

지역별 일자리매칭의 효율성 및 결정요인 분석

조윤기*

본 연구는 확률프런티어 매칭함수를 이용하여 2016년 1월부터 2019년 12월까지의 우리나라 17개 시도 일자리매칭 효율성을 측정하고 효율성에 영향을 미치는 제 요인들을 분석함으로써 일자리매칭의 효율성제고를 위한 정책적 함의와 실천적 방안을 모색하고자 하였다. 모형에 대한 검정결과 매칭함수 추정 시 일자리수와 구직자수 등 투입요소의 증감으로 설명되지 않는 취업자수의 변동성 가운데 약 30%가 매칭과정의 기술적 비효율성에 의해 설명되고 있어 확률프런티어 매칭함수의 설정이 타당함을 확인할 수 있었다. 분석결과 우리나라 일자리매칭 효율성은 평균 0.874로서 약 13%정도의 기술적 비효율성을 보이고 있으며 서울이 가장 높은 효율성을 보인 반면 세종이 가장 낮은 효율성을 나타냈다. 매칭효율성에 미치는 요인으로는 구직자 중 여성비중이 높을수록, 중졸 이하의 저학력층 비중이 높을수록 그리고 29세 이하 저연령층과 50세 이상 고연령층의 비중이 높을수록 효율성이 증가하는 것으로 나타났으며 제조업일자리 비중과 정규직일자리 비중은 효율성에 유의미한 부의 효과를 보이고 있다. 한편 실업률이나 인구밀도 등과 같은 경기변동이나 지역노동시장의 상황을 나타내는 변수들이 일자리매칭 효율성에 미치는 영향은 찾아볼 수 없는 반면 고령인구비율이나 신설기업 수 등은 효율성에 유의미한 정의 효과를 보이는 것으로 나타났다.

주제어 _ 확률프런티어함수, 일자리매칭 효율성, 일자리 미스매치

* 대전대학교 글로벌경제학과 교수

Job Matching Efficiency in Korean Regional Labor Markets and It's Determinants

Yun-Ki Cho*

This study investigates the job matching efficiency of 17 regions and its determinants over the period of 2016:01 till 2019:12 using the stochastic matching frontier model. The principal findings of this study are as follows. Likelihood-ratio test to investigate the validity of the model indicates that model for technical inefficiency effect is significant component in the stochastic production function. The average matching efficiency during this period is about 87% producing 13% less than the achievable potential output, and Seoul shows the highest efficiency. While the large proportion of female, younger (<29) and older(>50), and less educated job seekers increases the probability of matching, matching efficiency is negatively associated with the share of firms which offer permanent contracts and that of jobs in the manufacturing sector. Unemployment rate and population density have little effect on matching efficiency. In contrast, the percentage of elderly people and number of startup firms have positive impacts on job matching efficiency.

Key words _ Stochastic Frontier Function, Job Matching Efficiency, Job Mismatch

* Professor. Dept, of Global Economics, Daejin University

I. 서론

한국은 지난 30년 동안 경제성장률이 지속적으로 둔화되어 왔다. 이러한 성장률 둔화는 창출되는 일자리 수를 제약하여 취업기회를 감소시킴으로서 실업이 주요 사회문제 및 정책과제로 대두되고 있다. 거시적 경제상황의 변화를 논외로 하더라도, 최근 들어 실업률감소를 위한 수량적 일자리 확장정책의 실효성에 대한 논란이 커지면서 실업 원인 중 하나로 일자리 수요와 공급의 불일치, 이른바 일자리 미스매치에 대한 관심이 확산되고 있다. 최창곤(2017)은 경제가 성장함에 따라 일자리가 만들어지는 것을 일자리 창출로 정의하고 창출된 일자리에 노동력이 충원되어 고용이 증가되는 것을 고용창출로 정의하여 산업별로 각각의 탄력성을 추정한 결과 일자리탄력성보다 고용탄력성이 적게 추정되어 인력수급의 미스매치가 큰 것으로 보고하고 있다.

일반적으로 일자리 미스매치는 인적자원의 효율적 활용을 저해하고 임금이나 일자리의 질과 같은 노동시장성과뿐만 아니라 거시경제성과에도 부정적 영향을 미치게 된다.(황광훈, 2017) 일자리매칭이란 일자리를 원하는 구직자와 노동자를 채용하고자 하는 사업체의 일자리를 적절하게 연결해 주는 과정으로 매칭효율성의 증가는 고용사정의 개선을 가져오며, 매칭효율성의 감소는 인력수급 불일치에 따른 실업의 증가를 야기하게 된다. 따라서 효율적인 일자리매칭은 노동시장 성과를 개선하는 데 매우 중요하다. 특히 구직자들이 구직경로로 직업알선기관을 활용하는 비중이 점차 증가함에 따라 일자리매칭의 중요성은 더욱 증가할 수밖에 없다.¹⁾

이러한 인식하에 구인·구직자료를 이용한 한국 노동시장의 일자리매칭에 대한 다수의 연구들이 이루어져 왔다. 이들 기존의 연구들은 주로 매칭함수의 추정을 통해 매칭함수의 존재 유무와 구인·구직탄력성 측정, 그리고 규모에 대한 수익불변 여부의 검증을 대상으로 하고 있다. 지역별, 직종별, 학력별로 매칭함수를 추정한 최창곤(2007), 남병탁(2014), 이대창(2015), 김두순 외(2017)는 매칭함수 추정결과 안정적인 일자리매칭함수의 존재를 확인하고 구인탄력성이 구직탄력성보다 크게 나타나는 일치된 결과를 보여주고 있다. 일자리매칭에 공간적 의존성효과를 분석한 양준석·김호연(2009)의 경우는 인근지역의 구직자가 많을수록, 그리고 공석의 일자리수가 많을수록 즉 인근지역의 일자리경쟁이 낮아질수록 지역 내 구직자의 취업건수가 증가하는 지역간 파급효과를 지목하고 있다. 한편 지역별 일자리매칭의

1) 김안정(2016)의 구직경로분석에 따르면 2016년 전체 실업자 중 공공 및 민간 직업알선기관을 이용한 비율이 각각 23.7%, 17.4%로 나타났고 대중매체를 이용한 방법은 35%로 구직경로로 공공 및 민간 직업알선기관을 활용하는 실업자의 비율은 지속적으로 증가하는 반면 대중매체를 이용한 방법은 줄어드는 경향을 보이고 있다.

효율성을 측정한 양준석·전용일(2012)은 서울의 효율성이 가장 높고 제주가 가장 낮은 것으로 나타나고 있으며 지역 내 50세 이상의 구직자비율과 공간적 밀도수준이 높을수록 매칭효율성이 높아지고 반면 정규직 일자리비중이 많을수록 효율성이 떨어지는 것으로 보고하고 있다.

해외의 경우는 고용센터 등 공공고용서비스를 이용한 구직 비중이 높은 유럽 국가들을 중심으로 일자리매칭의 효율성을 측정하고 효율성에 영향을 미치는 요인을 산업, 인구학적, 지리적 특성 등으로 다양하게 규명하기 위한 연구가 시도되어 왔다. 스위스의 매칭효율성을 분석한 Ramirez, J. and Vassiliev, A.(2007)는 건설업이나 도소매업, 음식숙박업 등 이직이 심한 직종의 구직자 비중이 높을수록 매칭효율성이 증가하며 여성구직자 비중이 높을수록 효율성이 떨어지는 것으로 분석하였다. Ibourk, A, et al.(2004)은 프랑스의 경우 효율성을 증대시키는 요인으로 25세 이하 젊은 구직자 비중, 여성구직자 비중, 이민자 비중, 그리고 지역의 인구밀도를 지목하고 있으며 실업율과 정규직비율이 높을수록 효율성이 감소하는 것으로 보고하고 있다. 한편 Banos, J. F., et al.(2019)은 스페인의 경우 44세 이하 구직자비중과 숙련노동자 비중이 높을수록 효율성이 증가하고 이직이 심한 건설업분야 구직자 비중, 장기실업자 비중은 효율성에 부정적 영향을 미치는 것으로 보고하고 있다. 이들 연구들을 종합하면 일자리매칭의 효율성을 결정해주는 요인들은 해당 국가의 산업 및 인구구조, 교육수준 그리고 기업의 채용관행이나 구직자의 구직행태 등에 따라 국가별, 시기별로 상이하게 나타날 수 있음을 알 수 있다. 또한 한 국가 내에서도 노동시장에 공급되는 일자리는 지역의 산업 및 고용구조에 따라 지역별로 상이할 수 있으며 일자리에 대한 수요 역시 주택·생활비 등 지역별 생활 여건 등에 의해 영향을 받게 된다. 따라서 일자리매칭은 지역의 일자리 수요·공급 특성에 따라 지역별로 서로 다른 결과를 나타낼 수 있을 것이다.

이에 본 연구는 2016년 1월부터 2019년 12월까지 우리나라 17개 시·도를 대상으로 각 지역들의 일자리매칭 효율성을 측정하고 효율성 결정요인들을 분석하고자 한다. 분석방법으로는 모수적 접근방법인 확률프런티어 매칭함수모형(Stochastic Frontier Matching Function Model)을 이용한다. 확률프런티어 매칭함수모형의 장점은 각 분석단위의 효율성을 측정할 수 있을 뿐만 아니라 효율성에 영향을 미치는 주요 요인들을 추론할 수 있다는 점이다. 따라서 지역별 일자리매칭의 효율성을 측정하고 그 추이와 효율성에 영향을 미치는 제 요인들을 분석함으로써 우리나라 일자리매칭 효율성의 지역별 차이의 발생 경로와 실업발생 요인의 공간적 특성을 규명할 수 있을 뿐만 아니라 일자리매칭의 효율성제고를 위한 정책적 함의와 실천적 방안을 모색하는데 도움이 될 것이다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제 II장에서는 지역별 일자리매칭 효율성 측정 및 효율성 결정요인 등을 분석할 확률프런티어모형에 대해 살펴본다. 제 III장에서는 연구에 사용된 자료와 변수 등을 제시하고 제 IV장에서는 지역별 매칭효율성을 측정하고 매칭효율성에 영향을 미치는 제 요인들을 분석한다. 마지막으로 제 V장에서는 본 연구의 결과를 요약하고 결론을 제시한다.

II. 분석방법

본 연구에서 우리나라의 지역별 일자리매칭 효율성을 측정하고 효율성 결정요인을 분석하기 위해 사용한 모형은 확률프런티어 생산함수모형이다. Aigner, Lovell and Schmidt(1977)와 Meeusen & Van den Broeck(1977)에 의해 소개된 확률프런티어 생산함수는 기업이 효율적인 생산방법을 통해 산출량을 극대화하고 있다고 가정하는 전통적인 생산함수와는 달리 기업의 산출량은 외부적인 충격뿐만 아니라 내부적인 비효율성에 의해 영향을 받을 수 있다고 가정한다.²⁾ 따라서 전통적인 생산함수 추정모형이 랜덤오차만을 포함하는데 반해 확률프런티어 생산함수모형은 랜덤오차 외에 양의 값을 갖는 비효율성오차가 결합된 복합오차로 구성되어 있다.

본 연구에서 일자리매칭의 효율성을 측정하는 매칭함수는 일종의 생산함수로 구인수와 구직자수를 생산요소로 하고 매칭이 성공하여 신규채용이 발생하는 것을 산출물로 표현한다. 패널자료의 경우 확률프런티어 매칭함수모형은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$M_{it} = f(X_{it}, \beta) \exp(\epsilon_{it}) \quad i = 1, \dots, N, \quad t = 1, \dots, T \quad (1)$$

여기서 M_{it} 는 t 시기($t = 1, 2, \dots, T$)에 i 번째 지역($i = 1, 2, \dots, N$)의 산출물인 일자리 매칭건수를 나타내며 X_{it} 와 β 는 각각 투입요소(구직자수와 구인수)의 벡터와 계수벡터를 나타낸다. 이때 오차항 ϵ_{it} 는 다음과 같은 두개의 오차항으로 구분한다.

$$\epsilon_{it} = E_{it} - U_{it} \quad (2)$$

E_{it} 는 측정오차나 프런티어함수에 영향을 주는 관찰되지 않는 다른 요소들을 반영하는 확률적 오차항으로 $E_{it} \sim N(0, \sigma_E^2)$ 이며 U_{it} 와는 상호독립적인 것으로 가정한다. U_{it} 는 기술적 비효율성을 나타내는 오차항으로 평균이 $z_{it}\delta$ 이며 분산이 σ_U^2 인 정규분포에서 0 이상의 값을 갖는 것으로 가정한다. 그리고 z_{it} 와 δ 는 각각 매칭 효율성에 영향을 미치는 구직자 및 일자리 그리고 지역노동시장의 특성을 나타내는 변수와 추정계수의 벡터를 나타낸다. 따라서 매칭과정에서 비효율성이 여러 특성요인에 의해

2) 이들의 모형은 주로 횡단면 자료를 분석하는데 활용되었으나 이후 Kumbhakar(1990)나 Battese and Coelli(1992) 등에 의해 패널자료를 이용하여 시간의 흐름에 따른 효율성의 동태적 패턴을 측정하는 방법이 제안되었다.

영향을 받을 경우 비효율성효과 U_{it} 는 다음과 같이 정의할 수 있다(Battese and Coelli: 1995).

$$U_{it} = z_{it}\delta + w_{it} \quad (3)$$

위의 식에서 확률변수 w_{it} 는 평균이 0, 분산이 σ^2 인 정규분포의 절단(truncation)에 의해 정의된다.³⁾

일반적으로 효율성의 추정 및 결정요인 분석을 위한 확률프런티어함수의 추정방법은 1단계추정방법(single-stage estimation procedure)과 2단계추정방법(two-stage estimation procedure)으로 분류할 수 있다. 2단계추정방법은 첫 단계에서 확률프런티어함수 및 비효율성을 추정하고 둘째 단계에서 추정된 비효율성을 종속변수로 하여 각 지역의 특성변수를 회귀분석함으로써 비효율성 결정요인을 규명하는 방법이다. 반면 1단계추정방법은 식 (3)을 식 (1)에 대입하여 프런티어함수추정과 비효율성에 대한 외생변수의 영향관계를 동시에 회귀분석함으로써 한 단계에서 추정을 마무리하는 방법이다. Wang and Schmidt(2002)의 몬테카를로(Monte Carlo)분석에 따르면 2단계추정방법의 경우 편의추정량을 제공하는 것으로 나타나서 최근에는 주로 1단계추정방법이 사용되고 있다. 본 연구에서는 확률프런티어모형과 비효율성모형의 모수를 동시에 추정하는 1단계추정방법인 Battese and Colli(1995)모형을 사용하기로 한다. 이제 $\sigma_s^2 = \sigma_E^2 + \sigma_U^2$ 그리고 $\gamma = \sigma_U^2 / (\sigma_E^2 + \sigma_U^2)$ 로 정의하면 로그우도함수는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{Ln}(L) = & -\frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^N T_i \right) (\ln 2\pi + \ln \sigma_s^2) \\ & - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T [(\ln M_{it} - \ln f(X_{it}, \beta) + z_{it}\delta)^2 / \sigma_s^2] \\ & - \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T [(\ln \Phi(d_{it}) - \ln \Phi(d_{it}^*))] \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 $d_{it} = z_{it}\delta / (\gamma\sigma_s^2)^{1/2}$, $d_{it}^* = \mu_{it}^* / [\gamma(1-\gamma)\sigma_s^2]^{1/2}$,
 $\mu_{it}^* = (1-\gamma)z_{it}\delta - \gamma[\ln M_{it} - \ln f(X_{it}, \beta)]$ 그리고 $\Phi(\cdot)$ 는 표준정규분포함수를 나타낸다. 위 로그우도함수를 극대화함으로써 σ_s^2 , γ , β 그리고 δ 등 모수들에 대한 최우추정치를 구할 수 있다.

3) 여기서 절단이라 함은 확률변수 w_{it} 가 취할 수 있는 값이 $w_{it} \geq -z_{it}\delta$ 임을 의미한다. 이는 비효율성오차 U_{it} 가 $N(z_{it}\delta, \sigma^2)$ 의 분포에서 음이 아닌 영역만을 취한다는 가정과 동일하다.

본 연구에서 추정하고자 하는 각 지역의 일자리매칭 효율성은 다음과 같이 산출 가능한 최대 매칭건수와 실제 매칭건수 간의 비율로 표현된다.

$$TE_{it} = M_{it}/f(X_{it}, \beta)\exp(E_{it}) = \exp(-U_{it}) = \exp(-z_{it}\delta - w_{it}) \quad (5)$$

지역의 매칭 비효율성이 없으면 최대 매칭건수와 실제 매칭건수가 일치하게 되어 매칭 효율성은 1이 되고 비효율성이 존재할 경우는 1보다 작게 된다.

한편 식 (1)을 추정하려면 매칭함수 $f(X_{it}, \beta)$ 의 구체적인 형태가 필요하다. 일반적으로 매칭함수의 형태는 콥-더글라스 생산함수(Cobb-Douglas production function)나 초월대수형 생산함수(Translog production function)가 많이 사용되나 본 연구에서는 다음과 같은 초월대수형 생산함수를 이용하여 최우추정법(Maximum Likelihood Estimation)을 통해 모수를 추정한다.

$$\ln M_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln V_{it} + \beta_2 \ln S_{it} + \beta_3 (\ln V_{it})^2 + \beta_4 (\ln S_{it})^2 + \beta_5 (\ln V_{it}) \cdot (\ln S_{it}) + E_{it} - U_{it} \quad (6)$$

$$U_{it} = \delta_0 + \delta_1 woman_{it} + \delta_2 age29_{it} + \delta_3 age50_{it} + \delta_4 mid_{it} + \delta_5 univ_{it} + \delta_6 (manu)_{it} + \delta_7 perm_{it} + \delta_8 unemp_{it} + \delta_9 aging_{it} + \delta_{10} density_{it} + \delta_{11} stup_{it} + \delta_{12} wgap_{it} + w_{it} \quad (7)$$

여기서 M_{it} , V_{it} , S_{it} 는 각각 t 시기의 i 지역의 일자리매칭건수, 구인건수 및 구직자수를 나타내며 $woman$ 은 여성구직자 비율, $age29$ 는 29세이하 구직자 비율을 나타낸다. 나머지 비효율성함수에 포함되는 변수들에 대해서는 다음 절에서 자세히 설명한다.

III. 자료 및 변수

본 연구에서 우리나라 지역별 일자리매칭의 효율성을 측정하고 효율성에 영향을 미치는 제 요인들을 분석하기 위해 사용한 자료는 고용정보원에서 제공하는 워크넷 구인·구직자료이다. 이 자료는 매월 1일과 말일 사이에 전국 고용센터에 등록된 구인, 구직, 취업 자료를 워크넷 DB에 집계한 것으로 지역

별, 성별, 연령별, 학력별로 구직자를 구분하고 있을 뿐 아니라 산업별, 직업별, 고용계약형태별로 구인 일자리에 대한 다양한 정보를 제공하고 있다. 본 연구에서는 우리나라 17개 시·도를 대상으로 2016년 1월부터 2019년 12월까지의 월별자료를 이용한다.

일자리매칭함수를 추정하기 위한 종속변수로서 산출은 해당 월에 워크넷에 등록된 취업자수를 사용하였으며 투입변수는 구인수와 구직자수를 이용하였다.⁴⁾ 구인수와 구직자수의 경우는 일자리매칭의 특성에 맞게 저량개념인 유효 구인·구직자수를 사용하였다. 유효 구인수는 해당월 말에 알선 가능한 총 구인인원으로, 구인신청 유효기간인 지난 2개월 이내에 등록된 구인인원수와 신규구인 인원수의 합에서 지난 2개월간 채용알선으로 처리된 인원수를 뺀 값으로 정의하였다. 이와 같은 방법으로 유효 구직자수는 구직신청 유효기간이 3개월임을 감안하여 지난 3개월 이내에 등록된 구직자수와 신규 구직자수를 더한 값에서 지난 3개월 간 취업된 인원수를 뺀 값을 사용하였다.⁵⁾

한편 지역별 일자리매칭의 효율성에 영향을 미치는 요인들은 크게 구직자 특성과 일자리 특성 그리고 지역 노동시장의 특성 등을 고려할 수 있다. 일자리매칭에는 구직자들의 유보임금 뿐만 아니라 직업탐색강도와 일자리수용의사, 노동시장에서의 차별, 그리고 경기변동이나 노동시장의 집중도 (labor market thickness)등이 중요한 변수가 될 수 있다. 본 연구에서 구직자 특성을 나타내는 변수로는 29세이하 비중과 50세이상 비중, 중졸이하 비중, 대졸이상 비중, 여성 비중 등을 사용하였다. 일자리 특성 변수로는 제조업 비중, 정규직 비중을 사용하였으며 구직자의 희망임금과 구인업체의 제시임금의 불일치가 일자리매칭에 미치는 영향을 파악하기 위해 임금불일치 변수를 포함하였다.⁶⁾ 지역 특성을 나타내는 변수로는 인구밀도와 고령인구비율을 포함하고 있다. 이들 변수들을 포함함으로써 노동시장의 집중정도뿐만 아니라 경제활동의 밀도가 일자리매칭의 효율성에 미치는 영향을 파악할 수 있을 것이다.⁷⁾

4) 취업자수는 그 달에 등록 한 구직자뿐만 아니라 2~3개월 전에 등록된 구직자 풀에서 취업에 성공한 자를 모두 포함한다.

5) 정확한 의미의 유효 구직자수를 구하기 위해서는 등록기간 동안 구직 신청한 인원에서 신청취소, 자체취업, 그리고 채용알선을 통해 처리된 인원수를 모두 빼야 한다. 그러나 신청취소나 자체취종 인원수를 정확히 파악하기 어려워 해당 월 등록된 취업자 수를 사용하였다.

6) 희망임금은 노동경제학에서 얘기하는 의중임금과는 다른 개념이다. 의중임금은 일자리 제의를 수락하는 최저값의 개념인 데 반해 구직등록에서 사용하는 희망임금은 본인의 인적 자본 가치를 고려하여 구직자 스스로 판단하는 적정 임금수준이라 볼 수 있다.(김두순 외, 2017)

7) 인구밀도가 효율성에 미치는 효과에 대해서는 상반된 주장이 존재한다. Coles and Smith(1996)는 인구밀도가 높으면 그만큼 시장이 집중되어 구인 구직자간 소통 노력이나 비용이 감소하기 때문에 매칭과정이 효율적이라고 주장한다. 반면 Kano and Ohta(2005)는 인구밀도가 높을수록 구인과 구직자의 이질성이 더 커지고 이것이 구인·구직간의 마찰을 증대시켜 오히려 도시화된 지역일수록 매칭에 어려움이 있을 수 있다고 주장한다.

〈표 1〉 변수의 정의 및 기초통계

	변수	측정방법	평균	표준편차
산출	취업자수(M)	당월 등록된 취업자 수(명)	9,321	10,359
투입	유효 구직자수(S)	당월 말 기준 구직자 스톱(명)	56,588	63,306
	유효 일자리수(V)	당월 말 기준 일자리 스톱(개)	18,859	23,985
구직자 특성	여성비율(Woman)	여성 구직자 비율(%)	56.48	4.28
	29세이하(Age29)	29세 이하 구직자 비율(%)	26.31	13.18
	50세이상(Age50)	50세 이상 구직자 비율(%)	33.61	5.06
	중졸이하(mid)	중졸 이하 구직자 비율(%)	14.64	4.67
	대졸이상(univ)	대졸 이상 구직자 비율(%)	25.09	5.58
일자리 특성	제조업(Manu)	제조업 일자리 비율(%)	33.03	14.83
	정규직(Perm)	정규직 일자리 비율(%)	63.76	10.65
지역 특성	실업률(Unemp)	지역별 월별 실업률(%)	3.35	1.03
	고령화율(Aging)	65세 이상 인구 비율(%)	14.86	8.96
	인구밀도(Density)	지역인구/지역면적(km2)	2,164	3,766
	신설법인수(Startup)	상법상의 신설영리법인 수(개)	498,44	714,52
	임금불일치(Wgap)	평균 희망임금과 제시임금 차(만원)	0.26	8.67

자료 : 한국고용정보원, 「워크넷 구인구직통계」 및 통계청, KOSIS국가통계포털

또한 경기순환 (business cycle)과 노동시장의 경색도(tightness)가 일자리매칭에 미치는 영향을 알아보기 위해 지역별 실업률 변수를 포함하였다.⁸⁾ 마지막으로 지역별 중소기업의 현장 경기 및 창업동향을 나타내는 변수로 지역별 월별 신설법인수를 사용하였다. 이들 지역특성 변수들은 모두 지역별 월별자료로 통계청 KOSIS국가통계포털자료를 이용하였다. 이들 변수에 대한 정의와 기초통계 등은 〈표 1〉에 정리되어 있다.

이를 살펴보면 분석기간 동안 전국 취업자수의 평균은 9,321명이었고 유효구직자수와 유효구인수는 각각 56,588명과 18,859개로 취업률(취업자수/구직자수)은 0.155이고 구인배율(구인수/구직자수)은 0.333으로 나타나고 있다. 일자리 특성을 보면 전체 구직자 중에서 여성이 차지하는 비율은 56.48%로 절반을 넘고 있으며 29세이하 비율과 50세이상 비율은 각각 26.31%와 33.61%, 중졸이하 비율은 14.64%, 대졸이상 비율은 25.09%이다. 한편 일자리분포를 보면 전체 일자리 중 제조업 일자리 비율이 33.03%, 정규직 비율이 63.76%로 나타났다. 희망임금과 제시임금의 차인 임금불일치는 평균 0.26만

8) 노동시장의 경색이란 기업이 필요로 하는 자격요건을 갖춘 노동자를 채용하지 못하거나 채용에 어려움을 겪는 현상을 말하며 경색도를 나타내는 지표로는 실업률, 고용률, 구인배율 등 다양한 지표가 사용되고 있으나 일반적으로는 실업률이 노동시장의 경색을 가장 잘 측정하는 것으로 인식되고 있다.

원(최소값 -28.73만원, 최대값 42.7만원)으로 크지 않은 것으로 나타났다.

한편 이들 자료에 대한 지역별 통계를 <표 2>에서 간단히 살펴보면 분석기간 동안 취업률이 가장 높은 지역은 세종시로 48.1%의 취업률을 보이고 있으며 그 다음으로는 제주(0.363) 강원(0.320) 순으로 나타나고 있다. 반면 취업률이 가장 낮은 지역은 대구(0.115), 대전(0.129), 경북(0.130) 순이다. 구인 배율이 가장 높은 지역은 세종(1.10)으로

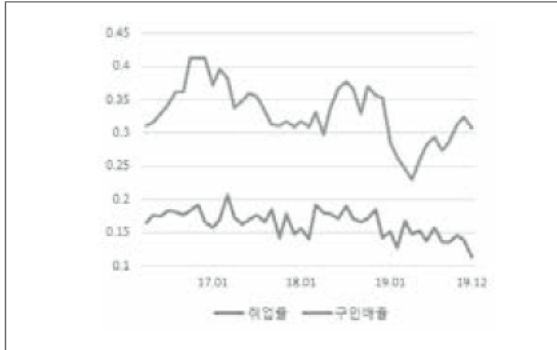
<표 2> 지역별 통계 요약

지역	취업률	구인배율	실업률 (%)	고령화율 (%)	인구밀도 (명)	신설법인수 (개)	제조업비율 (%)	정규직비율 (%)
서울	0.137	0.172	4,451	13.906	16,278	2670,156	7.211	50.426
부산	0.158	0.164	4,058	16.436	4,501	419,044	27.486	62.670
대구	0.115	0.237	3,976	14.167	2,796	263,400	39.785	67.951
인천	0.146	0.287	4,471	11.811	2,774	364,844	39.835	71.557
광주	0.168	0.365	3,367	12.404	2,922	301,844	29.702	67.946
대전	0.129	0.086	3,802	12.158	2,780	199,222	23.466	64.900
울산	0.149	0.281	4,022	10.163	1,095	114,333	42.097	66.535
세종	0.481	1.160	2,574	9.611	0,613	49,333	27.720	54.369
경기	0.173	0.430	3,800	11.479	1,268	2141,889	44.065	71.276
강원	0.320	0.626	2,913	18.202	0,092	167,667	13.945	43.506
충북	0.261	0.735	2,582	15.930	0,215	205,378	48.547	70.346
충남	0.207	0.583	2,924	17.249	0,257	285,400	51.991	75.182
전북	0.225	0.412	2,487	19.073	0,229	254,378	28.772	57.165
전남	0.318	0.555	2,820	21.613	0,153	280,067	24.379	57.401
경북	0.130	0.293	3,476	19.204	0,141	306,733	46.838	67.373
경남	0.148	0.402	3,253	15.036	0,320	335,311	56.480	77.569
제주	0.363	0.846	2,033	14.241	0,355	114,489	9.134	57.671

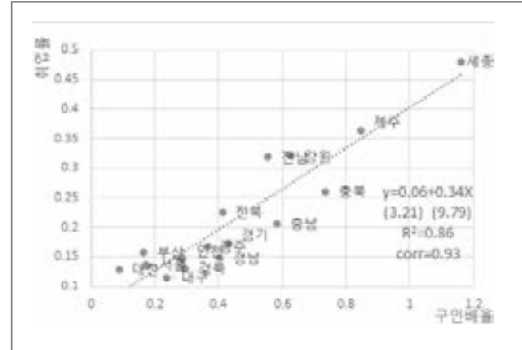
자료 : 한국고용정보원, 「워크넷 구인구직통계」 및 통계청, KOSIS국가통계포털

구인수가 구직자수를 초과하는 모습을 보이고 있으며 그 다음 제주(0.846), 충북(0.735)으로 타 지역에 비해 월등히 높은 구인배율을 보이고 있다. 신설 기업수는 서울, 경기도 순이며 이들 2개 지역이 전국에서 차지하는 비중은 56.8%에 달하고 있으며 신설기업수가 가장 적은 세종시의 경우는 서울의 1.8%, 그 다음 울산, 제주의 경우는 서울의 4.3%수준으로 지역 간 격차가 심하게 나타나고 있다. 전체 일자리 중 제조업 일자리 비중이 가장 높은 지역은 경남(56.48%), 충남(51.99%)이며 서울과 제주가 각각 7.21%와 9.13%로 가장 낮은 제조업 비중을 보이고 있다. 정규직 비중의 경우는 경남이 77.6%로 가장 높고 강원이 43.5%로 가장 낮게 나타나고 있다.

〈그림 1〉취업률 및 구인배율 추세



〈그림 2〉지역별 취업률 및 구인배율



자료 : 한국고용정보원, 「워크넷 구인구직통계」 및 통계청, KOSIS국가통계포털

한편 〈그림 1〉은 분석기간 동안 전국의 취업률과 구인배율의 추세를 그리고 〈그림 2〉는 지역별 취업률과 구인배율간의 관계를 보여주고 있다. 구인배율은 구직자 1명당 공석의 일자리수로 구직자와 구인기업 간 마찰이 존재하지 않는다면 구인배율이 높을수록 당연히 취업률도 높아진다. 따라서 구인배율과 취업률간의 간격은 일자리매칭의 비효율성을 나타낸다고 할 수도 있다. 취업률과 구인배율의 추세를 보면 두 변수 모두 계절변동의 모습을 뚜렷하게 나타내고 있으나 취업률과 구인배율간의 강한 동조현상은 나타나고 있지 않다. 특히 2019년에는 취업률과 구인배율간의 간격이 더욱 넓어지고 있는 모습을 보이고 있다. 그러나 지역별 취업률과 구인배율간의 관계는 뚜렷한 정의 상관관계(0.93)를 보이고 있으며 기울기는 0.34로 나타나고 있다. 따라서 전국적으로 취업률과 구인배율간의 동조현상보다는 지역별 동조현상이 상대적으로 강하게 나타나는 것으로 파악된다.

IV. 일자리매칭의 효율성 및 결정요인 분석

2016년 1월부터 2019년 12월까지 17개 시·도별 패널자료의 확률프런티어 매칭모델을 최우추정법(Maximum likelihood method)을 이용하여 추정하였다. 먼저 모형설정의 타당성에 대한 검정결과를 살펴보기로 하자. 적절한 매칭함수의 형태 및 비효율성의 존재여부를 확인하기 위한 로그우도비검정(Log-likelihood Ratio Test)결과가 〈표 3〉에 나타나 있다.⁹⁾

9) L-R검정통계량은 $\lambda = -2[L(H_0) - L(H_1)]$ 로 정의되며 $L(H_0)$ 와 $L(H_1)$ 은 각각 귀무가설과 대립가설의 로그 우도 값을 의미한다. 이 검정통계량은 근사적으로 귀무가설에서 0으로 가정된 모수들의 수만큼의 자유도를 갖는 χ^2 분포를 따른다.

〈표 3〉 모형에 대한 가설검정결과

귀무가설(H_0)	LR검정통계량	$\chi^2_{0.99}$ 값	검정결과
(1) $\beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = 0$	329.10***	11,345	기각
(2) $\gamma = \delta_0 = \delta_1 = \delta_2 = \dots = \delta_{10} = \delta_{11} = \delta_{12} = 0$	516.25***	29,141	기각
(3) $\gamma = 0$	525.12***	6,635	기각
(4) $\delta_1 = \delta_2 = \delta_3 = \dots = \delta_{10} = \delta_{11} = \delta_{12} = 0$	516.29***	26,217	기각

가설 (1)은 매칭함수가 콥-더글라스 생산함수형태를 갖는다는 귀무가설에 대한 검정이다. 검정결과 LR검정통계량의 값이 1% 유의수준에서 귀무가설을 기각함으로써 콥-더글라스 생산함수보다는 본 연구에서 사용한 초월대수형 생산함수가 보다 적절하다는 것을 보여준다. 귀무가설 (2)와 (3)은 각각 매칭함수에서 비효율성효과가 나타나지 않는다는 것과 기술적 비효율성효과가 확률적(stochastic)이지 않다는 것이다. 검정결과 두 귀무가설 모두 1% 유의수준에서 기각되어 통상적 평균생산함수를 사용하여 추정하는 것은 적절치 않음을 보여주고 있다.¹⁰⁾ 마지막으로 귀무가설 (4)의 경우는 비효율성효과가 구직자특성이나 일자리특성 그리고 지역특성 변수들의 선형함수가 아니라는 것으로 검정 결과 1% 유의수준에서 귀무가설을 기각한다. 따라서 비효율성효과모형에 포함된 변수들의 결합효과가(독립적으로는 유의하지 않더라도)비효율성에 통계적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 판단할 수 있다.

이제 확률프런티어 모델 추정결과를 토대로 측정된 각 지역의 일자리매칭 효율성과 그 변화추이들을 살펴보기로 하자. 추정결과를 기초로 각 지역의 연도별 매칭효율성을 측정된 결과가 〈표 4〉에 정리되어 있다. 이를 살펴보면 분석기간 동안 우리나라 지역노동시장의 일자리매칭 효율성은 평균 0.874로서 약 13%정도의 비효율성이 존재한다고 할 수 있다. 분석기간 동안 가장 높은 효율성을 보이고 있는 지역은 서울특별시로 99.3%의 효율성을 보이고 있으며 그 다음이 경기도(0.985), 전라남도(0.962), 강원도(0.959), 부산(0.927)순이다. 가장 낮은 효율성을 보이고 있는 지역은 세종(0.753)과 경상남도(0.799)로 지역별 일자리매칭 효율성의 편차가 크게 존재하고 있음을 확인할 수 있다.

〈표 4〉 연도별 지역별 일자리매칭 효율성 추정결과

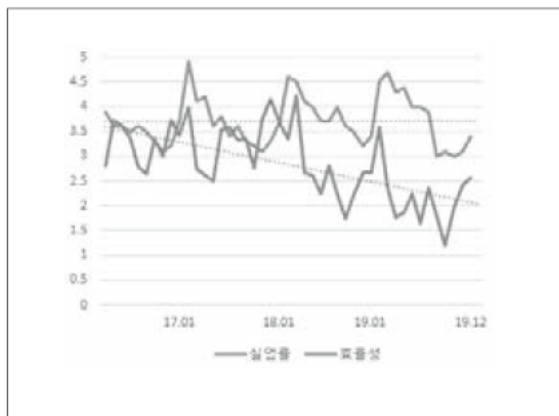
구분	2016	2017	2018	2019	평균	연평균증가율
서울특별시	0.993	0.993	0.993	0.993	0.993	0.000
부산광역시	0.925	0.937	0.928	0.917	0.927	-0.236

10) $\gamma = \sigma_U^2 / (\sigma_E^2 + \sigma_U^2)$ 이므로 $\gamma=0$ 이라는 귀무가설이 채택될 경우 $\sigma_U^2=0$ 으로 기술적 비효율성이 존재하지 않음을 의미하며 따라서 생산함수는 OLS에 의해 일치추정치를 구할 수 있게 된다. 한편 기술적 비효율성이 존재할 때 통상적인 평균생산함수를 사용하여 추정하게 되면 생산의 기술적 비효율성을 무시하게 되어 실제 생산함수를 과소추정하게 된다.

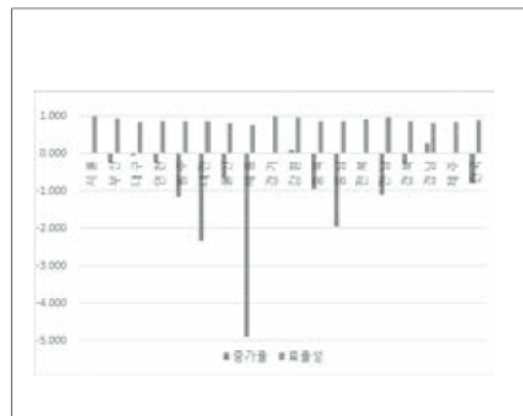
대구광역시	0.828	0.816	0.823	0.826	0.823	-0.066
인천광역시	0.865	0.855	0.861	0.856	0.859	-0.255
광주광역시	0.861	0.862	0.843	0.821	0.847	-1.173
대전광역시	0.892	0.895	0.876	0.812	0.868	-2.339
울산광역시	0.810	0.822	0.793	0.789	0.804	-0.653
세종시	0.819	0.810	0.724	0.670	0.753	-4.902
경기도	0.985	0.986	0.983	0.986	0.985	0.025
강원도	0.953	0.964	0.964	0.956	0.959	0.092
충청북도	0.873	0.855	0.847	0.840	0.854	-0.967
충청남도	0.880	0.879	0.853	0.813	0.856	-1.956
전라북도	0.918	0.927	0.915	0.918	0.919	0.000
전라남도	0.972	0.971	0.978	0.929	0.962	-1.105
경상북도	0.850	0.870	0.856	0.840	0.854	-0.297
경상남도	0.793	0.802	0.800	0.801	0.799	0.243
제주도	0.845	0.854	0.832	0.845	0.844	0.018
전국	0.884	0.886	0.872	0.856	0.874	-0.806

〈그림 3〉과 〈그림 4〉는 각각 분석기간 동안의 실업률과 효율성의 변화추이와 지역별 효율성 변화율을 보여주고 있다. 실업률과 효율성변화 추이를 보면 두 변수 모두 폭넓은 계절변동을 보이고 있으며 실업률은 분석기간 동안 일정한 추세를 유지하고 있는데 반해 효율성은 하향추세를 보이고 있다. 한편 연평균 효율성 감소율이 가장 높은 지역은 세종시로 연평균 4.9% 이상의 높은 감소율을 보이고 있으며 그 다음이 대전(-2.34%), 충남(-1.96)으로 충청권에서의 효율성 감소가 상대적으로 큰 것으로 나타났다.

〈그림 3〉 실업률과 효율성 추이



〈그림 4〉 지역별 효율성 및 변화율



〈표 5〉는 확률프런티어 매칭함수의 추정계수들을 보여주고 있다.¹¹⁾ 먼저 매칭함수에 포함된 구직자 수 변수와 구인 변수 가운데 구인 변수는 통계적으로 유의한 정의 부호를 나타내고 있는 반면 구직자 수의 경우는 음의 부호를 보이고 있을 뿐 아니라 t-값이 작아 구직자수가 취업에 미치는 유의미한 효과는 발견하기 어렵다. 이는 매칭증대를 위해서는 구직활성화보다는 구인활성화가 더 중요하다는 점을 시사해주는 것으로 구인탄력성이 구직탄력성보다 크다는 최창곤(2007), 남병탁(2014), 이대창(2015), 김두순 외(2017) 등 기존의 연구와 일치하는 결과이다. 한편 분산파라미터 γ 는 1% 유의수준에서 통계적으로 유의하며 0.305의 값을 갖는다. 이는 전체 오차 중 30%가 기술적 비효율성에 의해 설명되고 있음을 의미하여 확률프런티어 매칭함수의 설정이 타당함을 다시 한 번 확인할 수 있다.

이제 비효율성에 영향을 주는 구직자특성, 일자리특성, 그리고 지역특성 변수들의 추정계수들을 살펴보자. 만일 추정계수의 부호가 양이면 비효율성 잔차인 U_{it} 를 증가시키게 되므로 비효율성 증가의 요인이 되고 음수인 경우는 비효율성 감소의 요인이 된다. 먼저 구직자 특성을 나타내는 여성비율 변수를 보면 음의 부호를 보이고 있으며 t-값이 크게 나타나고 있어 여성비율이 높을수록 일자리매칭의 효율성이 증가하는 것으로 나타나고 있다. 연령 변수를 보면 29세이하 변수와 50세이상 변수의 추정계수 모두 음의 값으로 통계적으로 유의한 것으로 나타나 저연령층과 고연령층 비중이 높을수록 일자리매칭이 효율적임을 보여주고 있다. 학력 변수를 보면 중졸이하 변수는 통계적으로 유의미한 음의 부호를 나타내고 있어 구직자 중 중졸이하 비중이 높을수록 일자리매칭의 효율성이 증대하는 것으로 나타나고 있다. 반면 대졸이상 비중이 높을수록 의중임금을 높이거나 제한된 일자리를 둘러싼 구직경쟁 심화로 매칭효율성이 감소할 것으로 예상할 수 있으나 대졸이상의 비중이 효율성에 미치는 유의미한 영향을 찾아보기 어렵다. 일자리특성 변수를 살펴보면 제조업비중 변수와 정규직비중 변수 모두 정의 부호를 보이고 있고 t-값도 크게 나타나고 있어 제조업 비율이 높을수록 그리고 정규직 일자리 비중이 높을수록 일자리매칭의 효율성은 감소하는 것으로 나타나고 있다. 이는 우리나라의 제조업 기피 현상을 보여주는 것으로 이해할 수 있다.

〈표 5〉 확률프런티어 매칭함수 추정결과

확률프런티어 매칭함수	계수	t-값
β_0	0.452	1.117
β_1 (구인수)	0.867	6.276***
β_2 (구직자수)	-0.037	-0.359

11)매칭함수 추정에는 계절변동을 통제하기 위해 월 더미변수를 포함하였다. 더미변수의 추정계수는 지면관계상 제시하지 않았다.

β_3	0.105	12.696***
β_4	0.192	10.160***
β_5	-0.304	-8.355***
비효율성 효과 모형		
δ_0	0.528	5.661***
δ_1 (여성구직자 비율)	-0.240	-2.241**
δ_2 (임금차)	-0.013	-0.253
δ_3 (정규직일자리 비율)	0.281	4.052***
δ_4 (29세이하 구직자 비율)	-0.676	-5.920***
δ_5 (50세이상 구직자 비율)	-0.378	-5.023***
δ_6 (중졸이하 구직자비율)	-0.695	-6.123***
δ_7 (대졸이상 구직자비율)	0.163	1.131
δ_8 (제조업일자리비율)	0.165	2.806***
δ_9 (실업률)	-0.048	-0.104
δ_{10} (고령화율)	-0.505	-3.112***
δ_{11} (인구밀도)	0.173	0.432
δ_{12} (신설법인수)	-0.015	-7.340***
σ_s^2	0.005	16.058***
γ	0.305	4.226***
log-likelihood	939.024	
# of iteration	53	

주). ***, **, *는 각각 1%, 5%, 10% 유의수준에서 유의함을 의미함.

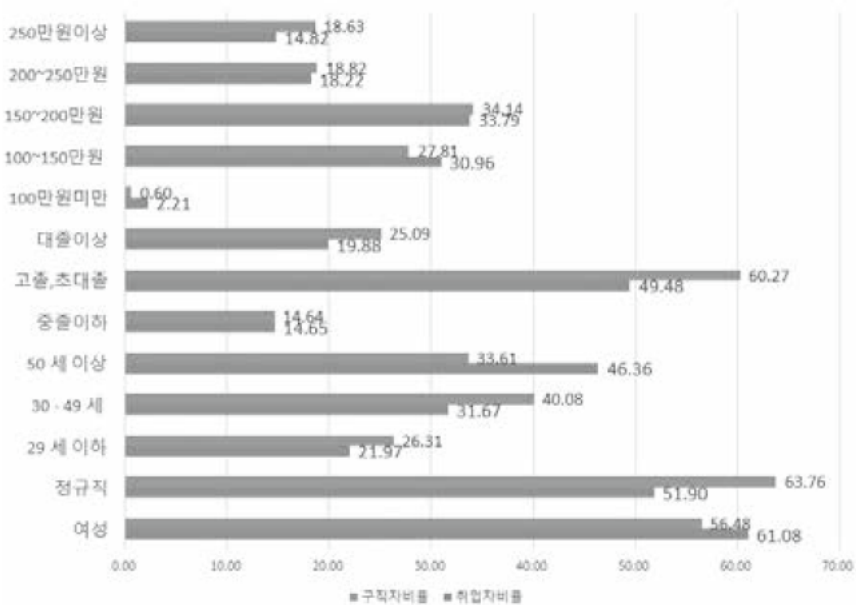
또한 정규직 일자리 비중이 높을수록 매칭효율성이 감소하는 것은 정규직 일자리의 경우 계약직과 일용직보다 엄밀한 심사기준과 채용절차를 요구하게 되고 따라서 구직자와 정규직 일자리 간 매칭에 상대적으로 더 많은 시간과 비용이 소요되기 때문으로 해석할 수 있다.(양준석·전용일, 2012) 이를 토대로 살펴보면 우리나라의 일자리매칭은 주로 비정규직과 비제조업에서 그리고 여성, 저학력, 그리고 저연령층과 고연령층 등 취약계층을 중심으로 작동하고 있다고 판단할 수 있다.

한편 경기변동이나 노동시장경색(labor market tightness)을 나타내는 실업률 변수와 노동시장의 집중상황을 나타내는 인구밀도 변수 모두 효율성에 미치는 유의미한 효과는 발견할 수 없어 일자리매칭의 효율성이 거시적인 경기변동이나 노동시장의 형태에 크게 영향을 받지 않는 것으로 해석할 수 있다. 또한 구직자의 희망임금과 구인기업의 제시임금의 차 역시 효율성에 유의미한 영향을 주지 못하는

것으로 나타나 임금불일치가 일자리매칭에 중요한 요인은 아닌 것으로 파악된다. 다만 지역별 창업동향과 중소기업경기를 반영하는 신설법인수와 고령인구비율은 효율성에 유의미한 정의 효과를 보이고 있다.

이러한 추정결과는 <그림 5>의 취업자와 구직자 분포를 통해 다시 한 번 확인할 수 있다. 전체 취업건수 중 비정규직이 48%를 차지하고 있고 200만원 미만의 저 임금대의 취업비중이 67%에 이르고 있다.¹²⁾ 특히 4년제 대졸 미만이 80% 이상이며 29세 이하와 50세 이상의 취업자가 전체의 68%로 나타나고 있다. 이는 저학력이나 고연령 등 구직경쟁력이 낮은 구직자일수록 직업알선기관에 구직신청을 할 경향이 크고 이들 계층이 비정규직이나 단순직과 같이 채용조건이 까다롭지 않고 고용조건이 낮은 일 자리를 쉽게 받아들일 가능성이 크기 때문으로 이해할 수 있다.¹³⁾ 특히 분석기간 동안 전체 취업자 중 60세 이상 비중이 23%로 나타나고 있는데 이는 고령인구비율 변수가 효율성에 유의미한 정의 영향을 미치는 주요 요인이 된 것으로 볼 수 있다.

<그림 5> 취업자와 구직자의 분포



12) 본 연구에서 사용한 워크넷 자료에서는 2016년 11월 이후 임금대별 취업자분포가 제공되고 있지 않다. 따라서 본고에서 임금대별 취업자 분포는 2016년 1월부터 2016년 10월까지의 자료임을 밝혀둔다.

13) 실제로 분석 자료에 따르면 희망임금 월 200만원 미만 구직자 비중은 62.6%, 대졸 미만이 80%, 29세 이하와 50세 이상 구직자 비중이 60%이다. 직종별 취업비율을 보면 경비 및 청소 관련직이 30%를 차지하고 있으며 돌봄서비스직 (간병, 육아) 6.1%, 음식 서비스직 4.5%, 제조 단순직 4.2% 등이 높은 비중을 차지하고 있다.

이상의 분석결과를 종합하면 우리나라의 일자리매칭 효율성은 평균적으로 약 13%정도의 기술적 비효율성이 존재한다고 할 수 있다. 이는 다른 여건이 변화하지 않는다 하더라도 효율성의 제고를 통해 취업을 증대시킬 수 있는 공간이 여전히 존재하고 있음을 의미한다. 특히 세종(0.753)과 경남지역(0.799)은 80%를 하회하는 낮은 효율성을 보이고 있어 이들 지역의 효율성제고는 향후 고용증대에 중요한 과제가 될 것으로 판단된다.

또한 일자리매칭의 효율성이 경기변동이나 노동시장의 상황보다는 주로 구직자나 일자리의 특성에 의해 영향을 받는 것으로 나타났으며 특히 여성이나 저학력, 고연령층 등 구직경쟁력이 낮은 계층과 저임금, 비정규직일자리를 중심으로 일자리 매칭이 이루어지고 있다. 이는 현재의 일자리매칭이 노동시장의 모든 부문이 아닌 취약계층과 저임금 부문에서 주로 작동하고 있음을 보여준다고 할 수 있다. 특히 가장 왕성한 경제활동을 수행할 30-40대의 취업비중이 31%로 크게 작다는 점은 주목할 만하다. 따라서 우리나라의 일자리매칭사업이 취업률증대라는 양적 효율성증대 뿐만 아니라 질적인 면도 함께 고민해야 함을 시사해 준다.

V. 요약 및 결론

본 연구는 확률프런티어 매칭함수를 이용하여 2016년 1월부터 2019년 12월까지 우리나라 17개 시도 지역노동시장의 일자리매칭 효율성과 결정요인 등을 분석하였다. 그간 구인·구직 자료를 이용한 대부분의 연구들이 유량개념인 해당 월 신규 취업자수와 신규 구직자수, 신규 구인수를 중심으로 매칭함수를 추정한 반면 본 연구는 구직과 구인등록 유효기간이 각각 3개월과 2개월이라는 점을 고려하여 해당월 말에 등록된 유효 구인수와 구직수라는 저장개념을 사용하여 분석하였다. 또한 일자리매칭에 관련된 논의가 구직자수와 구인수가 취업에 미치는 탄력성을 측정하는 실증분석을 중심으로 이루어져 온 데 반해 본 연구는 실제로 매칭 효율성을 측정하고 구직자와 일자리 특성 및 지역노동시장 특성 등이 일자리매칭 효율성에 미치는 효과를 분석함으로써 일자리매칭의 효율성제고를 위한 정책적 함의와 실천적 방안을 모색하고자 했다는 점에서 의의를 찾을 수 있다.

본 연구의 분석 결과를 요약·정리하면 다음과 같다. 첫째, 모형에 대한 검정결과 매칭함수 추정 시 일자리수와 구직자수 등 투입요소의 증감으로 설명되지 않는 취업자수의 변동성 가운데 약 30%가 매칭과정의 기술적 비효율성에 의해 설명되고 있어 확률프런티어 매칭함수의 설정이 타당함을 확인할 수 있었다.

둘째, 확률프런티어 매칭함수추정을 토대로 일자리매칭 효율성을 측정한 결과 분석기간 동안 우리나라 매칭 효율성은 평균 0.874로서 비효율성으로 인해 최대 일자리매칭의 87%정도만을 성공하고 있는 것으로 나타났다. 이는 효율성의 제고를 통해 취업을 증대시킬 수 있는 공간이 여전히 존재하며 따라서 향후 취업을 향상을 위해 지속적으로 매칭효율성을 제고하는 노력이 필요함을 시사한다. 특히 가장 높은 효율성을 보이고 있는 지역은 서울과 경기도로 각각 99.3%와 98.5%의 효율성을 보이고 있는데 반해 세종(0.753)과 경상남도(0.799)는 80%에 못 미치는 낮은 효율성을 보이고 있어 이들 지역의 효율성 제고는 향후 중요한 과제가 될 것으로 판단된다.

셋째, 효율성에 영향을 미치는 요인들을 분석한 결과 구직자 특성으로는 여성비율이 높을수록, 중졸 이하의 저학력자 비중 그리고 29세 이하의 저연령층과 50세 이상 고연령층 비중이 높을수록 일자리매칭이 효율적임을 보여주고 있다. 반면 일자리특성변수는 제조업 비중이 높고 정규직 일자리 비중이 높을수록 일자리매칭 효율성은 낮아지는 것으로 나타났다. 지역노동시장 특성 중 실업률이나 인구밀도는 효율성에 유의미한 영향을 주지 못하는 것으로 나타나 매칭효율성이 거시적인 경기변동이나 지역노동시장상황과는 무관한 것으로 나타났다. 구직자의 희망임금과 구인기업의 제시임금의 차인 임금불일치가 일자리매칭에 미치는 유의미한 효과는 나타나지 않았다. 또한 취업자의 임금대별 분포는 200만원 미만이 67%를 차지하여 현재의 일자리매칭이 주로 낮은 수준의 임금을 희망하는 구직자와 낮은 수준의 임금을 제시하는 구인자를 매칭하는 경향을 보임으로서 매칭과정이 노동시장의 저임금 부문에서 주로 작동하고 있음을 확인할 수 있었다. 이는 아직도 구인 기업의 대부분이 비교적 안정적인 중심부 노동시장으로, 노동자의 채용·선별과정을 공공취업지원서비스와 분리하고 있기 때문으로 보인다. 따라서 일자리매칭의 양적 효율성뿐만 아니라 질적인 제고를 위해서 중심부 노동시장의 접근성과 포괄성을 높여야 하는 노력이 필요하다.(김두순 외, 2017)

한편 본 연구는 자료의 한계로 인해 매칭의 효율성을 결정해 줄 다양한 구인 및 구직자특성 변수나 지역특성 변수 등을 충분히 고려하지 못한 한계가 있음을 인정하지 않을 수 없다. 실제로 일자리매칭에는 구직자의 희망임금뿐만 아니라 구직강도 및 의지, 이전 일자리경험 등이 중요하며 워크넷의 구직등록자 또한 단순 취업목적, 실업급여, 직업훈련 등 구직목적이 다양하다. 따라서 이들 구직자들을 세분화하고, 구인·구직간의 마찰요인이 되는 구인과 구직자의 이질성을 포착할 구체적이고 다양한 변수들이 고려된다면 보다 정확한 효율성 측정이 가능하고 또 매칭효율성을 증가시킬 수 있는 다양한 정책적 함의를 도출할 수 있을 것이다. 또한 일자리매칭 이후의 고용유지가 매칭의 질적 성과 관점에서 중요하다는 점에서 고용유지 기간을 포함한 심층적인 분석이 필요할 것이다. 마지막으로 본 연구에서 사용한 자료가 고용센터에 등록된 구인·구직자료를 이용하였다는 점을 고려한다면 본 연구결과가 우리나라 전체 노동시장의 일자리매칭을 보여준다고 할 수 없다. 따라서 향후 다양한 자료와 분석방법을 이용한 일

치된 결과가 도출될 때까지 본 연구의 결과는 신중하게 해석되어야 할 것이다.

■ 참고문헌 ■

- 김두순 외(2017). 「공공취업지원서비스와 노동시장 성과」, 한국고용정보원.
- 김안정(2016). “구직경로분석”, 『고용동향브리프』, 9: 14-18.
- 남병탁(2014). “지역별 일자리매칭함수 탄력성 비교”, 『경제연구』, 32(1): 109-126.
- 양준석·김호연(2009). “우리나라의 지역별 일자리결합함수의 추정”, 『한국경제지리학회 지』, 12(3): 248-259.
- 양준석·전용일(2012). “한국 지역노동시장에서의 일자리 미스매치에 관한 연구 -확률 변경생산함수를 이용한 결합 효율성 분석-”, 『한국경제지리학회지』, 5(4): 752-765.
- 이대창(2015). “한국의 구인·구직 매칭함수 추정”, 『노동경제논집』, 38(1): 1-30.
- 최창곤(2007). “구인·구직자료를 이용한 일자리결합함수 추정”, 『경제연구』, 25(4): 31-51.
- 최창곤(2017). “일자리와 고용창출의 차이와 미스매치”, 『경제연구』, 25(1): 99-113.
- 황광훈(2017). “청년층 노동시장의 미스매치와 직장이동”, 『고용이슈』, 10(3): 6-27.
- Aigner, D., Lovell and P. Schmidt(1977). “Formulation and Estimation of Stochastic Frontier Production Function Models”, *Journal of Econometrics*, 6: 21-37.
- Banos, J. F , Rodriguez, A and Suarez, P.(2019). “The Efficiency of Public Employment Services: A Matching Frontier Approach”, *Applied Economic Analysis*, 27(81): 169-183.
- Battese, G. E. and T. J . Coelli(1992). “Frontier Production Function, Technical Efficiency and Panel Data: with Application to Paddy Farmers in India”, *Journal of Productivity Analysis*, 3: 136-153.
- Battese, G. E. and T. J . Coelli(1995). “A Model for Technical Inefficiency Effects in a Stochastic Frontier Production Function for Panel Data”, *Empirical Economics*, 20: 325-332.
- Coles, M. G and Smith, E.(1996). “CrossSection Estimation of the Matching Function: Evidence from England and Wales”, *Economica*, 63: 589-598.
- Hung-Jen Wang and Peter schmidt(2002). “One-Step and Two-Step Estimation of the Effects of Exogenous Variables on Technical Efficiency Levels”, *Journal of Productivity*

- Analysis*, 18: 129–144.
- Ibourk, A., Maillard, B., Perelman, S. and Sneessens, H. R.(2004). “Aggregate Matching Efficiency: A Stochastic Frontier Approach, France 1990–1994”, *Empirica*, 31(1): 1–25.
- Kano, S. and Ohta, M.(2005). “Estimating a Matching Function and Regional Matching Efficiencies: Japanese Panel Data for 1973–1999”, *Japan and the World Economy*, 17(1): 25–41.
- Meeusen, W. and J. Van den Broeck(1977). “Efficiency Estimation from Cobb–Douglas Production Function with Composed Error”, *International Economic Review*, 18: 435–444.
- Ramirez, J. and Vassiliev, A.(2007). “An Efficiency Comparison of Regional Employment Offices Operating under Different Exogenous Conditions”, *Swiss Journal of Economics and Statistics*, 143(1): 31–48.
- Subal C . Kumbhakar(1990). “Production Frontier, Panel Data, And Time–Varying Technical Inefficiency”, *Journal of Econometrics*, 46(1): 185–200.
- Subal C. Kumbhakar and Hung–Jen Wang(2005). “Estimation of growth convergence using a stochastic production frontier approach”, *Economics Letters*, 88: 300–305.

원 고 접 수 일 | 2020년 4월 8일
심 사 완 료 일 | 2020년 5월 6일
최종원고채택일 | 2020년 5월 11일

조윤기 ykcho@daejin.ac.kr

1994년 건국대학교에서 경제학박사학위를 받았으며 현재는 대진대학교 글로벌산업통상대학 글로벌 경제학과 교수로 재직 중이다. 대진대 교무지원처장, 교양교육원장, 창의미래인재대학장, 대학교육혁신원장, 국제지역학회 이사, 한국동북아경제학회 이사, 부회장을 역임하였다. 주요 논문으로는 중국 하이테크산업의 R&D투자효율성 및 생산성분석(2019), 지역경제효율성과 지방재정지출(2015), 중국지역별 기업생산성변화와 결정요인 분석(2014) 등 다수의 논문이 있다. 주요 관심사는 지역경제, 노동시장, 생산성 분야이다.