 나타났다. 이러한 결과가 나타난 원인을 분석해보면, 첫째 12개의 설명변수에 대한 객관적인 입력자료를 확보하기 위해 탐색적 요인분석을 통한 요인점수를 산출하였다. 이는 설명변수들간의 다중공선성, 극단치 및 이상치 문제 등이 최소화되면서 자료의 속성에서 불완전한 패턴이 상당부분 해결되었으므로 K-SOM과 같은 패턴인식에 대한 학습방법보다는 통계적인 접근방법이 더 효과적인 것으로 판단된다. 둘째, K-SOM은 승리 뉴런과 이웃하는 뉴런의 연결강도를 갱신할 때 발생하는 오차에 상관없이 임의의 시간 함수를 학습계수로 하여, 연결강도를 일률적으로 조정하는 단점이 있는데 도로특성분류에 대한 군집분석에서 군집수가 작은 경우 통계적 군집분석보다

학습효율이 좋지 않은 것으로 판단된다.

적정 군집 수는 상대적으로 감소하는 총 군집 내 오차로 결정하였다. 즉, 군집의 수가 증가하면서 이 값의 변화폭이 갑자기 커지게 되는(local peak) 단계에서의 해당하는 군집을 적정 군집 수로 결정하였다. 이러한 기준을 토대로 분석하면, 표 4에서 알 수 있듯이, 세 군집분석 모두 적정 군집수가 5로 나타났다. 적정 군집수 산정이 시사하는 것은 도로특성분류에서 어떠한 군집기법을 적용하는냐에 따라 적정 군집수가 다르게 도출될 수 있으며, 군집에 속한 교통특성도 다르다는 것이다. 따라서, 본 연구에서 제시한 도로특성분류의 2단계과정인 군집화(clustering)는 교통특성에 따른 도로분류나 도로유형별 통행실태분석 등에 직접적인 영향을 끼치기 때문에 다양한 군집기법의 면밀한 비교분석이 선행되어야 할 것으로 사료되며, 이는 본 연구목적과 부합하는 부분이다.

4. 각 그룹별 비교분석

3장에서 세 군집분석의 성능을 비교분석하기 위해 평가지표를 TWGE로 선정하였으며, 이를 근거로 다양한 군집수에 대한 세 군집분석의 결과를 비교분석하였고 적정 군집수는 5로 도출되었다. 4장에서는 적정 군집수 5를 토대로 세 군집분석결과에의 교통특성을 비교분석하였다.

조준환 외 2인(2008)은 탐색적 요인분석을 이용하여 다양한 통행특성을 반영하는 12개의 설명변수들간의 다중공선성을 분석하고 이를 토대로 최종적인 4개의 요인을 도출하였는데, 본 장에서는 각 요인별 요인부하량이 가장 큰 4개의 설명변수(K30, 주말계수, D200 summation value, 트럭비율)에 대해 분석하였다. 표 5, 표 6은 2002~2006년 분석자료 가운데 2006년 도로교통량 통계연보 상시조사 339개 지점을 토대로 군집수 5개에 대한 군집분석별 결과를 나열한 것이다. 표의 내용은 4개의 설명변수에 대해 표본수, 평균, 표준편차, 변동계수(coefficient of variation CV)를 제시하였다. 세 군집방

표 5. 설계시간계수와 주말계수 기술통계량

구분	표본수	설계시간계수(K30)			주말계수(WEF)			
		평균	표준편차	변동계수	평균	표준편차	변동계수	
Ward	그룹1	81	0.125	0.028	0.226	1.061	0.022	0.021
	그룹2	135	0.100	0.017	0.169	1.055	0.015	0.014
	그룹3	38	0.125	0.021	0.168	1.061	0.020	0.018
	그룹4	55	0.161	0.060	0.373	1.063	0.030	0.029
	그룹5	30	0.143	0.039	0.273	1.121	0.038	0.033
K-means	그룹1	72	0.126	0.030	0.235	1.062	0.027	0.025
	그룹2	113	0.099	0.017	0.173	1.058	0.014	0.013
	그룹3	108	0.126	0.026	0.204	1.074	0.015	0.014
	그룹4	11	0.240	0.093	0.386	1.051	0.022	0.021
	그룹5	35	0.144	0.031	0.214	1.127	0.040	0.036
K-SOM	그룹1	66	0.127	0.031	0.242	1.062	0.025	0.023
	그룹2	56	0.116	0.041	0.355	1.063	0.028	0.027
	그룹3	81	0.127	0.027	0.214	1.063	0.021	0.020
	그룹4	93	0.119	0.054	0.456	1.072	0.041	0.038
	그룹5	43	0.125	0.026	0.210	1.066	0.022	0.020

표 6. D200 summation value와 트럭비율 기술통계량

구분	표본수	D200 summation value			트럭비율			
		평균	표준편차	변동계수	평균	표준편차	변동계수	
Ward	그룹1	81	133.004	10.486	0.079	0.347	0.089	0.255
	그룹2	135	115.978	7.666	0.066	0.261	0.073	0.278
	그룹3	38	114.443	5.165	0.045	0.393	0.066	0.168
	그룹4	55	118.159	7.755	0.066	0.302	0.082	0.271
	그룹5	30	117.603	7.194	0.061	0.211	0.074	0.351
K-means	그룹1	72	135.325	9.734	0.072	0.324	0.081	0.250
	그룹2	113	115.455	7.203	0.062	0.235	0.060	0.254
	그룹3	108	116.229	6.043	0.052	0.376	0.067	0.179
	그룹4	11	118.377	4.802	0.041	0.231	0.077	0.336
	그룹5	35	118.893	8.213	0.069	0.232	0.077	0.333
K-SOM	그룹1	66	136.219	9.537	0.070	0.317	0.082	0.260
	그룹2	56	114.613	6.085	0.053	0.283	0.038	0.133
	그룹3	81	114.073	4.812	0.042	0.371	0.067	0.180
	그룹4	93	116.457	7.414	0.064	0.197	0.053	0.270
	그룹5	43	123.879	5.601	0.045	0.373	0.065	0.174

법에 대한 보다 객관적인 성능평가를 위해 변동계수를 산출하였다. 변동계수는 표준편차를 평균값으로 나눈 것으로 상대변동(relative variation)이라고도 하며 흩어짐의 정도, 즉 산포의 정도를 나타낸다. 변동계수는 측정단위가 다르거나 측정단위가 같더라도 평균값의 차이가 클 경우 등 분산도의 상대적 크기를 서로 비교하는데 유용하다.

군집기법에 대한 각 그룹별 표본수를 살펴보면, 각 군집별 표본수를 살펴보면, 세 군집분석이 상당한 차이를 보이고 있다.

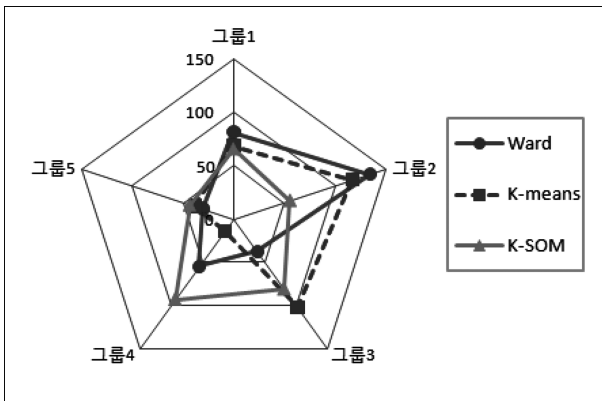


그림 4. 군집분석별 그룹 표본수

그림 4를 살펴보면, 통계적인 군집분석인 Ward법과 K-means법은 산발적인 차이를 보이고 있으며, 특히 그룹3, 4에서 상이한 결과를 보이고 있다. 이러한 결과는 Ward법과 K-means법의 TWGE가 각각 739,755와 709,943으로 분석됨에 따라 그 차이값이 29,812로 나타났으며, 이로 인해 두 군집분석의 군집별 표본수가 다소 상이하게 나타난 것으로 분석되었다. 또한, K-SOM은 전반적으로 통계적 군집기법과 상당한 차이를 보이고 있다.

두 통계적인 군집분석의 결과가 다소 차이가 나는 근본적

인 이유는 군집에 대한 기준 정의가 다르기 때문이다. Ward법은 두 집단간의 거리가 모든 변수들에 대한 각 군집들간의 분산분석(ANOVA) 제곱합(sum of squares)으로 정의한다. 이 방법은 각 단계에서 군집별 결합이 이루어질 때 새로 형성된 군집 내 제곱의 합을 최소화시키는 방법으로 군집화가 실행된다. Ward법은 적은 관측치(표본수)에 성능이 우수하며, 동일한 성분과 관측치(표본수)에 대해 새로운 군집을 생성하는데 있어 강한 편의(bias)를 나타내는 경향이 있다. 반면에 K-means법은 사전에 결정된 군집 수 K에 기초하여 전체 데이터를 상대적으로 유사한 K개의 군집으로 구분하는 방법이다. K-means 알고리즘은 다음의 목적함수를 최소화하는 것으로 군집분석이 수행된다.

$$Objective\ function = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \|x_i^{(j)} - c_j\|^2$$

여기에서 $\|x_i^{(j)} - c_j\|^2$ 는 군집 j에서의 관측치 $x_i^{(j)}$ 와 군집 중심(centroid) c_j 사이의 거리 척도를 의미하며, k는 군집의 수이고 n은 관측치의 수를 말한다. 이러한 군집방법은 각각의 관측치에 대해서 K개의 군집중심까지의 거리를 구하고, 가장 가까운 군집에 해당 관측치(표본수)를 할당하기 때문에 본 연구와 같이 관측치가 많은 경우 Ward법에 비해 군집을 형성하는 편의(bias)가 적어지는 경향이 있다. 따라서, 관측치가 많은 군집분석에서는 Ward법보다는 K-means법이 더 우수하게 나타났다.

그림 5~그림 8에서 4개의 설명변수에 대한 군집기법별, 그룹별 변동계수를 살펴보면, 표본수에 대한 결과패턴과 유사하게 다소 상이한 결과를 보이고 있다. 전반적으로 K-SOM은 두 통계적 군집분석과 비교하면 설계시간계수, 주말계수, 트럭비율에서 상당한 차이를 보이고 있기 때문에 3장에서 TWGE에 대한 분석결과와 동일하게 군집수가 적은 경우에는 군집분석에는 비효율적인 것으로 나타났다.

Ward법과 K-means법의 경우에는 비교적 유사한 결과를

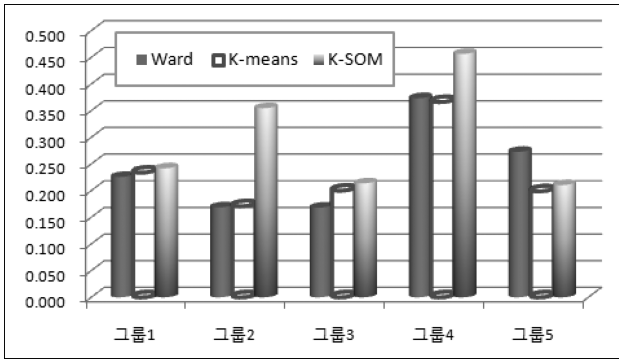


그림 5. 설계시간계수(K계수)의 CV 결과

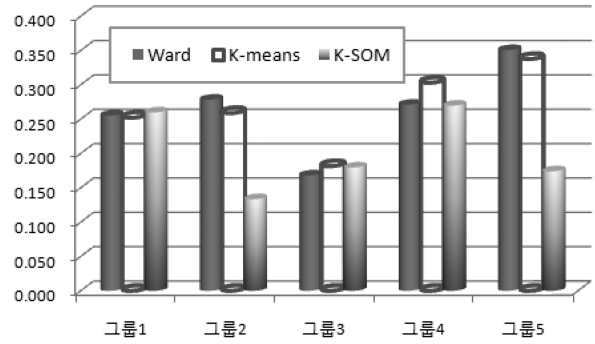


그림 8. 트럭비율의 CV 결과

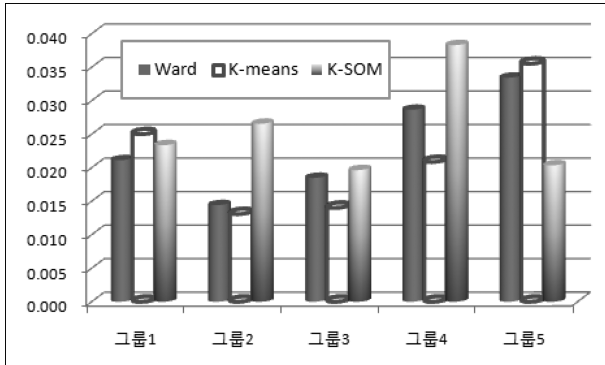


그림 6. 주말계수의 CV 결과

나타내고 있으나 그룹3, 4에서 다소 차이를 보이고 있다. 특히, 주말여가통행을 반영하는 주말계수와 침두·비침두시 방향별 통행특성을 반영하는 D200 summation value에서 다소 상이한 결과를 나타내고 있다. 출퇴근 통행특성을 반영할 수 있는 설계시간계수(K계수)를 살펴보면, 주중 교통량은 비교적 한산하고 주말교통량이 많은 그룹5에서 다소 차이를 보이고 있다. 두 통계적인 군집분석의 변동계수가

가장 차이를 보이고 있는 설명변수는 주말계수이다. 주말계수는 국민의 소득수준 향상에 따른 여가시간 증가와 주5일제 근무로 인한 관광수요의 증가 등을 반영하는 설명변수로서 주말교통량이 상대적으로 많은 관광부도로의 성격을 파악하는데 이용된다. 주중과 주말 교통량의 변공이 심한 교통특성을 분류할 때에는 Ward법보다는 K-means법이 보다 우수한 것으로 나타났다. 특히 두 군집분석간의 표본수가 상이하게 나타난 그룹3, 4에서 차이를 보이고 있다. 방향별 통행특성을 반영하는 D200 summation value과 이용차량특성을

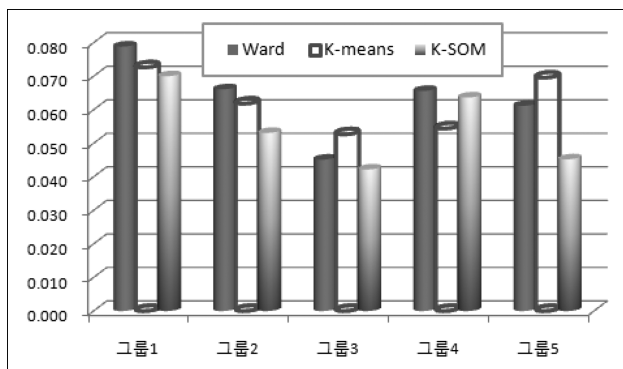


그림 7. D200 summation value의 CV 결과

반영하는 트럭비율에 대한 변동계수는 두 통계적인 군집분석이 전반적으로 유사하게 나타났지만 그룹3, 4에서 약간의 차이를 보이는 것으로 분석되었다.

각 군집분석별에 대한 그룹별 표본수와 교통특성을 종합하여 분석하여 보면, 비지도학습법(unsupervised learning rule)을 이용한 자율 신경회로망인 K-SOM은 군집수가 적은 경우에는 비효율적인 결과를 도출하는 것으로 나타났다. 또한, 계층적(hierarchical) 군집분석인 Ward법과 비계층적(non-hierarchical) 군집분석인 K-means법은 유사한 결과패턴을 보이지만 그룹3, 4에서 다소 상이한 결과가 나타나는 것으로 분석되었다. 따라서, 교통특성에 따른 도로분류를 수행하는데 있어서 관측치(표본수)가 많으면서 군집수가 적은 경우에는 Ward법보다는 K-means법이 더 우수한 것으로 나타났다.

5. 결론 및 향후 연구과제

5.1 결론

본 연구는 기존의 도로기능분류(highway functional classification) 정의와 방법론을 벗어나 교통특성에 따른 도로분류 방법론을 기초로 분석을 수행하였다. 도로특성분류(highway characteristic classification)는 시간대별, 구간별, 지역별 등의 다양한 통행패턴분석이 가능하여 교통계획, 교통운영관리 등의 교통전반에 걸쳐 도로설계 및 교통정책 수립에 중요한 판단기준으로 이용할 수 있다. 이러한 도로특성분류 일련의 과정 중에서 다양한 교통특성을 반영하는 설명변수를 기초로 요인점수를 산출하고, 동일한 도로구간을 그룹핑하는 군집화(clustering) 분석과정과 적정 군집수 도출에 따른 군집결과비교에 본 연구는 초점을 맞추었다. 최적의 군집분석 방법론 정립은 새로운 도로유형 및 특성분류를 규명하는데 가장 중요한 분석과정이다.

도로특성분류를 위해 병합적 계층 군집분석인 Ward법, 비계층적 군집분석인 K-means법, 자율신경 회로망을 이용한 K-SOM을 사용하여 비교분석하였다. 본 연구는 각 관측치간의 유사성을 측정하여 군집화를 하기 위해 유클리디안 거리를 적용하였으며, 군집의 정확성과 적합성을 판단하기 위해 군집 내 오차(within-group error)를 사용하였다. 분석결과, 군집수 5 이하에서는 K-means법이 우수하게 나타났고, 군집수 14 이상에서는 K-SOM이 우수하게 나타났다. 군집수가 적은 경우에 K-means법이 우수하게 나타난 원인은 탐색적

요인분석을 통한 요인점수를 입력자료로 사용함에 따라 설명변수들간의 다중공선성, 극단치, 이상치 문제 등이 최소화되면서 패턴인식에 대한 학습방법보다는 K-means 군집방법이 더 효과적인 것으로 판단된다. 또한 군집수 5~9사이에서는 Ward법과 K-means법의 군집 성능이 불규칙한 패턴을 보임에 따라 어떠한 통계적 군집분석이 더 우수한지는 보다 세밀한 결과분석이 필요한 것으로 분석되었다. 적정 군집수는 상대적으로 감소하는 총 군집 내 오차를 가지고 결정하였으며, 세 군집분석 모두 적정 군집수가 5로 나타났다.

적정 군집수 5를 토대로 각 군집분석별에 대한 그룹별 표본수와 교통특성을 분석한 결과, Ward법과 K-means법은 그룹3, 4을 제외하고는 전반적으로 근소한 값을 나타냈으며, 그룹3, 4에서는 4개의 설명변수에 대한 변동계수를 토대로 분석한 결과, Ward법보다는 K-means법이 산포의 정도가 더 양호한 것으로 나타났다. 반면에 K-SOM은 전체적으로 산포의 정도가 양호하지 않는 것으로 나타났다.

따라서, 다양한 교통특성을 고려한 도로분류에서 군집수가 적은 경우에는 신경망 이론보다는 통계적인 군집기법이 더 우수한 것으로 나타났으며, 통계적인 군집기법 중에서도 계층적 군집분석인 Ward법보다는 비계층적 군집분석인 K-means법이 더 우수한 것으로 나타났다. 하지만, 군집수가 6~10사이인 경우는 두 통계적인 군집분석 결과를 보다 세밀하게 살펴볼 필요가 있을 것으로 판단된다.

5.2 향후 연구과제

본 연구에서는 도로특성분류를 수행하는데 있어 요인분석을 통해 산출된 요인점수를 군집분석의 입력자료로 사용한 경우, 군집수가 적을 때는 통계적 군집방법이 신경망 기법보다 우수하게 나타났다. 따라서, 통계적 방법 중에서 병합적 계층 군집분석의 8가지 방법(Average linkage, Centroid method, Single method, Median method, EML, Flexible-beta method, McQuitty's similarity analysis, Ward's minimum-variance method)과 비계층적인 군집분석인 K-means method에 대해 보다 다양한 평가지표(R-square 통계량, pseudo-F 통계량, cubic clustering criterion 등)를 통한 세밀한 분석이 필요할 것으로 판단된다.

또한, 도로특성분류에 대한 군집 최적화 문제는 NP-Hard에 해당하기 때문에 최적해(global solution)에 가까운 값을 찾는 것으로, 근사 알고리즘(approximation algorithm)이나 발견적 알고리즘(heuristic algorithm)인 유전자 알고리즘, 퍼지이론 등을 이용한 분석도 추가적으로 수행할 필요가 있다. 이러한 군집기법은 도로특성분류에 대한 최적의 군집방법론과 적정 군집 수를 도출할 수 있을 것으로 판단된다.

본 연구에서는 적정 군집수를 결정할 때 군집의 수가 증가하면서 이 값의 변화폭이 갑자기 커지게 되는 지점을 찾는 방법인 scree test을 선택하였지만, 이는 수학적인 접근방법으로 도출되지 않은 것이기 때문에 정확한 최적해라고 단정하기 어렵다. 따라서 적정 군집수를 결정하는 수학적 기준을 개발하는 것이 필요할 것으로 판단된다.

또한, 교통특성을 고려한 도로분류는 통행발생요소, 통행분포요소, 토지이용요소 등에 따라 변화될 수 있기 때문에 전문가의 이성적인 판단과 이론적인 분석을 병행하는 방법을

모색해보는 것도 필요할 것으로 판단된다.

본 연구에서는 일반국도의 상시조사 자료를 토대로 분석하였으나, 고속도로, 국가지원지방도, 지방도 등에 대한 연구도 병행이 되어야 할 것이다. 이러한 연구결과는 최적 군집방법론을 제시하는데 있어 보다 일반적이고 보편적인 지침을 제공할 수 있을 것으로 판단된다. 또한, 상시조사가 아닌 수시조사의 경우, 본 연구에서 선정한 설명변수를 모두 사용할 수 없기 때문에 상대적으로 다양한 통행특성을 반영하는데 제약이 있다. 따라서, 수시조사지점의 도로특성분류를 위한 설명변수 개발 및 군집분석 방법론도 지속적으로 연구되어야 할 것이다.

감사의 글

이 논문은 국가교통핵심기술개발사업(T406A101 0001-06A010100510)의 지원으로 수행되었기에 이에 감사드립니다.

참고문헌

- 강원의(2001) 일반국도의 수행기능분석에 의한 적정 설계기준 연구, **대한교통학회지**, 대한교통학회, 제19권 제1호, pp. 53-61.
- 건설교통부(1999) **국도기능분류 및 효율적 투자방안 연구**.
- 건설교통부(2000) **도로의 구조·시설기준에 관한 규칙 해설 및 지침**.
- 김주현, 도명식, 정재은(2002) 국도기능분류를 위한 그룹핑 방법론에 관한 연구, **대한교통학회지**, 대한교통학회, 제20권 제5호, pp. 131-144.
- 양병화(2006) **다변량데이터 분석법의 이해**, 커뮤니케이션북스.
- 유완, 정필현(2004) 도로교통량 특성에 의한 국도기능의 분류 및 변화에 대한 연구, **대한국토·도시계획학회지**, 대한국토·도시계획학회, 제39권 제1호, pp. 251-261.
- 임성한, 오주삼(2005) 일반국도 유형분류 및 유형별 교통특성에 관한 연구, **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제25권 제4D호, pp. 555-563.
- 임성한, 오주삼, 김현석(2005) 광광역시도로의 관별 및 교통특성에 관한 연구, **서울도시연구**, 제6권 제1호, pp. 81-92.
- 이순목(1995) **요인분석 : Exploratory factor analysis를 중심으로**, 학지사.
- 이순목(2000) **요인분석의 기초**, 교육과학사.
- 정현영, 권정철(1996) 도로의 구조 및 이용실태분석에 의한 기능 유형화에 관한 연구, **대한국토·도시계획학회지**, 대한국토·도시계획학회, 제31권 제3호, pp. 111-123.
- 조준환, 김성호, 노정현(2008) 탐색적 요인분석을 이용한 도로특성분류에 관한 연구, **대한교통학회지**, 대한교통학회, 제26권 제3호, pp. 53-66.
- Federal Highway Administration (1989, 2001), **Highway Functional Classification : Concepts, Criteria and Procedures**, U.S. Department of Transportation.
- Flaherty, J. (1993) Cluster analysis of arizona automatic traffic record data, **Transportation Research Record 1410**, pp. 93-99.
- Kohonen, T., **Self-Organization and Associative Memory** (1989) Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Lingras, P. (1995) Classifying highways : Hierarchical grouping versus Kohonen neural networks, **Journal of Transportation Engineering**, Vol. 121, No. 4, pp. 364-368.
- Lawrence, J. (1993) **Introduction to Neural Network: design Theory and Application**, California Scientific Software Press.
- Pal, N.R., Bezdek, J.C., and Tsao, E.C. (1993) Generalized clustering networks and Kohonen's self-organizing, **IEEE Transac-**

tion on Neural Networks, Vol. 4, No. 4, pp. 549-557.
Tabachnik, B.G. and Fidell, L.S. (1996), *Using multivariate statistics*, New York: HarperCollins.
Traffic Monitoring Guide, Office of Highway Policy Information (2001) Federal Highway Administration, U.S. Department of Transportation, Washington D.C.

Washington State Department of Transportation (2002) *Guidelines for amending urban boundaries and functional classification*, Planning and Capital Program Management.

(접수일: 2008.11.4/심사일: 2008.12.11/심사완료일: 2009.3.25)