

수도권 지역 직종 숙련의 시공간 분포 변화 : 공간 마르코프 체인 모형을 이용하여

Spatio-Temporal Distribution of Occupational Skills in the Capital Region, Korea: A Spatial Markov Chain Approach

이소현 Lee Sohyeon*, 송창현 Song Changhyun**, 임업 Lim Up***

Abstract

This study aims to predict the spatio-temporal distribution of occupational skills in the capital region by applying the spatial Markov chain model, which combines local spatial statistics with the classic Markov chain. This study calculates the local specialization index of occupational skills in 2000 and 2015 for 70 cities, constructs the transition matrix of the spatial Markov chain model, and then attempts to predict the distribution of occupation skills in 2030. According to our results, cognitive and social skills were found to be more affected by the surrounding area than technical and manual skills. The intensified spatial concentration of cognitive skill and social skill, which are somewhat less likely to be replaced by the development of automation technology, ultimately reveal that the geographic inequality of the labor market will have been intensified. This study suggests that it is necessary to adopt the place-based policy approach considering the spatial effect of occupational skill.

Keywords: Occupational Skills, Cognitive Skill, Social Skill, Place-based Approach, Spatial Markov Chain

I. 서론

우리나라는 수도권의 공간구조 및 기능 분담에 대한 장기적인 전략을 제시하는 ‘수도권광역도시계획’과 인구나 산업의 적정한 분산을 도모하는 ‘수도권정비계획’을 수립하여 시행하고 있다. 하지만 급격한 도시화 시기에 수도권으로의 빠른 인구집중을 가정하고 수립된 수도권 지역의 공간계획들이 인구이동이 다소 완화된 현 상황과 부합하지 않는다는 의견도 제시되

고 있다(조성호 2015; 양승일 2016; 최성호, 박정수, 조무상 2015). 보다 현실성 있는 수도권의 공간계획을 위해서는 수도권의 공간구조와 이러한 구조를 초래한 원인, 그리고 향후 경제적 전망에 대한 이해가 선행될 필요가 있다.

기존의 수도권 연구들은 수도권 지역을 공간적으로 세분화된(Disaggregated) 지역 단위가 아닌 하나의 동질적인(Homogeneous) 지역으로 바라봄으로써 수도권의 내부적 경제구조 변화를 고찰하는 데에 한계가

* 연세대학교 도시공학과 석박사통합과정 수료(제1저자) | Ph.D. Candidate, Dept. of Urban Planning and Engineering, Yonsei Univ. | Primary Author | sohyeonlee@yonsei.ac.kr

** 연세대학교 도시공학과 석박사통합과정 | Ph.D. Candidate, Dept. of Urban Planning and Engineering, Yonsei Univ. | changhyunsong@yonsei.ac.kr

*** 연세대학교 도시공학과 교수(교신저자) | Prof., Dept. of Urban Planning and Engineering, Yonsei Univ. | Corresponding Author | uplim@yonsei.ac.kr

있었다. 또한, 공간분석을 시도한 경우에도 지역별 인구수, 일자리수 등 기초적인 경제 지표들을 중심으로 살펴보는 데에 그치고 있어(손정수, 이상학, 김윤선 2015; 박소현, 김경민, 이금숙 2018), 수도권을 분석 대상으로 하는 대부분의 연구들이 미래의 상황을 예측하는 것까지는 나아가고 있지 못하다는 한계가 있다. 본 논문은 수도권을 대상으로 공간분석을 시도하여 수도권 내부 경제구조를 이해하고, 이를 기초로 단기적 예측을 통한 공간계획적 차원의 시사점을 도출하고자 한다.

특히, 본 논문은 다양한 경제변수 중에서도 숙련(Skill)에 주목한다. 자동화 기술의 발전에 따른 일자리 변동이 숙련과 밀접한 관련을 맺는 것으로 설명되고 있다(Autor and Dorn 2010; Deming 2017; Deming and Kahn 2018). 일자리 변동에 따른 수도권 경제위기에 대응하기 위해서는 수도권 지역 내 숙련의 공간적 분포상 변화를 살펴보고 향후 어떤 변화를 맞이할지 예측할 필요성이 제기된다. 또한, 숙련에 대한 학계의 관심은 전반적으로 저조하며 기존에 진행된 숙련 연구도 다음과 같은 한계를 가지고 있다. 첫째, 주로 숙련의 수직적 분화(고숙련~저숙련)를 살펴보고 있어 수평적 분화(혹은 기능적 분화)를 포착하지 못한다. 따라서 본 논문은 숙련의 수직적 분화와 수평적 변화를 동시에 반영한다. 둘째, 대체로 숙련의 공간적 동력을 고려하지 않는다. 따라서 본 논문은 숙련의 공간효과를 드러낸 지역경제 분야 문헌들을 바탕으로 숙련에 대한 공간분석을 시도한다.

본 논문의 공간적 범위는 수도권이고 공간적 분석 단위는 70개 시군구 지역이다. 시간적 범위는 2000년에서 2030년이고 이 중에서 2015년에서 2030년은 예측을 다룬다. 따라서 본 논문은 3단계의 분석과정으로 구성되는데 첫 번째 단계에서는 숙련의 수평적 분화를 살펴보기 위하여 '한국직업정보시스템' 자료를

바탕으로 요인분석(Factor Analysis)을 시도하여 여러 직종에 내재된 잠재구조를 바탕으로 숙련의 기능적 분류를 시도한다. 이렇게 도출된 숙련 유형을 직종 숙련(Occupational Skill)이라 한다. 두 번째 단계에서는 전역적(Global) Moran's I 통계치를 이용하여 수도권 내 시군구 지역별 숙련도가 공간적으로 상호 의존해 있음을 실증하고, 이를 반영한 사공간 분포 예측을 위하여 세 번째 단계에서 공간 마르코프 체인(Spatial Markov Chain) 모형을 이용한 분석을 시도한다. 즉, 수도권 지역의 70개 시군구를 대상으로 2000년과 2015년의 숙련도를 계산하고, 15년 동안의 변화를 토대로 2030년의 숙련도를 예측하는 과정이다.

결과적으로 본 논문은 수도권 지역을 대상으로 직종 숙련의 사공간 분포상 변화를 예측하는 데에 주요 목적이 있다. 본 논문은 제2장에서 숙련에 대한 이론 및 선행연구를 살펴보고 제3장에서는 연구에 사용될 요인분석과 공간 마르코프 체인을 설명한다. 이어질 제4장에서는 숙련의 사공간 분포를 예측한 결과를 제시하고, 제5장에서는 연구의 의의를 도출하고 공간계획적 시사점을 제시한다.

II. 관련 이론 및 선행연구 검토

1. 숙련의 수직적 차원과 수평적 차원

숙련이란 일련의 작업을 수행할 수 있는 역량을 의미한다(Acemoglu and Autor 2011). 숙련은 개인의 성격이나 사고방식과 같은 심리적 조건, 공식적·비공식적 교육을 통한 학습 및 훈련 등의 제도적 조건, 거주 지역이나 동료 구성과 같은 환경적 조건의 총체적인 작용으로 습득되고 체화된다(Bacolod, Blum and Strange 2010; Tittenbrun 2017).

근로자와 분리되어 존재할 수 없는 숙련은 근로자

에 대한 정보를 바탕으로 간접적으로 추정될 수밖에 없으므로 숙련의 측정은 다양한 방식을 통해 이루어진다. 다만 숙련 연구의 흐름을 살펴볼 때 숙련의 측정은 단순히 교육수준 변수를 이용하여 측정하는 방법으로부터 직종과 관련된 특성에서 유추하여 측정하는 방법으로 발전되어 왔다. 전자의 경우 숙련의 수직적 수준(고숙련~저숙련)만을 측정할 수 있을 뿐이지만, 후자의 경우 숙련의 수직적 차원과 수평적 차원을 모두 측정할 수 있다는 장점이 있다.

1) 교육수준 변수를 이용한 숙련의 수직적 측정

숙련은 1970~1980년대 선진국 노동시장의 구조적 변동을 숙련에 편향된 기술변화(Skill-Biased Technological Change: SBTC)로 설명하는 가설이 등장하면서 측정의 영역에 등장하기 시작했다(Katz and Murphy 1992; Bekman, Bound and Machin 1998). SBTC 가설은 기술변화로 인해서 대졸자가 주로 종사하게 되는 전문직을 비롯한 고숙련 직종의 수요가 증가하는 상황을 입증해야 했기 때문에 숙련수준을 정규 교육과정을 이수한 교육연수로 측정하였다(Cövers and Meriküll 2007; Bacolod, Blum and Strange 2010). 물론 당시에는 공식적 교육과정 이외에 숙련을 습득할 수 있는 비공식적 경로가 부족하여 교육의 영향력이 상대적으로 컸고, 개인 수준에서 조사된 자료가 적어서 교육연수 변수를 이용할 수밖에 없었던 상황이 작용하기도 했다.

특히 인적자본이론(Human Capital Theory)이 주목받으면서 숙련 연구에 대한 관심이 증대되었다(Scott 2010). 인적자본이론이란 게리 베커(Gary S. Becker)의 1964년 저서 「인적자본(Human Capital)」에 기초한 것으로 교육이나 훈련에 대한 개인의 투자가 생산성이나 소득의 증가로 이어지는 과정을 설명한다. 이때의 인적자본이란 광의적으로는 개인에게 체화된 생산역

량을 뜻하며 협의적으로는 개인에 체화된 숙련을 의미하는 것으로, 대부분의 연구에서는 교육수준을 이용해서 측정하는 방법을 이용하였다(Arrazola, Hevia and Carlos 2007; Tittenbrun 2017).

인적자본이론은 도시 및 지역경제 분야의 연구에도 적용되어 특정 도시 및 지역의 높은 경제성장이 시민들의 높은 인적자본 수준으로 설명되기도 하였다(Glaeser and Maré 2001; Combes, Duranton and Gobillon 2008; Rosenthal and Strange 2008). 즉, 도시나 지역과 같은 공간단위에 대한 숙련의 측정은 해당 공간에 거주하는 사람들의 숙련을 측정하는 것을 통해서 시도되었다.

2) 직종 특성 정보를 통한 숙련의 다면적 측정

21세기에 들어서 도시의 번영과 성장은 생산적인 근로자를 끌어들이고 일자리와 적절하게 매치시키며 근로자의 숙련을 개발하는 능력에 의존하는 것으로 설명되고 있다(Glaeser and Shapiro 2003; Mori and Turrini 2005; Bacolod, Blum and Strange 2010). 특히 경제활동의 다양성을 포착하기 위해서 직종 구성을 살펴보기 시작하였으며, 숙련이 집적 및 노동시장에 관한 연구의 중심으로 자리 잡으면서 직종 특성 정보를 통해서 숙련을 측정하는 방법이 등장하기 시작했다(Markusen 2004; Consoli and Sánchez-barrilouengo 2016).

Ingram and Neumann(2006)은 요인분석(Factor Analysis)을 이용해 해당 직종에서 수행하는 일의 특성(최종 생산물, 수행방법과 과정, 수행에 요구되는 지식·도구·장비 등)을 바탕으로 직종 숙련(Occupational Skill)을 산출하는 방법을 처음으로 고안하였다. 직종 숙련을 통한 숙련의 측정은 숙련의 수평적 측면(유형)과 수직적 측면(수준)을 모두 포착할 수 있게 한다는 장점이 있다. 이에 본 논문에서도 직종 숙련을 통한 숙련의 측정을 시도하고자 한다.

2. 숙련의 시공간 분포

숙련의 시공간 분포를 살펴본 연구들은 대부분 교육 연수를 통해 숙련을 측정하여 분석을 시도하거나 직종 구조의 변화를 통해서 숙련의 변화를 추론하고 있다. 이 과정에서 숙련은 인적자본의 일종으로 해석되어 연구되기도 하고, 도시 위계와의 관련성 속에서 연구되기도 한다.

우선, 교육연수를 통해 숙련을 측정하여 분석을 시도한 연구들은 Berry and Glaeser(2005), Glaeser and Maré(2001), Rauch(1993), Simon and Nardinelli(2002) 등이 있다. 이들 연구는 평균교육연수가 높은 도시일수록 도시 생산성 성장률이 높다는 것을 보여주었다. 이와 관련하여 Scott(2010)은 1980~2000년 미국 대도시 지역을 대상으로 숙련으로 측정된 인적자본의 구조적 변화를 분석하였다. 분석결과에 따르면, 인적자본의 형태는 인지·문화적 숙련을 요구하는 노동업무에 중점을 두고 있으며, 인지·문화적 숙련은 대도시 지역에서 가장 집중적으로 축적되고 있는 것으로 나타났다.

다음으로, 직종 구조의 변화를 살펴본 연구들은 Autor, Levy and Murnane(2003), Autor and Dorn(2010) 등이 있다. 이들 연구는 단순반복업무(Routine Task)를 주로 수행하는 직종의 고용 비중은 줄어들었지만, 비단순반복업무(Non-routine Task)를 수행하는 직종의 비중은 증가하였음을 보여주고 있다. 이때 비단순반복업무는 주로 인지적 숙련과 상호적 숙련을 요구하는 직종에서 수행되는 것들이다. 이와 관련하여 Deming(2017)은 자동화 기술이 발전함에 따라 인지적 숙련을 요구하는 직종까지도 컴퓨터에 의해 대체될 수 있기 때문에 상호적 숙련의 중요성이 더욱 증가할 것이라고 보았다.

일반적으로 도시 위계가 높은 지역은 지휘·통제 활동 및 고도로 집적된 혁신 부문과 같은 고차원적 기능

을 수행하는 것으로 알려져 있다. 따라서 숙련의 시공간 분포는 도시 위계와 관련하여 연구되기도 한다. Bacolod, Blum and Strange(2009), Scott and Mantegna(2009), Abel, Gabe and Stolarick(2014) 등의 연구에 따르면, 위계가 높은 지역에는 인지적 숙련과 상호적 숙련이 집중되어 있고, 위계가 낮은 지역에는 기술적 숙련과 육체적 숙련이 집중하는 경향이 있는 것으로 나타났다.

미국 50개 대도시권 지역의 직종 구조를 분석한 Markusen and Schrock(2006)에 따르면, 도시 위계가 유사한 지역들 사이에서도 상당한 직종 차별성(Occupational Distinctiveness)이 있는 것으로 나타나 도시 위계에 따른 경제적 기능의 배분이 점차 보장되지 않을 가능성이 있음을 밝히고 있다. 이는 해당 도시로 기업, 근로자, 거주자를 끌어들이기 위해 여러 도시가 경쟁 관계에 놓인 다른 도시와의 차별화를 추구하면서 나타나는 현상으로 해석된다.

III. 분석방법

본 논문은 수도권 지역 직종 숙련의 시공간 분포상 변화를 살펴보는 과정에서 3가지의 분석단계를 거친다(<Table 1> 참조). 이번 장에서는 본 논문에서 주로 활용되는 분석방법인 요인분석과 공간 마르코프 체인에 대해서 살펴본다.

1. 요인분석

근로자가 어떤 직종에 종사하고 있다면 해당 직종에서 요구되는 숙련을 체화하고 있다고 기대할 수 있다. 이때 특정 직종에서 업무를 수행하는 데에 요구되는 숙련, 즉, 직종 숙련은 해당 직종의 업무를 수행하는 데에 필요한 능력들이 무엇인지를 조사한 자료로부터 잠재

Table 1 _ Analysis Process

	Input	Method	Output
Step 1. Deriving Occupational Skills			
1	Job Performance Competency Variables from 'Korea Network for Occupations and Workers'	FA	[1] Categorization of Occupational Skills (→ <Table 2>)
			[2] Factor Score by Occupation by Occupational Skills
Step 2. Identifying Spatial Effects of Occupational Skills			
2-1	Output [2] & N of Workers by Occupation from 'Population Census'	Mathematical Calculation	[3] Local Specialization Index of Occupational Skills (→ <Table 3>)
2-2	Output [3] & Statistical Map	ESDA	[4] Global Moran's <i>I</i> Statistics (→ <Table 3>)
			[5] Spatial Lag Values
Step 3. Predicting Spatio-Temporal Distributional Changes of Occupational Skills			
3-1	Output [3] & Output [5]	SMC	[6] Transition Matrix of SMC from 2000 to 2015 (→ <Table 5>)
3-2	Output [6]		[7] Transition Matrix of SMC from 2000 to 2030 (→ <Table 6>)

Note: FA, ESDA, and SMC are the abbreviation for factor analysis, exploratory spatial data analysis, and spatial Markov chain respectively.

적 구조를 파악하여 산출될 수 있다. 따라서 근로자의 직종이 무엇이고, 해당 직종에서 필요로 하는 업무수행능력이 무엇인가가 주어진다면, 이러한 정보를 바탕으로 근로자가 어떤 유형의 숙련을 어느 정도의 수준으로 가지는지를 평가할 수 있다. 이를 위해 본 논문은 업무수행능력 자료의 잠재적 구조로부터 직종 숙련을 도출하기 위해 요인분석(Factor Analysis)을 이용한다.

요인분석은 현상의 잠재적 구조를 살펴볼 때 유용한 기법으로서 현상을 관측한 변수들의 상호연관성을 바탕으로 관측되지 않는 공통요인(Common Factor)을 추출한다(Thompson 2004). 단순히 관측치 간의 상관관계를 변수들의 잠재적 구조로 치환하지 않는 것은 모든 척도가 동일한 기초 구조를 이룬다고 가정하기 어렵기 때문이다(Fabrigar and Wegener 2011). 요인분석에 앞서 관측치 간 상관관계의 기본구조에 대한 명확한 기대치가 없다면 탐색적(Exploratory) 요인분석을, 공통요인의 수와 각 공통요소에 영향을 줄 구체적인 조치에 대한 명확한 예측이 가능하다면 확인적

(Confirmatory) 요인분석을 수행할 수 있다. 본 논문에서는 탐색적 요인분석의 과정을 적용하여 진행된다.

요인분석을 행렬 대수의 형태로 수학적으로 표현하면 다음과 같다.

$$P = \Lambda\Phi\Lambda^T + D_\psi \quad \text{<식 1>}$$

이때 행렬 P 는 관심 있는 관측치들의 모집단 상관행렬을, 행렬 Λ 는 측정된 변수에 대한 공통인자의 선형 영향의 강도와 방향을 나타낸다. 행렬 Λ 는 요인적재 행렬로 불리고, 이 행렬의 열과 행은 각각 공통요인과 측정된 변수로 구성된다. 다음으로 행렬 Φ 는 공통요인들의 상관행렬을, 행렬 D_ψ 는 측정된 변수에 대한 고유인자(Unique Factor)의 공분산 행렬을 나타낸다. 결과적으로 요인분석은 행렬 P 를 행렬 Λ , Φ , D_ψ 로 분해하는 과정으로 해석될 수 있고, 이 과정에서 어떠한 가정을 도입하는지에 따라서 다양한 결과가 산출될 수 있다.

2. 공간 마르코프 체인

본 논문은 고전적 마르코프 체인 모형을 확장한 공간 마르코프 체인(Spatial Markov Chain) 모형을 이용하여 숙련의 시공간 분포를 예측한다. 고전적 마르코프 체인 모형은 미래의 상태가 과거 시점의 상태에는 독립적이고 현재 시점의 상태에만 의존하는 특성(마르코프 특성)을 가지는 확률 모형이다. 고전적 마르코프 체인 모형은 체계의 기존 변화 패턴을 바탕으로 미래의 변동을 예측할 수는 있지만 시간의존성만 모형에 반영할 뿐 공간의존성(Spatial Dependence)을 고려하지 못하는 한계를 가진다. 따라서 본 논문에서는 고전적 마르코프 체인 모형에 국지적 공간통계량(Local Spatial Statistics)을 결합하여 공간의존성을 반영하게 해주는 공간 마르코프 체인 모형을 분석에 이용한다.

우선, 고전적 마르코프 체인 모형은 마르코프 특성을 가진 확률변수(Random Variables) X_i 로 구성되며 다음과 같이 수식화된다.

$$\begin{aligned} \Pr(X_{n+1} = x | X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n) \\ = \Pr(X_{n+1} = x | X_n = x_n) \end{aligned} \quad \text{<식 2>}$$

이때 X_i 의 가능한 값은 체인의 상태 공간(State Space)으로 불리는 집합 S 를 구성한다. 마르코프 체인은 n 시점에서 $n+1$ 시점으로의 전이행렬(Transition Matrix) P 로 표현될 수 있고, 이때 행렬의 원소 P_{ij} 는 현재 시점에서 j 상태가 주어진 상황에서 미래 시점에 i 상태로 전이될 확률을 나타낸다(Ching, Huang, Ng and Tak 2006). 한편, 상태들의 분포는 $x^{(n+1)} = x^{(n)}P$ 의 관계를 갖는 확률 행벡터 x 로 설명될 수 있다. 예를 들어, n 시점에서 시스템이 상태 $x^{(n)}$ 에 있다면, 세 번의 시점 이동 이후 $n+3$ 시점에서 분포는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} x^{(n+3)} &= x^{(n+2)}P = (x^{(n+1)}P)P \\ &= ((x^{(n)}P)P)P = x^{(n)}P^3 \end{aligned} \quad \text{<식 3>}$$

다음으로, 공간 마르코프 체인 모형은 고전적 마르코프 체인 모형에 공간래그(Spatial Lag)를 추가하여 $(k \times k)$ 행렬을 $(k \times k \times k)$ 행렬로 분해한 것이다(Rey 2001). 이때 공간래그란 인접 위치에서 관측된 값들의 가중 합(Weighted Sum)으로 공간래그변수(Spatially Lagged Variable)라고도 불린다(Anselin 2003). 공간래그를 행 표준화된(Row-standardized) 공간가중행렬(Spatial Weights Matrix) W 를 이용하여 행렬로 간단히 표현하면 y 의 공간래그 Wy 이고, i 지역의 공간래그 관측치 $[Wy]_i$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$[Wy]_i = \sum_{j=1}^n w_{ij}y_j \quad \text{<식 4>}$$

이때 공간가중행렬이란 지역 간 공간인접성(Spatial Contiguity)을 행렬의 형식으로 표현한 것으로 인접해 있는 여부를 이용하여 구축한다.

고전적 마르코프 행렬과 공간 마르코프 행렬을 비교하여 살펴보면 <Figure 1>와 같다. 고전적 마르코프 체인 모형에서는 하위→중위집단 이동의 전이확률이 단순하게 P_{LM} 로 표현되지만, 공간 마르코프 체인 모형에서는 인접한 지역의 위치에 따라 $P_{LM|L}$, $P_{LM|M}$, $P_{LM|H}$ 로 세분된다. 예를 들어, $P_{ML|L}$ 은 이전 시점(n)에서 인접 지역과 대상지역이 모두 하위 집단일 때, 다음 시점($n+1$)에서는 대상지역이 중위 집단으로 전이할 확률을 의미한다.

본 논문에서 공간 마르코프 체인 모형의 적용은 다음 과정을 따른다. 첫째, 수도권 지역 70개 시군구를 대상으로 2000년과 2015년의 지역별 숙련특화도를 계산한 후 점수에 따라 하위집단(23개 지역), 중위집

Figure 1_Classic Markov Chain and Spatial Markov Chain

<Classic Markov Chain>					<Spatial Markov Chain>					
t_0	t_1			Sum	t_0 Spatial Lag	t_0	t_1			Sum
	Low	Med.	High				Low	Med.	High	
Low	P_{LL}	P_{LM}	P_{LH}	1	Low	Low	$P_{LL L}$	$P_{LM L}$	$P_{LH L}$	1
Med.	P_{ML}	P_{MM}	P_{MH}	1		Med.	$P_{ML L}$	$P_{MM L}$	$P_{MH L}$	1
High	P_{HL}	P_{HM}	P_{HH}	1		High	$P_{HL L}$	$P_{HM L}$	$P_{HH L}$	1
					Med.	Low	$P_{LL M}$	$P_{LM M}$	$P_{LH M}$	1
						Med.	$P_{ML M}$	$P_{MM M}$	$P_{MH M}$	1
						High	$P_{HL M}$	$P_{HM M}$	$P_{HH M}$	1
					High	Low	$P_{LL H}$	$P_{LM H}$	$P_{LH H}$	1
						Med.	$P_{ML H}$	$P_{MM H}$	$P_{MH H}$	1
						High	$P_{HL H}$	$P_{HM H}$	$P_{HH H}$	1

단(24개 지역), 상위집단(23개 지역)으로 구분한다. 둘째, 2000년의 지역별 숙련특화도와 지역 간 행 표준화된 공간가중행렬 W 를 이용하여 공차를 구한 다음, 이를 기준으로 하위집단, 중위집단, 상위집단으로 구분한다. 셋째, 3가지 기준에 따른 집단 구분을 토대로 전이행렬 $P_{2000-2015}$ 을 구축한다. 그리고 향후 15년 동안 동일한 전이 패턴을 유지할 것이라는 가정으로, 2030년의 전이행렬($P_{2030} = P_{2000-2015} \times P_{2000-2015}$)을 구한다.

IV. 분석결과

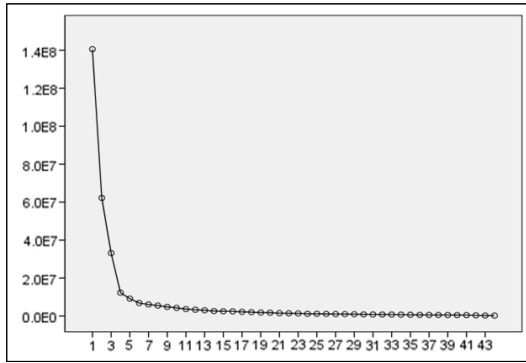
1. 직종 숙련의 도출

직종 숙련을 도출하기 위해서는 개별 직종의 업무수행에 요구되는 능력을 조사한 자료를 바탕으로 요인분석을 시행하여 다양한 직종들의 내부에 잠재된 구조를 드러내야 한다. 이러한 방법을 처음으로 적용한 Ingram and Neumann(2006)은 미국 '직업 사전(Dictionary of Occupational Titles)'의 53개 변수를 투입하여 4개의 직종 숙련(지능적, 미세운동, 종합운동,

육체적 숙련)을 도출한 바 있다. 본 논문에서는 2018년 '한국직업정보시스템'의 업무수행능력에 대한 문항을 분석에 이용하였다. 이 자료는 고용직업분류(KECO)의 세분류(4-digit)를 기준으로 700여 개의 직종에 대한 정보를 제공하고 있으나 다음 단계의 분석에 이용되는 '인구총조사' 자료가 표준직업분류(KSCO)의 소분류(3-digit) 수준이기 때문에 자료 연계를 위하여 147개 직종을 분석대상으로 하였다.

본 논문은 주어진 정보 내부의 구조를 추출하는 데에 요인분석을 이용하고 있으며, 다양한 추출모형 중에서도 공통요인분석의 일종인 주축요인추출(Principal Axis Factoring)을 이용하였다. 또한 요인분석을 통해 추출된 개별 직종 숙련은 서로 연계된 정도가 낮아야 하므로 요인 간 요인부하량의 공분산을 최소화시켜주는 사각 회전(Oblique Rotation)의 직접 오블리민(Direct Oblimin) 방식을 이용하였다. 탐색적인 분석을 통해 산출된 스크리 도표(Scree Plot)를 확인한 결과, 147개 직종에 대한 44개 업무수행능력 자료는 4개의 직종 숙련으로 구성되고 이는 전체 분산의 약 80%를 설명하는 것으로 나타났다(<Figure 2> 참조). 그리고 KMO 측도는 0.95(>0.50), Bartlett의 구형성 검정 결

Figure 2_Scree Plot



Note: The x-axis is the factor number, and the y-axis is the eigenvalue.

과는 $\chi^2=45,862.27(df=946, p<0.01)$ 로 나타나 요인분석의 적합성이 확인되었다.

요인분석을 통해 네 개의 직종 숙련을 추출한 결과 <Table 2>와 같이 나타났다. 첫 번째 요인에는 인적 자원관리, 재정관리, 협상, 설득, 판단과 의사결정, 물적자원관리, 사람파악, 행동조정, 모니터링, 서비스지향, 조직체계의 분석 및 평가, 시간관리, 문제해결, 말하기라는 14개의 업무수행능력이 포함되고, 전체 분산의 약 21.5%를 설명하는 것으로 나타났다. 이러한 업무수행능력들은 대체로 사람들과 상호작용하는 과정에서 요구되는 특징을 가지므로 ‘상호적 숙련(Social Skill)’이라고 명명될 수 있다.

두 번째 요인에는 장비선정, 설치, 기술설계, 장비의 유지, 기술분석, 고장의 발견 및 수리, 조작 및 통제, 품질관리분석, 작동점검이라는 9개의 업무수행능력이 포함되고, 전체 분산의 약 19.9%를 설명하는 것으로 나타났다. 이러한 업무수행능력들은 대체로 기계적 장치를 작동하고 관리하는 과정에서 요구되는 특징을 가지므로 ‘기술적 숙련(Technical Skill)’으로 명명될 수 있다.

세 번째 요인에는 반응시간과 속도, 움직임 통제, 유연성 및 균형, 청력, 시력, 신체적 강인성, 정교한

동작이라는 7개의 업무수행능력이 포함되고, 전체 분산의 약 7.2%를 설명하는 것으로 나타났다. 이러한 업무수행능력들은 대체로 육체를 활용하여 업무를 수행하는 과정에서 요구되는 특징을 가지기 때문에 ‘육체적 숙련(Manual Skill)’이라고 명명될 수 있다.

네 번째 요인에는 읽고 이해하기, 듣고 이해하기, 전산, 학습전략, 글쓰기, 기억력, 선택적 집중력, 범주화, 논리적 분석, 추리력, 수리력, 창의력, 가르치기, 공간지각력이라는 14개의 업무수행능력이 포함되고, 전체 분산의 약 3.0%를 설명하는 것으로 나타났다. 이러한 업무수행능력들은 대체로 두뇌를 활용하여 인지적 업무를 수행하는 과정에서 요구되는 특징을 가지므로 ‘인지적 숙련(Cognitive Skill)’이라고 명명되었다.

따라서 본 논문의 분석결과를 국내의 선행연구들과 비교하여 살펴보면 다음과 같다. 황수경(2007)은 2005년 ‘한국직업사전’의 13개 변수를 이용하여 4개의 직종 숙련(인지적, 육체적, 미세, 상호적 숙련)을 도출하고 이현영, 임업, 최예술, 김민영(2014)과 장혜원, 김혜원(2014)은 2012년 ‘한국직업사전’의 13개 변수를 이용하여 각각 3개의 직종 숙련(인지적, 감각적, 육체적 숙련)과 4개의 직종 숙련(인지적, 신체적, 조직적, 소통적 숙련)을 도출하였다. 위의 연구들은 본 논문과 유사한 방법으로 직종 숙련을 도출하고 있으나 투입된 정보의 양이 부족하여 정밀한 수준의 분석을 시행하지 못한 한계가 있다. 이러한 한계를 반영하고자 김민영, 이소현, 임업(2016)은 2012년 ‘한국직업정보시스템’의 44개 업무수행능력 변수를 이용하여 3개의 직종 숙련(인지 및 상호적, 기술적, 육체적 숙련)을 도출하였다. 그러나 이 연구는 서로 구분되는 특성을 가지는 인지적 숙련과 상호적 숙련을 구별해내지 못하고 하나의 숙련으로 추출한 한계를 여전히 가지고 있다. 본 논문은 개선된 자료를 바탕으로 서로 뚜렷하

Table 2_ Results of Factor Analysis

Variables	Factor 1 (Social Skill)		Factor 2 (Technical Skill)		Factor 3 (Manual Skill)		Factor 4 (Cognitive Skill)	
	PE	SE	PE	SE	PE	SE	PE	SE
Human Resource Management	0.979	0.956	0.044	0.046	-0.002	-0.070	0.035	-0.604
Financial Management	0.973	0.904	-0.021	-0.056	-0.151	-0.229	0.124	-0.516
Negotiation	0.908	0.885	-0.095	-0.117	-0.105	-0.198	0.047	-0.545
Persuasion	0.809	0.902	-0.225	-0.219	-0.013	-0.136	-0.144	-0.662
Judgment and Decision Making	0.781	0.934	0.133	0.151	0.021	-0.026	-0.237	-0.750
Material Resource Management	0.766	0.696	0.217	0.214	-0.004	-0.013	0.110	-0.398
People Identification	0.746	0.867	-0.370	-0.333	0.118	-0.036	-0.204	-0.668
Behavior Adjustment	0.701	0.890	-0.207	-0.149	0.190	0.071	-0.317	-0.754
Monitoring	0.685	0.904	0.086	0.098	-0.018	-0.072	-0.334	-0.785
Service Oriented	0.665	0.727	-0.335	-0.298	0.133	-0.002	-0.114	-0.526
Analysis and Evaluation of Organizational Structure	0.648	0.795	0.409	0.402	-0.082	-0.055	-0.213	-0.657
Time Management	0.593	0.861	-0.002	0.040	0.100	0.029	-0.424	-0.805
Problem Solving	0.583	0.864	0.283	0.285	-0.083	-0.089	-0.419	-0.815
Speaking	0.551	0.815	-0.321	-0.280	0.095	-0.043	-0.419	-0.759
Equipment Selection	0.107	0.139	0.884	0.910	0.102	0.286	-0.057	-0.159
Installation	-0.077	-0.100	0.869	0.882	0.069	0.269	0.033	0.050
Engineering	0.022	0.232	0.813	0.815	-0.047	0.115	-0.312	-0.363
Maintenance of Equipment	-0.121	-0.253	0.811	0.861	0.262	0.461	0.175	0.233
Technical Analysis	0.156	0.415	0.791	0.790	-0.082	0.061	-0.384	-0.523
Detecting and Repairing Faults	-0.142	-0.277	0.776	0.817	0.224	0.417	0.183	0.255
Manipulation and Control	-0.151	-0.142	0.758	0.824	0.289	0.467	-0.046	0.035
Quality Control Analysis	0.173	0.267	0.730	0.689	-0.208	-0.067	-0.115	-0.269
Operation Check	-0.152	-0.303	0.726	0.782	0.290	0.473	0.199	0.283
Reaction Time and Speed	-0.040	-0.141	0.115	0.290	0.797	0.829	0.056	0.117
Motion Control	-0.064	-0.285	0.387	0.536	0.721	0.825	0.251	0.314
Flexibility and Balance	0.108	-0.181	0.125	0.262	0.685	0.722	0.359	0.319
Hearing Ability	0.052	0.190	-0.101	0.061	0.671	0.630	-0.297	-0.292
Vision	-0.179	0.001	0.025	0.185	0.657	0.658	-0.359	-0.210
Physical Strength	0.084	-0.244	0.195	0.293	0.527	0.586	0.440	0.404
Sophisticated Behavior	-0.143	-0.265	0.404	0.508	0.495	0.603	0.128	0.229
Read and Understand	0.312	0.794	-0.008	0.014	-0.042	-0.107	-0.734	-0.939
Listening and Understanding	0.383	0.820	-0.084	-0.052	0.009	-0.075	-0.673	-0.918
Data Processing	0.077	0.536	0.327	0.293	-0.283	-0.251	-0.667	-0.746
Learning Strategy	0.344	0.763	0.058	0.104	0.075	0.027	-0.654	-0.876
Writing	0.378	0.808	-0.035	-0.026	-0.088	-0.160	-0.650	-0.899
Memory	0.341	0.737	-0.246	-0.157	0.273	0.157	-0.643	-0.841
Selective Concentration	0.201	0.582	0.075	0.191	0.401	0.368	-0.635	-0.749
Categorization	0.386	0.795	0.225	0.250	-0.013	-0.027	-0.624	-0.886
Logical Analysis	0.392	0.805	0.173	0.163	-0.171	-0.196	-0.612	-0.883
Literacy	0.381	0.770	0.212	0.205	-0.147	-0.161	-0.579	-0.843
Numeracy	0.327	0.692	0.275	0.251	-0.215	-0.208	-0.532	-0.767
Creativity	0.356	0.688	0.111	0.131	-0.016	-0.046	-0.507	-0.745
Teaching	0.442	0.759	0.017	0.068	0.124	0.066	-0.503	-0.785
Space Perception	0.289	0.567	0.097	0.214	0.431	0.405	-0.481	-0.651
Eigenvalue	21.466		8.743		3.160		1.340	
% Total Variance	48.785		19.870		7.181		3.045	
Cumulative % Variance	48.785		68.656		75.837		78.882	
N of Items	14		9		7		14	
Cronbach's Alpha	0.976		0.948		0.881		0.974	

Note: PE and SE are the abbreviation for pattern coefficients and structure coefficients respectively.

게 구별되는 4개의 직종 숙련을 도출했다는 점에서 차별성이 있다.

2. 숙련특화도의 공간효과 실증

직종 숙련의 공간분포를 살펴보기 위해서는 근로자에 대한 공간정보를 이용하여 공간정보가 아닌 직종 숙련 자료를 특정 공간단위에서의 직종 숙련 자료로 변형하는 작업이 요구된다. 이를 위해 본 논문은 Scott(2010)의 방식을 응용하여 고안된 숙련특화도(Specialization Index of Occupational Skills)를 이용하였다. 숙련특화도는 대상 지역의 직종 숙련이 다른 지역에 비교해 특화된 정도를 나타내는 지표로 i 지역의 직종 숙련 k 에 대한 숙련특화도 $S_{i,k}$ 는 i 지역에서 직종 숙련 k 의 상위 30%에 속하는 직종 종사자수 $e_{i,k}$ 를 i 지역의 전체 종사자수로 나눈 값($S_{i,k} = e_{i,k} / E_i$)으로 계산될 수 있다.

본 논문은 직종 숙련의 시공간분석을 위하여 시군구 단위에서 조사되어 있고 시계열 자료를 구할 수 있는 ‘인구총조사’의 시군구별 종사자수 자료를 이용하였다. 이 자료는 근로자에 대한 거주지 정보를 제공하기 때문에 본 논문의 분석결과에서 나타나는 숙련특화도의 공간효과는 해당 직종 숙련을 체화하고 있는 근로자가 밀집하여 거주한 지역들이 서로 인접해 있어서 발생하는 효과라고 할 수 있다.

수도권 지역의 70개 시군구를 대상으로 직종 숙련별 숙련특화도를 산출한 결과 <Table 3>과 같다. 기술통계량을 살펴본 결과에 의하면 2000년과 2015년 모두 상호적, 인지적, 기술적, 육체적 숙련의 순서로 지역간 편차가 큰 것으로 나타났다. 특히 상호적 숙련과 인지적 숙련의 경우 다른 직종 숙련들보다 최댓값과 최솟값의 차이가 큰 것을 알 수 있었다. 이를 통해서 상호적 숙련이나 인지적 숙련은 수도권 지역 전체

에 걸쳐서 불균등하게 분포되어 있을 뿐만 아니라 상위지역에 집중적으로 몰려 있음을 예상해볼 수 있다. 즉, 상호적 숙련과 인지적 숙련의 지리적 불평등이 다른 직종 숙련들에 비해서 높은 것으로 해석될 수 있다.

개별 시군구 지역들이 서로 독립적이어서 영향을 주고받지 않는다면 2000년과 2015년의 변화를 바탕으로 고전적 마르코프 체인 모형을 적용하여 2030년의 결과를 예상해볼 수 있다. 그러나 개별 시군구 지역들이 서로 독립적이지 않고 영향을 주고받고 있다면 이러한 공간효과를 반영하여 예측해야 더욱 정확한 결과를 얻을 수 있다. 따라서 본 논문에서는 숙련특화도의 공간효과를 확인하기 위해 전역적 Moran's I 통계량을 이용하였다. 이 통계량을 이용하여 서로 인접한 지역들끼리 그 수치가 연관된 정도, 즉 공간적 자기상관(Spatial Autocorrelation)을 측정할 수 있다. 수식으로 살펴보면 다음과 같다.

$$I = \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} (x_i - \mu)(x_j - \mu)}{\sum_i (x_i - \mu)^2} \quad \text{<식 5>}$$

이때 x_i 와 x_j 는 각각 i 지역과 j 지역의 숙련특화도, μ 는 숙련특화도의 전체 평균값, 그리고 w_{ij} 는 행 표준화된 공간가중행렬의 요소를 나타낸다. 본 논문에서는 면이나 꼭짓점이 인접한 지역간 관계를 1로, 그렇지 않은 관계를 0으로 설정하는 퀸(Queen) 행렬을 이용하였다.

전역적 Moran's I 통계량은 0에서 1 사이의 값을 가지는데 0보다 클수록 인접한 지역들의 값이 서로 유사한 정도가 큰 것을 의미하고 이때 해당 자료는 공간적 자기상관을 보인다고 해석될 수 있다. 분석결과에 의하면(<Table 3> 참조), 숙련특화도의 Moran's I 통계량은 연도와 직종 숙련의 유형과 관계없이 통

Table 3 _ Statistics of Specialization Index of Occupational Skills

Occupational Skills	Year	Mean	S.D.	Min	Max	Global Moran's <i>I</i>
Cognitive Skill	2000	0.242	0.079	0.088	0.481	0.423 ^{***}
	2015	0.270	0.075	0.137	0.486	0.447 ^{***}
Social Skill	2000	0.283	0.094	0.131	0.576	0.353 ^{***}
	2015	0.334	0.090	0.144	0.584	0.455 ^{***}
Technical Skill	2000	0.185	0.041	0.092	0.311	0.209 ^{***}
	2015	0.135	0.026	0.070	0.216	0.415 ^{***}
Manual Skill	2000	0.198	0.027	0.099	0.254	0.309 ^{***}
	2015	0.221	0.018	0.157	0.249	0.164 ^{***}

Note: ^{***}p<0.01

계적으로 유의한 0보다 큰 값을 가지는 것으로 나타나 공간적 자기상관을 보이는 것으로 실증되었다. 특히 상호적 숙련과 인지적 숙련의 Moran's *I* 통계량은 다른 직종 숙련에 비해 큰 값으로 산출되었기 때문에 인접 지역 간 상호 영향이 다소 큰 것으로 예상해볼 수 있다. 즉, 직종 숙련의 시공간 분포는 공간효과를 가지는 것으로 해석될 수 있다.

3. 직종 숙련의 시공간 분포 예측

본 논문에서는 2000년과 2015년의 시군구별 숙련특화도 자료를 바탕으로 15년간의 변화가 동일하게 진행되는 가정하여 2030년의 상황을 예측해보고자 한다. 이러한 가정이 수도권 지역에서 발생한 일련의 사회경제적 변화(인구 고령화의 심화, 2008년 경제위기, 수도권 규제에 따른 제조업 시설 이전, 세종시 출범 등)가 2015~2030년에도 유사하게 반복됨을 내포하고 있다. 만약 수도권 지역의 외부에서 진행되는 변화가 수도권 내부에 미치는 영향이 개별 시군구별로 상이하게 작용한다면 이러한 가정을 유지하기 어려우나, 그 변화의 영향이 시군구별로 유사하게 작용할 것으로 가정할 경우 분석결과와 해석에는 큰 무리는 없

을 것으로 보인다.

1) 고전적 마르코프 체인

고전적 마르코프 체인 모형을 적용하는 과정에서 전체 70개 시군구를 숙련특화도 점수에 따라 하위 집단(23개 지역), 중위 집단(24개 지역), 상위 집단(23개 지역)으로 구분하였다. 개별 시군구 지역들이 서로 독립적인 변화를 보인다는 가정하에 고전적 마르코프 체인 모형을 이용하여 구축한 전이확률 행렬은 <Table 4>와 같다. 분석결과에 의하면 위계를 유지할 확률(P_{LL} , P_{MM} , P_{HH})은 기술적 숙련의 경우에만 다소 낮은 것($P_{LL}=0.39$, $P_{MM}=0.38$, $P_{HH}=0.39$)으로 나타났다. 즉, 상호적, 인지적, 육체적 숙련은 위계를 유지하기보다 변동할 수 있는 가능성이 크지만, 기술적 숙련은 위계가 변동될 가능성이 더 큰 것으로 나타났다. 따라서 상호적, 인지적, 육체적 숙련의 경우 시간이 지나더라도 분포상의 변화가 크지 않아 기존의 지리적 불평등이 계속 유지될 것으로 예상된다.

고전적 마르코프 체인 모형을 이용한 결과는 단순히 개별 지역을 독립적으로 살펴보기 때문에 지역들이 모여서 형성되는 군집의 차원에서 군집이 더욱 밀

Table 4 _ Transition Matrix of Classic Markov Chain from 2000 to 2015($N=70$)

2000, TA	2015, TA, Cognitive Skill			2015, TA, Social Skill			2015, TA, Technical Skill			2015, TA, Manual Skill		
	Low	Med.	High	Low	Med.	High	Low	Med.	High	Low	Med.	High
Low	0.78	0.13	0.09	0.57	0.30	0.13	0.39	0.26	0.35	0.87	0.13	0.00
Med.	0.21	0.58	0.21	0.17	0.50	0.33	0.38	0.38	0.25	0.13	0.54	0.33
High	0.00	0.30	0.70	0.26	0.22	0.52	0.22	0.39	0.39	0.00	0.35	0.65

Note: TA is an abbreviation for target area.

집하거나 완화될 가능성에 관한 예측을 수행하기는 어렵다. 각 지역이 개별적으로 변동할 가능성과 어떤 군집 내에서 특정 지역이 변동할 가능성을 구분하는 것은 개별 지역 차원에서의 계획이 수립되어야 할지 혹은 군집 차원에서의 공간계획이 수립되어야 할지를 판단하는 데에 도움이 되며, 이를 위해 공간 마르코프 체인 모형을 적용할 필요가 있다.

2) 공간 마르코프 체인

공간 마르코프 체인에 반영되는 공간효과의 기본적인 논리는 대상 지역의 2015년 숙련특화도가 대상 지역의 2000년 숙련특화도와 인접 지역들의 2000년 숙련

특화도 값의 가중 합(공간래그 관측치)의 영향을 받는다는 것이다. 따라서 군집이 유지될 확률을 살펴보기 위해서는 대상 지역의 위계와 주변 지역들의 위계가 같은 상황에서 시간이 흐르더라도 대상 지역의 위계가 동일하게 유지될 확률(P_{LLL} , P_{MMM} , P_{HHH})이 높은지를 확인하여야 한다.

2000년에서 2015년까지 자료를 바탕으로 공간 마르코프 체인 모형을 적용하여 전이확률 행렬을 구축한 결과는 <Table 5>와 같고, 이와 같은 15년의 변화가 향후 15년간 그대로 진행된다고 가정한 상황에서 2030년의 전이행렬을 예측한 결과는 <Table 6>과 같다. 기존의 변화가 계속된다는 가정을 바탕으로 예측을 수행하였기 때문에 두 개의 결과표는 큰 차이를 보

Table 5 _ Transition Matrix of Spatial Markov Chain from 2000 to 2015($N=70$)

2000, TA, Spatial Lag	2000, TA	2015, TA, Cognitive Skill			2015, TA, Social Skill			2015, TA, Technical Skill			2015, TA, Manual Skill		
		Low	Med.	High	Low	Med.	High	Low	Med.	High	Low	Med.	High
Low	Low	0.89	0.11	0.00	0.94	0.06	0.00	0.71	0.21	0.07	0.23	0.23	0.54
	Med.	0.40	0.40	0.20	0.25	0.75	0.00	0.14	0.57	0.29	0.20	0.60	0.20
	High	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.50	0.50	0.00	0.50	0.00	0.40	0.60
Med.	Low	0.75	0.25	0.00	0.33	0.33	0.33	0.20	0.60	0.20	0.71	0.14	0.14
	Med.	0.06	0.56	0.38	0.29	0.57	0.14	0.20	0.40	0.40	0.45	0.36	0.18
	High	0.00	0.50	0.50	0.00	0.43	0.57	0.22	0.11	0.67	0.33	0.33	0.33
High	Low	1.00	0.00	0.00	0.33	0.33	0.33	0.50	0.25	0.25	0.33	0.67	0.00
	Med.	0.00	0.67	0.33	0.00	0.50	0.50	0.14	0.57	0.29	0.38	0.25	0.38
	High	0.00	0.32	0.68	0.00	0.21	0.79	0.25	0.33	0.42	0.25	0.42	0.33

Note: TA is an abbreviation for target area.

Table 6 _ Transition Matrix of Spatial Markov Chain from 2000 to 2030(N=70)

2000, TA, Spatial Lag	2000, TA	2030, TA Cognitive Skill			2030, TA Social Skill			2030, TA Technical Skill			2030, TA Manual Skill		
		Low	Med.	High	Low	Med.	High	Low	Med.	High	Low	Med.	High
Low	Low	0.83	0.14	0.02	0.90	0.10	0.00	0.58	0.28	0.15	0.10	0.41	0.49
	Med.	0.52	0.20	0.08	0.42	0.58	0.00	0.33	0.36	0.32	0.17	0.49	0.35
	High	0.00	0.00	0.00	0.13	0.63	0.25	0.61	0.11	0.29	0.08	0.48	0.44
Med.	Low	0.58	0.33	0.09	0.21	0.44	0.35	0.20	0.38	0.41	0.62	0.20	0.18
	Med.	0.08	0.52	0.40	0.26	0.48	0.26	0.21	0.32	0.47	0.55	0.26	0.19
	High	0.03	0.53	0.44	0.12	0.49	0.39	0.21	0.25	0.53	0.50	0.28	0.22
High	Low	1.00	0.00	0.00	0.11	0.35	0.54	0.35	0.35	0.30	0.36	0.39	0.25
	Med.	0.00	0.55	0.45	0.00	0.36	0.64	0.22	0.46	0.32	0.31	0.47	0.22
	High	0.00	0.43	0.57	0.00	0.28	0.72	0.28	0.39	0.33	0.32	0.41	0.27

Note: TA is an abbreviation for target area.

이지 않고 유사한 경향성을 드러내고 있다. 따라서 예측된 결과를 중심으로 결과를 살펴보면 다음과 같다.

인지적 숙련의 경우 $P_{LL|L}=0.83$, $P_{MM|M}=0.52$, $P_{HH|H}=0.57$ 이고 상호적 숙련의 경우 $P_{LL|L}=0.90$, $P_{MM|M}=0.48$, $P_{HH|H}=0.72$ 로 나타났다. 즉, 인지적 숙련과 상호적 숙련의 경우 유사한 위계를 가진 지역들이 모여서 형성된 군집이 유지될 확률이 변동될 확률보다 다소 큰 것으로 나타났다. 특히 $P_{LL|L}$ 이 높게 나타나 인지적 숙련과 상호적 숙련이 낮은 시군구 지역들이 모여서 형성된 군집이 고착화될 가능성이 매우 큼을 알 수 있었다. 다음으로 기술적 숙련의 경우 $P_{LL|L}=0.58$, $P_{MM|M}=0.32$, $P_{HH|H}=0.33$ 으로 하위 군집은 유지될 가능성이 변동될 가능성보다 크지만 상위 군집은 변동될 가능성이 더 큰 것으로 나타났다. 마지막으로 육체적 숙련의 경우에는 $P_{LL|L}=0.10$, $P_{MM|M}=0.26$, $P_{HH|H}=0.27$ 로 나타나 각 군집은 시간에 흐를수록 변동을 보일 가능성이 클 것으로 예상된다.

위계가 변동하는 양상이 어떤 군집에 속하는지에 따라 달라질 수 있음을 보이기 위해서는 대상 지역의

위계 변동이 인접 지역의 위계에 따라 변화하는 양상을 살펴보아야 한다. 우선, 인접 지역의 위계에 따른 대상 지역의 중위→상위 전이확률($P_{MH|L}$, $P_{MH|M}$, $P_{MH|H}$)을 살펴본 결과 인지적 숙련(8%, 40%, 45%)과 상호적 숙련(0%, 26%, 64%)에서 인접 지역의 위계가 높아질수록 위계 상승의 가능성이 큰 것으로 나타났다. 즉, 인지적 숙련과 상호적 숙련의 경우 해당 지역의 위계가 다소 낮더라도 인접 지역의 위계가 높다면 위계가 상승할 가능성이 다소 존재함을 드러내는 결과이다. 이러한 지역들을 대상으로 정책적 노력을 시도할 경우 기존의 변화 가능성에 힘입어 공간적 군집을 확장시키는 방향으로의 변화를 가져올 것을 기대해볼 수 있다.

다음으로 인접 지역의 위계에 따른 대상 지역의 중위→하위 전이확률($P_{ML|L}$, $P_{ML|M}$, $P_{ML|H}$)을 살펴보면, 인지적 숙련(0%, 8%, 52%)과 상호적 숙련(0%, 26%, 42%)의 경우 인접 지역의 위계가 낮아질수록 위계 하락의 확률이 커지는 것으로 나타났다. 즉, 이는 해당 지역의 위계가 다소 높더라도 인접 지역의 위계가 낮다면 위계가 낮아질 가능성이 있음을 드러

내는 결과이다. 이러한 지역들에 대한 정책적 관심이 부족할 경우 기존의 변화에 따라 자연스럽게 위계의 하락에 직면할 가능성이 높을 것으로 예상된다.

본 논문에서는 세계화나 기술진보와 같은 거시적 변화가 수도권 지역의 숙련에 미치는 영향을 분석에 반영하지 못하고 있다는 한계를 가진다. 예측의 정확성을 제고하기 위해서는 기존의 변화를 고찰함과 동시에 외부적 요인으로 인한 변화를 반영하는 것이 필요할 것이다.

V. 결론 및 시사점

정부에서는 '제4차 수도권정비계획(2021~2040년)'의 수립을 준비하고 있다. 보다 현실성 있는 수도권계획을 위해서는 수도권 지역에 대한 실증분석을 바탕으로 전망을 예측해보아야 하지만 관련된 연구가 여전히 부족한 상황이다. 특히 세계화와 기술진보로 인한 경제적 충격이 예상되는 가운데 이러한 변화의 중심에 자리한 숙련의 중요성이 높아지고 있음에도 불구하고 숙련에 관한 관심은 저조한 것으로 보인다. 이에 본 논문은 수도권 지역을 대상으로 직종 숙련의 시공간 분포상 변화를 예측하고 그 예측결과를 바탕으로 공간계획적 시사점을 도출하고자 하였다.

본 논문은 3단계의 분석으로 구성된다. 첫째, 숙련의 수직적 차원(고속숙련~저숙련)과 수평적 차원을 반영한 분석을 위하여 업무수행능력 자료를 바탕으로 요인분석을 시행하여 네 개의 직종 숙련(인지적, 상호적, 기술적, 육체적 숙련)을 도출하였다.

둘째, 직종 숙련의 공간분석을 위하여 근로자의 거주지 정보를 바탕으로 수도권 지역 70개 시군구를 대상으로 숙련특화도를 계산하여 분석에 이용하였다. 한 지역의 숙련특화도가 높다는 것은 해당 숙련을 높은 수준으로 요구하는 직종에 종사하는 사람이 많은

지역임을 의미한다. 기술통계량을 살펴본 결과에 의하면, 숙련특화도의 지역 간 편차는 상호적, 인지적, 기술적, 육체적 숙련의 순서로 큰 값을 가지는 것으로 나타나 상호적 숙련의 지리적 불평등이 가장 큰 것을 알 수 있었다. 한편, 특정 지역의 숙련도가 인접 지역의 숙련도의 영향을 받을 가능성이 있다고 판단되어 전역적 Moran's I 통계량을 계산한 결과 네 개의 직종 숙련은 모두 통계적으로 유의한 공간적 자기상관을 보이는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 한 지역의 숙련특화도 변동이 인접 지역들의 숙련특화도에 의한 영향을 받게 됨을 의미한다.

셋째, 숙련의 공간적 자기상관을 반영하기 위해 공간 마르코프 체인 모형을 이용하여 2000~2015년의 변화가 2015~2030년에도 동일하게 진행된다는 가정 하에 예측을 시도하였다. 공간효과가 뚜렷한 것으로 나타난 인지적 숙련과 상호적 숙련을 중심으로 결과를 살펴보면, 유사한 위계를 가진 지역들이 모여서 형성된 군집이 유지될 확률이 변동될 확률보다 높은 것으로 나타났다. 또한, 해당 지역의 위계가 다소 낮더라도 인접 지역의 위계가 높다면 위계가 상승할 가능성이 다소 존재하고, 해당 지역의 위계가 다소 높더라도 인접 지역의 위계가 낮다면 위계가 낮아질 가능성이 있는 것으로 나타났다. 이러한 결과들은 인지적 숙련과 상호적 숙련의 공간적 군집이 고착화되고 자기 강화될 가능성을 드러내는 것으로, 향후 인지적 숙련과 상호적 숙련의 지리적 불평등이 심화될 것으로 예상할 수 있다.

숙련의 지역 간 불평등은 고용 및 임금의 불평등을 동반함으로써 지역 간 경제적 불평등을 심화시킬 것으로 예측된다. 이러한 예측을 뒷받침하는 실증 연구를 살펴보면 다음과 같다. Bacolod, Blum and Strange(2009)는 인지적 숙련과 상호적 숙련이 집적 경제의 필수적인 측면임을 밝히고 있으며, Bacolod,

Blum and Strange(2010)는 인지적 숙련과 상호적 숙련의 상대가격 상승이 노동소득 불평등의 중요한 원인으로 작용했음을 보여주었다. 또한 Deming(2017)에 따르면, 고용 증가와 임금 상승이 상호적 숙련과 인지적 숙련을 요구하는 직종에 국한되어 진행된 것으로 나타났다. 향후 숙련의 공간적 집중이 고용과 임금의 지역적 격차를 심화시키지는지를 실증하는 후속 연구가 필요할 것으로 생각된다.

다음으로, 숙련의 지역 간 불평등은 해당 지역에 거주하는 사람들에게 투영되어 개인 수준에서의 불평등도 증가될 것으로 예상해볼 수 있다. 이를 뒷받침하는 연구를 살펴보면, Chetty, Hendren and Kaz(2016)은 상향 이동을 촉진하거나 방해하는 장소의 특성을 식별하는 데 있어 진전이 이루어지지 않는 않았지만 장소 자체가 상향 이동성의 가능성에 인과적 영향을 미친다고 주장하였다. 또한 Galster and Sharkey(2017)은 공간기회구조(Spatial Opportunity Structure)가 직간접적으로 개인의 기회를 구조화하기 때문에 사회·경제·환경·제도·정치적 영역에서의 지리적 불평등이 개인 수준에서의 불평등을 반영하고 이에 기여할 뿐만 아니라 이를 보다 강화한다고 주장한다. 향후 지리적 불평등이 개인 수준의 불평등에 미치는 영향을 실증하는 연구가 시도될 필요가 있다.

본 논문에서 살펴본 예측을 바탕으로 생각해볼 때 숙련의 공간효과를 고려하는 장소기반접근(Place-based Approach)의 정책이 시도될 필요가 있는 것으로 보인다. 장소기반접근이란 장소에 상관없이 시행되는 획일적인 지역 정책이 아닌 특정한 장소의 구체적 맥락에 기반을 둔 선별적 접근을 말한다(Garcilazo, Martins and Tompson 2010; Barca, McCann and Rodriguez-Pose 2012). 인지적 숙련과 상호적 숙련의 하위 군집지역은 그대로 놓아두면 계속 하위지역에 머무를 가능성이 크고 인접 지역까지 하위 군집으로 끌어들이 가능성

이 큰 것으로 나타나 숙련 불평등을 완화하기 위하여 해당 지역들을 대상으로 하는 재숙련화(Re-skilling) 조치를 시도할 필요가 있는 것으로 보인다. 또한, 상위 군집에 인접한 지역의 위계 상승 가능성이 큰 것으로 나타나 해당 지역들을 대상으로 정책적 노력을 기울이면 정책의 효과가 클 것으로 기대되었다.

한편, 제4차 산업혁명의 시대가 도래함에 따라 대부분의 일자리가 컴퓨터 혹은 로봇으로 대체될 것이라 우려가 제기되고 있다(오호영 2018; David 2015; Arntz, Gregory and Zierahn 2016). 자동화의 흐름 속에서 살아남을 수 있는 일자리는 사람을 대하는 업무를 능숙하게 수행할 수 있는 역량을 말하는 상호적 숙련을 필요로 하는 직종일 것으로 예측된다(Deming 2017). 이처럼 상호적 숙련의 중요성이 증대되는 상황임에도 우리나라의 숙련정책은 상호적 숙련에 관한 고려가 부족한 것으로 보인다. 고용노동부에서 발표한 ‘제2차 숙련기술 장려 기본계획(2018~2022년)’ 보고서를 살펴보면, 숙련에 대한 이해가 지나치게 산업 혹은 기술 중심적이어서 노동시장의 구조적 변화에 대한 이해가 다소 부족한 것을 알 수 있다. 노르웨이 정부의 ‘2017~2021년 숙련정책 전략’에는 숙련의 공간적 맥락을 고려하여 ‘숙련과 지역개발이 잘 조정되어야 한다는 것을 세부 목표로 밝히고 있다는 점, 아일랜드 정부의 ‘국가 숙련 전략 2025’에서는 상호적 숙련의 증진을 위하여 사람들 간의 관계를 강화하는 방안을 고려하는 점을 벤치마킹할 필요가 있다.

종합적으로 살펴볼 때, 본 논문은 직종 숙련에 관한 관심을 재고하고 숙련의 공간적 맥락에 주목한다는 점에서 이론적 의의가 있다. 또한, 본 논문은 숙련 변화의 공간적 동력을 고려하기 위하여 공간 마르코프 체인 모형을 이용한다는 점에서 분석방법 측면의 의의가 있다. 마지막으로 숙련의 공간적 집중이 심화될 가능성을 밝히고 경제 활동의 지역적 격차에 대응하

기 위한 공간계획적 접근이 필요함을 제시하고 있다는 점에서 정책적 시사점을 찾을 수 있다.

참고문헌 •••••

1. 고용노동부. 2018. 제2차 숙련기술 장려 기본계획(2018~2022년). 세종: 고용노동부.
Ministry of Employment and Labor. 2018. *The Second Basic Plan to Encourage Skills(2018~2022)*. Sejong: Ministry of Employment and Labor.
2. 김민영, 이소현, 임업. 2016. 직종 숙련의 유형화 및 공간적 분포에 대한 탐색적 공간자료 분석: 수도권 시·군·구를 대상으로. 한국지역개발학회지 28권, 3호: 109-129.
Kim Minyoung, Lee Sohyeon and Lim Up. 2016. Exploratory spatial data analysis of the distribution of occupational skills in the capital region, Korea. *Journal of The Korean Regional Development Association* 28, no.3: 109-129.
3. 박소현, 김정민, 이금숙. 2018. 수도권 청년층과 고령층 일자리 분포의 특성과 변화 예측. 대한지리학회지 53권, 1호: 75-89.
Park Sohyun, Kim Kyungmin and Lee Keumsook. 2018. Prediction for the spatial distribution of jobs for the youth and the elderly in the Seoul Metropolitan area. *Journal of the Korean Geographical Society* 53, no.1: 75-89.
4. 손정수, 이상학, 김윤선. 2015. 수도권의 고용증감 요인에 대한 동태적 변이. GRI 연구논총 17권, 3호: 93-111.
Sohn Jungsoo, Lee Sanghack and Kim Yoonsuhn. 2015. Dynamic shift-share analysis of employment growth in the capital area of Korea. *GRI Rreview* 17, no.3: 93-111.
5. 양승일. 2016. 수정된 Wilson의 규제정치이론을 활용한 규제정치 비교 분석: 한국과 일본의 수도권규제정책을 중심으로. 지방행정연구 30권, 1호: 251-279.
Yang Seungil. 2016. A Comparative analysis on the regulatory politics using modified wilson's regulatory politics theory: Focused on the capital area regulatory policy of Korea and Japan. *The Korea Local Administration Review* 30, no.1: 251-279.
6. 오호영. 2018. 제4차 산업혁명과 한국경제의 일자리 충격. 한국경제포럼 11권, 2호: 93-115.
Oh Hoyoung. 2018. The fourth industrial revolution and job crisis in the Korean Economy. *The Korean Economic Forum* 11, no.2: 93-115.
7. 이현영, 임업, 최예슬, 김민영. 2014. 수도권 임금 근로자의 성별 임금격차: 직종 숙련특성에 따른 직종 간 임금격차와 직종 내 성별 임금격차. 지역연구 30권, 4호: 3-20.
Lee Heonyeong, Lim Up, Choi Yeseul and Kim Minyoung. 2014. Gender wage gaps in Seoul Metropolitan area, Korea: An occupational approach. *Journal of the Korean Regional Science Association* 30, no.4: 3-20.
8. 장혜원, 김혜원. 2014. 한국의 숙련수익률 변화: 2000~2012년을 중심으로. 직업능력개발연구 17권, 1호: 67-105.
Jang Hyewon and Kim Hyewon. 2014. The return to skills: 2000-2012 of Korea. *Journal of Vocational Education & Training* 17, no.1: 67-105.
9. 조성호. 2015. 21C 메가시티 경쟁시대 수도권규제의 진단과 해법. 수원: 경기연구원.
Cho Sungho. 2015. *The Diagnosis and Solution of the Metropolitan Regulations in 21C Megacity Competitive Era*. Suwon: Gyeonggi Research Institute.
10. 최성호, 박정수, 조무상. 2015. 수도권 규제는 성역인가? 현실적 접근의 필요성. 규제연구 24권: 123-169.
Choi Sungho, Park Jungsoo and Cho Moosang. 2015. Is deregulating capital region regulation impossible? A need for a practical approach. *The Journal of Regulation Studies* 24: 123-169.
11. 황수경. 2007. 서비스화가 일자리 숙련구조에 미친 영향. 노동경제논집 30권, 3호: 1-41.
Hwang Sookyeong. 2007. Tertiarization and changes in the demand for job-based skills: Focusing on cognitive skills and interactive skills. *Korean Journal of Labour Economics* 30, no.3: 1-41.
12. Abel, J. R., Gabe, T. M. and Stolarick, K. 2014. Skills across the urban-rural hierarchy. *Growth and Change* 45, no.4: 499-517.
13. Acemoglu, D. and Autor, D. 2011. Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. In *Handbook Of Labor Economics Volume 4, Part B*, 1043-1171. Amsterdam: Elsevier.
14. Anselin, L. 2003. Spatial externalities, spatial multipliers, and spatial econometrics. *International Regional Science Review* 26, no.2: 153-166.

15. Arntz, M., Gregory, T. and Zierahn, U. 2016. *The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries*. Paris: OECD Publishing.
16. Arrazola, M., Hevia, J. and Carlos, J. 2007. An Aggregated Index of Human Capital. *Economics Bulletin* 10, no.1: 1-11.
17. Autor, D. H. and Dorn, D. 2010. *Inequality and Specialization: The Growth of Low-Skill Service Jobs in the United States*. Bonn: Institute for the Study of Labor (IZA). <http://ftp.iza.org/dp4290.pdf> (accessed May 3, 2018).
18. Autor, D. H., Levy, F. and Murnane, R. J. 2003. The Skill Content of Recent Technological Change. *The Quarterly Journal of Economics* 118, no.4: 1279-1333.
19. Bacolod, M., Blum, B. S. and Strange, W. C. 2009. Skills in the City. *Journal of Urban Economics* 65, no.2: 136-153.
20. _____. 2010. Elements of Skill: Traits, intelligences, education and agglomeration. *Journal of Regional Science* 50, no.1: 245-280.
21. Barca, F., McCann, P. and Rodríguez-Pose, A. 2012. The case for regional development intervention: Place-based versus place-neutral approaches. *Journal of Regional Science* 52, no.1: 134-152.
22. Bekman, E., Bound, J. and Machin, S. 1998. Implications of skill-biased technological change: International evidence. *The Quarterly Journal of Economics* 113, no.4: 1245-1279.
23. Berry, C. R. and Glaeser, E. L. 2005. The divergence of human capital levels across cities. *Papers in Regional Science* 84, no.3: 407-444.
24. Chetty, R., Hendren, N. and Katz, L. F. 2016. The effects of exposure to better neighborhoods on children. *American Economic Review* 106, no.4: 855-902.
25. Ching, W. K., Huang, X., Ng, M. K. and Tak, K. S. 2006. *Markov Chains*. NY: Springer Publishing.
26. Combes, P. P., Duranton, G. and Gobillon, L. 2008. Spatial Wage Disparities. *Journal of Urban Economics* 63, no.2: 723-742.
27. Consoli, D. and Sánchez-barrilouengo, M. 2016. Polarization and the growth of low-skill employment in Spanish local labor markets. *Papers in Evolutionary Economic Geography* no.16-28. Utrecht: Utrecht University.
28. Cövers, F. and Meriküll, J. 2007. Occupational structures across 25 EU countries. *Economic Change and Restructuring* 40, no.4: 327-359.
29. David, H. 2015. Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives* 29, no.3: 3-30.
30. Deming, D. J. 2017. The growing importance of social skills in the labor market. *The Quarterly Journal of Economics* 132, no.4: 1593-1640.
31. Deming, D. and Kahn, L. B. 2018. Skill requirements across firms and labor markets: Evidence from job postings for professionals. *Journal of Labor Economics* 36, no.1: 337-369.
32. Fabrigar, L. R. and Wegener, D. T. 2011. *Exploratory Factor Analysis*. Oxford: Oxford University Press.
33. Galster, G. and Sharkey, P. 2017. Spatial foundations of inequality. *The Russell Sage Foundation Journal of the Social Sciences* 3, no.2: 1-33.
34. Garcilazo, J. E., Martins, J. O. and Tompson, W. 2010. Why policies may need to be place-based in order to be people-centred. CEPR Policy Portal. <https://voxeu.org/article/why-policies-may-need-to-be-place-based-order-to-be-people-centred> (accessed May 3, 2018).
35. Glaeser, E. L. and Maré, D. C. 2001. Cities and skills. *Journal of Labor Economics* 19, no.2: 316-342.
36. Glaeser, E. L. and Shapiro, J. M. 2003. Urban growth in the 1990s: Is city living back? *Journal of Regional Science* 43, no.1: 139-165.
37. Ministry for Education and Skills, Government of Ireland. 2016. Ireland's National Skills Strategy 2025. https://www.education.ie/en/Publications/Policy-Reports/pub_national_skills_strategy_2025.pdf (accessed October 22, 2018).
38. Norwegian Government Security and Service Organisation. 2017. Norwegian Strategy for Skills Policy 2017-2021. <https://www.regjeringen.no/contentassets/3c84148f2f394539a3eefdfa27f7524d/strategi-kompetanse-eng.pdf> (accessed October 22, 2018).
39. Ingram, B. F. and Neumann, G. R. 2006. The returns to skill. *Labour Economics* 13, no.1: 35-59.
40. Katz, L. F. and Murphy, K. M. 1992. Changes in relative wages, 1963-1987: Supply and demand factors. *The Quarterly Journal of Economics* 107, no.1: 35-78.
41. Markusen, A. 2004. Targeting occupations in regional and community economic development. *Journal of The American Planning Association* 70, no.3: 253-268.
42. Markusen, A. and Schrock, G. 2006. The distinctive city:

- Divergent patterns in growth, hierarchy and specialisation. *Urban Studies* 43, no.8: 1301-1323.
43. Mori, T. and Turrini, A. 2005. Skills, agglomeration and segmentation. *European Economic Review* 49, no.1: 201-225.
44. Rauch, J. E. 1993. Productivity gains from geographic concentration of human capital. *Journal of Urban Economics* 34, no.3: 380-400.
45. Rey, S. J. 2001. Spatial empirics for economic growth and convergence. *Geographical Analysis* 33, no.3: 195-214.
46. Rosenthal, S. S. and Strange, W. C. 2008. The attenuation of human capital spillovers. *Journal of Urban Economics* 64, no.2: 373-389.
47. Scott, A. J. 2010. Space-time variations of human capital assets across U.S. metropolitan areas, 1980 to 2000. *Economic Geography* 86, no.3: 233-249.
48. Scott, A. J. and Mantegna, A. 2009. Human capital assets and structures of work in the US metropolitan hierarchy. *International Regional Science Review* 32, no.2: 173-194.
49. Simon, C. J. and Nardinelli, C. 2002. Human capital and the rise of American cities, 1900-1990. *Regional Science and Urban Economics* 32, no.1: 59-96.
50. Thompson, B. 2004. *Exploratory and Confirmatory Factor Analysis: Understanding concepts and applications*. Washington D.C.: American Psychological Association.
51. Tittenbrun, J. 2017. Human capital theory and evidence in light of socio-economic structuralism. *World Scientific News* 79: 1-168.

-
- 논문 접수일: 2018. 10. 22.
 - 심사 시작일: 2018. 10. 24.
 - 심사 완료일: 2018. 11. 20.

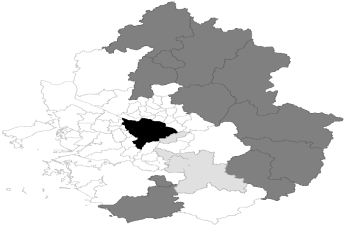
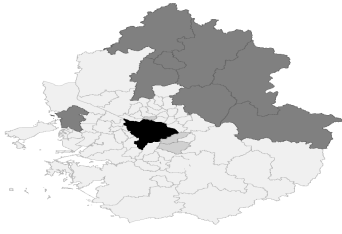
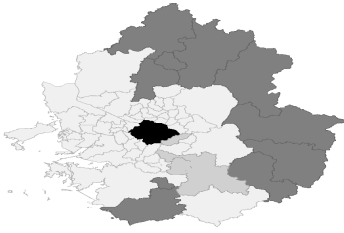
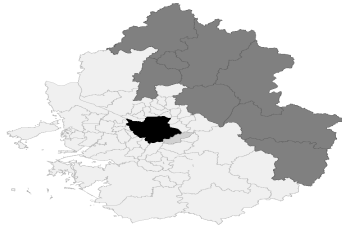
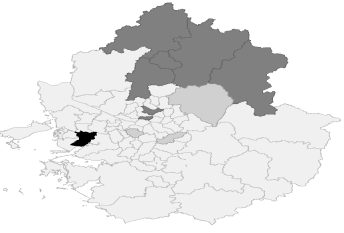
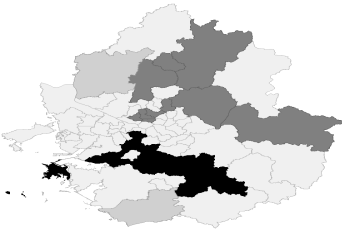
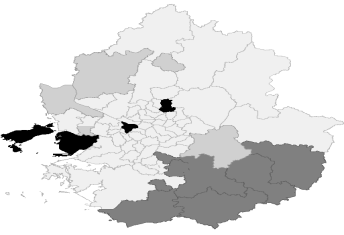
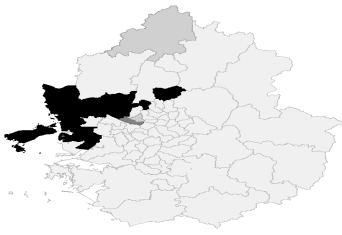
요약

주제어: 직종 숙련, 인지적 숙련, 상호적 숙련, 장소기반접근, 공간 마르코프 체인

본 논문은 수도권 지역 직종 숙련의 시공간 분포에 나타나는 변화를 예측하여 수도권 공간계획에 도움을 주는 데에 주요 목적이 있다. 본 논문은 요인분석을 이용하여 인지적, 상호적, 기술적 육체적 숙련이라는 4가지의 직종 숙련을 도출하였다. 또한, 수도권의 70개 시군구 지역을 대상으로 2000년과 2015년의 지역별 직종 숙련 특화도를 산출한 후 전역적 Global Moran's *I* 통계량을 살펴보고 숙련의 공간적 자기상관을 입증하고, 이러한 공간의존성을 분석에 반영하기 위해 공간 마르코프 체인 모형을 적용하여 장래

상황을 예측하였다. 분석결과에 따르면, 다른 직종 숙련보다도 특히 인지적 숙련과 상호적 숙련은 기존 군집으로의 공간적 집중이 강화될 가능성이 다소 높은 것으로 나타났다. 자동화 기술의 개발로 대체될 가능성이 비교적 낮은 인지적 숙련과 상호적 숙련의 공간 집중이 심화하는 것은 결국 노동시장의 지리적 불평등이 심해질 가능성을 나타내는 것이다. 이에 본 논문은 숙련의 공간효과를 고려하는 장소기반접근의 정책을 수립할 필요가 있음을 제시한다.

Table 1 _LISA Map Local Specialization Index of Occupation Skills(N=70)

Variable	2000	2015
Cognitive Skill	 <p>Global Moran's I = 0.423</p>	 <p>Global Moran's I = 0.447</p>
Social Skill	 <p>Global Moran's I = 0.353</p>	 <p>Global Moran's I = 0.455</p>
Technical Skill	 <p>Global Moran's I = 0.209</p>	 <p>Global Moran's I = 0.415</p>
Manual Skill	 <p>Global Moran's I = 0.309</p>	 <p>Global Moran's I = 0.164</p>

Not Significant
 High-High
 Low-Low
 High-Low and Low-High

국지적 Moran's I_i 통계량을 기준으로 지도상의 군집을 4가지 세부 유형으로 구분하여 표현한 LISA 군집 지도(Cluster Map)를 살펴보면, 공간자료의 국지적 패

턴을 파악할 수 있다(<Table 1> 참조). 공간적 군집은 4가지 유형으로 구분되는데, 첫째 평균보다 큰 값을 가지는 지역의 이웃 지역도 평균보다 큰 값을 가지

는 HH(High-High)유형, 둘째 평균보다 작은 값을 가지는 지역의 이웃 지역도 평균보다 작은 값을 가지는 LL(Low-Low)유형, 셋째 평균보다 큰 값을 가지는 지역의 이웃 지역이 평균보다 작은 값을 가지는 HL(High-Low)유형, 넷째 평균보다 작은 값을 가지는 지역의 이웃 지역이 평균보다 큰 값을 가지는 LH(Low-High)유형이다.

인지적 숙련과 상호적 숙련의 경우 2000년과 2015년을 비교할 때 공간적 군집의 양상이 유지되고 있는 것으로 나타났으나 기술적 숙련과 육체적 숙련은 시간의 흐름에 따른 공간적 군집의 변동을 보여 주고 있다. 우선, 인지적 숙련과 상호적 숙련의 HH군집은 서울시 관악구, 서초구, 강남구 일대를 중심으로 형성되어 있고, LL군집은 수도권의 동북지역인 경기도 여주시, 가평군, 양평군 일대를 중심으로 형성되어 있는 것으로 나타났다.

기술적 숙련의 경우 2000~2015년 사이에 HH군집과 LL군집 모두 뚜렷해짐과 동시에 다소 넓혀진 것으로 나타났다. 2000년에는 HH군집이 인천 남동구 일대, LL군집이 경기도 양주군, 포천시, 가평군 일대였으나, 2015년에는 HH군집이 서울시 관악구와 경기도 수원시, 안산시, 용인시 일대, LL군집이 서울시의 성북구, 노원구, 서대문구와 경기도 양주군, 포천시, 여주시 일대로 넓혀진 것으로 나타났다.

한편, 육체적 숙련의 경우 기술적 숙련과는 달리 2000~2015년 사이에 공간적 군집이 다소 약화한 것으로 나타났다. 2000년에는 HH군집이 서울시 노원구, 영등포구와 인천시 연수구, 남동구 일대였으나 2015년에는 인천시 남동구, 부평구와 경기도 고양시의 덕양구, 일산구 일대로 다소 이동한 것으로 나타났다. LL 군집의 경우 2000년에는 경기도 평택시, 오산

시, 이천시 일대에 형성되어 있었으나 2015년에는 서울시 용산구, 마포구 일대로 이동한 모습을 보였다.

결과적으로 인지적 숙련과 상호적 숙련은 수도권 지역 내에서 공간적 군집을 강화하는 방식으로의 변화를 보인 반면에, 기술적 숙련과 육체적 숙련은 공간적 군집이 다소 약화함과 동시에 수도권 지역 내에서 이동을 겪은 것으로 나타났다.