

# 플랫폼 노동시장의 구직기간 단축 결정요인: 웹크롤링과 생존모형을 이용한 분석

이종호  
경제추격연구소 연구위원

## Determinants of Shortening Job-hunting Period in Platform Labor Market: Analysis by using Web Crawling and Survival Model

Jongho Lee  
Research Fellow, The Center for Economic Catch-up

요 약 본 연구의 목적은 플랫폼 노동시장에서 신규 구직자의 임금수준이 첫 업무획득기간에 어떠한 영향을 주는지 분석하는 것이다. 최근 플랫폼 노동시장은 실업률 증가를 해결하기 위한 대안의 하나로 주목받고 있다. 플랫폼 노동시장에서 양질의 일자리를 창출하기 위해서는 고용주와 고용인 간의 신뢰형성이 중요하다. 기존 연구에서는 이전 고용주의 피드백이 고용주와 고용인간의 정보 비대칭 문제해결을 위해 중요하다고 하였다. 다만, 첫 번째 업무를 획득하지 못한 신규 구직자의 경우 이전 고용주에 의한 피드백이 존재하지 않는다. 이에 본 연구는 플랫폼에서는 임금이 고용주가 아닌 구직자들에 의해 스스로 제시된다는 점에 착안하여 신규 구직자의 낮은 임금이 구직기간 단축에 영향을 줄 수 있는지 확인하고자 한다. 이를 위해 Freelancer.com에서 발췌한 3,704명의 구직자 정보를 사용한다. 생존 분석 결과에 따르면, 플랫폼 노동시장에서 신규 구직자의 낮은 임금은 구직기간 단축에 유의한 영향을 주는 것으로 나타났다.

주제어 : 웹 크롤링, 생존분석, 플랫폼 노동시장, 구직기간, 디지털

Abstract The purpose of this research is to analyze how the wage level of new job seekers in the platform labor market affects the period on getting the first job. Recently, the platform gets attention as one of alternatives to solve the increase of unemployment rate. It is important to create quality jobs that we build up a trust between employers and employees in the platform. Previous studies showed that feedback from previous employers is important for solving the information asymmetry problem between those people. However, there is no feedback for new job seekers who have not get the first job. Therefore, we focus on the fact that wages are presented by job seekers rather than employers in the platform, and we will figure out that the low wages of new job seekers may affect the shortening of job-hunting period. For this reason, we use 3,704 job seekers of Freelancer.com. Survival analysis shows that low wages for new job seekers have a significant impact on shortening job-hunting period.

Key Words : Web Crawling, Survival Analysis, Platform Labor Market, Job-hunting Period, Digital

\*Corresponding Author : Jongho Lee(jongholee@snu.ac.kr)

Received October 21, 2020  
Accepted May 20, 2021

Revised April 8, 2021  
Published May 28, 2021

## 1. 서론

양면시장이란 서로 다른 형태의 이용자 집단이 거래를 원활히 할 수 있도록 제공된 물리적, 가상적, 제도적 환경을 통하여 상호작용을 하며, 교차 네트워크의 외부성의 영향을 받는 시장을 말한다[1]. 여기서 플랫폼은 이러한 거래가 원활히 이루어지도록 제공된 물리적, 가상적, 제도적 환경이라고 정의할 수 있는데, 플랫폼을 이용하여 이루어지는 전자상거래에는 다양한 유형이 존재한다[2]. 컴퓨터 운영체제(이용자 vs. 애플개발자), 온라인 구인구직(구직자 vs. 구인자), 비디오 게임(게임유저 vs. 게임 개발자), 웹서치(일반이용자 VS. 광고주) 등이 양면시장의 대표적 예이며, 애플리케이션 마켓이나 앱 스토어를 대상으로 한 국내연구도 다수 진행되고 있다[3,4].

양면시장 중 특히 플랫폼 노동시장은 오프라인 상에서의 고용기회가 줄어들고 경력자 채용이 활성화되면서 더욱 주목받고 있다[5,6]. 일반적으로 노동시장에서 신규 구직자가 취업에 성공하기 매우 어렵다는 주장은 다양한 연구에서 제시되고 있는데, 구직자의 능력에 대한 정보 비대칭이 존재하므로 고용주는 경험이 없는 구직자의 고용을 주저하게 된다는 것이다[7]. 그리고 이러한 정보비대칭 문제는 실제 자신의 능력에 대해 완전한 정보를 제공할 수 없는 즉, 경력이 없는 청년층에서 보다 두드러지게 관찰되는데, 경제협력개발기구(OECD)에서 발표한 노동시장 자료(Labour force statistics)에 따르면 2019년 OECD국가들의 평균 실업률은 5.2%인데 반해 15-24세 청년층 실업률은 11.2%로 평균 실업률 대비 2배 이상 높게 나타났다[8].

한편, 플랫폼 노동시장의 등장은 이와 같이 오프라인에 존재하는 미스 매치에 따른 구조적 실업을 줄일 수 있는 다양한 가능성을 제시하고 있다[9-11]. 첫째, 플랫폼에서 고용주와 구직자는 더 이상 거리와 시간에 제약을 받지 않는다. 그리고 이는 결과적으로 더 많은 고용주와 구직자를 연결함으로써 고용주에게는 더 많은 고용기회를 구직자에게는 더 많은 취업기회를 갖게 한다. 둘째, 플랫폼 노동시장에서 구직자는 다양한 질적 정보를 생성할 수 있는데, 이는 고용주에게 구직자에 대한 더 많은 정보를 제공함으로써 고용을 촉진할 수 있다. 일반적으로 거래비용이 높은 오프라인 노동시장에서는 구직자의 성별, 나이, 학력, 경력과 같은 객관적 지표들을 통해 구직자를 선별한다. 하지만, 거래비용이 상대적으로 낮은 플랫폼 노동시장에서는 앞서 고용주가 제시한 객관적 지표와 더불어 본인의 업무능력을 증명할 수 있는 다양한 형태의

질적 자료(SNS, 그림, 동영상)의 사용이 가능하다. 뿐만 아니라, 플랫폼 노동시장에서 구직자는 본인의 희망 임금 및 근로조건을 제시할 수 있는데, 이는 본인의 능력과 구직에 대한 적극적인 의사를 표현하는 것이라고 볼 수 있다[12]. 결과적으로 이는 기존에 고정된 고용조건 하에서 노동시장 참여 자체를 제한받았던 취약계층의 노동시장 참여율 증가를 이끌어낼 수 있으며, 고용주에게는 보다 다양한 선택의 기회를 제공할 수 있다[13,14]. 셋째, 플랫폼에서 고용주는 고용인의 업무능력에 대한 피드백을 제공할 수 있다. 이는 후발 고용주의 정보 취득비용 및 학습시간을 단축시킴으로서 원하는 수준의 노동자를 고용하는 문제를 보다 효과적으로 해결할 수 있으며, 결과적으로 성실한 구직자의 취업가능성도 높일 수 있다[15,16].

그러나 선행연구는 다양한 장점을 갖는 플랫폼 노동시장이 여전히 불안정하며, 해당 시장의 확산에는 여러 가지 중요한 장애물이 존재함을 지적한다[17,18]. 특히, 이전 고용주에 의한 평가가 존재하지 않는 신규 구직자의 경우 업무경험이나 고용주의 피드백을 제시할 수 없기 때문에 고용주와 구직자 간에 정보 비대칭이 발생한다. 이 경우 플랫폼의 일자리는 기존 구직자들에게 집중되어 승자독식마켓(winner takes all market)이 되기 쉬우며, 소수에 의해 독점화 되는 결과를 낳아 결과적으로 전통적 노동시장을 대체하는 새로운 노동시장의 형태로 자리 잡기 어렵게 된다는 것이다[19,20]. 따라서 기존 구직자에 의한 플랫폼 노동시장의 독점을 막고 신규 구직자의 지속적 유입을 통한 해당 시장의 확산을 위해서는 무엇보다 신규 구직자와 고용주 간의 정보 비대칭 해결이 중요하다. 그리고 이를 위해 신규 구직자가 플랫폼 노동시장에서 첫 번째 일자리를 빠르게 획득하여 고용주에 의한 공익적 평가를 획득하는 것이 신규 구직자의 정보 비대칭 문제를 해결하는 가장 빠르고 효과적인 방법이라고 논의되고 있다[15,16].

그렇다면, 이전 고용주의 피드백이 존재하지 않는 신규 구직자가 어떻게 기존 구직자와의 경쟁에서 승리하여 효과적으로 구직기간을 단축할 수 있을까? 본 연구는 플랫폼 노동시장에서 개별 근로자의 임금이 고용주가 아닌 구직자에 의해 스스로 결정된다는 점에 착안하여[17], 신규 구직자의 임금 수준이 이들의 구직기간 단축에 유의미한 영향을 줄 수 있을 것으로 예상하였다. 물론, 효율적 임금가설에 따르면 기업은 능력 있는 근로자를 선별하기 위해 더 높은 수준의 임금을 제시할 수 있고, 비대칭 정보 상황 하에서 능력 있는 노동자는 스스로의 능력을 과

시하기 위해 더 높은 수준의 임금을 책정할 수 있다. 그러나 일반적으로 다른 조건이 일정하다고 할 때 근로자의 낮은 임금은 더 높은 노동수요를 이끌어 낼 수 있다.

따라서 본 연구는 플랫폼 노동시장에서 신규 구직자의 낮은 임금이 이들의 구직기간 단축에 영향을 줄 수 있는지 여부를 살펴보고자 한다. 이를 위해 전 세계적 플랫폼 노동시장인 Freelancer.com에서 지난 2018년 5월 발매한 3,702명의 프리랜서들의 구직정보자료를 이용하였으며, 이를 전통적 노동시장에서 구직자의 정보비대칭 문제해결에 유효하였던 학력, 경력, 실적 등과 같은 변수도 함께 살펴보고자 한다. 궁극적으로 본 연구는 플랫폼 노동시장에서 새롭게 제시되고 있는 '시간당 임금'이 기존의 오프라인 노동시장에서 실업을 단축시키는데 사용되었던 변수들과 더불어 신규 구직자의 고용기회 및 구직기간 단축에 유의미한 영향을 주는지 여부를 확인한다.

## 2. 선행연구

### 2.1 오프라인 노동시장의 직업탐색모형

일반적으로 노동시장은 불완전하고 비대칭적인 정보들로 가득하다[21]. 이는 구직자들은 일자리에 대한 완전한 직무분석표를 제공받지 못하고, 기업들은 모든 지원자들을 속속들이 조사하거나 그들과 협상을 할 수 없기 때문이다. 선행연구에 따르면 오프라인 노동시장에 대한 구인과 구직에 대한 정보 비대칭 문제는 특히 노동시장에서 취약계층인 여성, 장애인, 청년층 실업 및 차별의 문제로 연결되고 있다[22].

일부 연구자들은 고용 시 정보 마찰과 고용 후 고용주의 학습 과정에 대한 연구를 통해 실제 고용시 정보 마찰이 노동시장에서의 차별로 이어지고 있는지와 관련된 연구를 진행하였다. Farber & Gibbons(1996)는 고용주들이 개인의 교육수준과 성과로부터 구직자의 능력을 파악하는 모형을 개발했다. 그들의 연구는 인적자본 모형을 보완하는 학습 과정의 역할에 대해 강조하였으며, 교육수준이 노동성과에 미치는 영향이 고용 이후 고용주가 구직자의 실적을 관찰하는 과정에서 감소한다는 증거를 발견하였다. 즉, 이들의 연구결과에 따르면 분명 고용주의 신규 구직자에 대한 정보마찰이 존재하기는 하지만 고용주 학습의 결과 그 효과가 점차 줄어들 수 있으며 그렇기 때문에 정보마찰에 대한 고용주의 학습과정이 중요함을 강조한다[23]. Altonji & Pierret(2001)도 유사한 실증

분석결과를 제시하였다. 기업들이 고용시에 젊은 구직자들을 차별한다는 것이 통계적으로 유의하게 나타났으며, 구직자들의 임금은 관찰된 특성들에 덜 의존하는 반면 그들의 관찰되지 않는 생산성에 더 의존한다는 것을 증명하였다[24]. 한편, Lange(2007)는 고용주 학습모형을 따라 고용주의 학습 속도를 추정하였다. 연구결과 고용주들은 생각보다 빠르게 학습하고, 이들의 초기 기대치에 대한 오차는 학습에 의해 처음 3년 안에 빠른 속도로 감소하는 것으로 나타났다. 그는 추정된 값들이 고용주의 학습 속도와 할인율에 따라 달라지기는 하지만, 평균적으로 구직자들의 교육을 통한 신호보내기 효과는 25%가 채 되지 않는다고 결론 내렸다[25].

최근 우리나라에서도 이러한 노동시장의 정보 비대칭 문제를 해결하기 위해 구직자의 능력을 판별하기 위한 평가도구를 채택하는 기업의 수가 급증하고 있다. Bae & Kim(2016)은 한국산업인력공단의 NCS기반 능력중심채용 채용시험에 응시한 입사지원자를 대상으로 설문조사를 실시하여 이러한 채용 방식의 성과를 분석하였다. 설문조사 결과 입사지원자들은 새로운 채용제도에 대해 긍정적인 반응을 나타냈으며, 이 제도의 도입에 찬성한다는 의견을 표시하였다. 하지만, 이러한 채용방식이 본인을 설명하기에 충분하가라는 질문에는 부족하다는 의견을 표시하였는데, 이는 NSC기반 능력중심채용시험이 이전보다 발전적인 형태이기는 하지만 여전히 신규구직자의 관찰되지 않는 속성을 파악하는데 있어 제한적일 수밖에 없음을 지적하고 있다[26].

그리고 중요한 오프라인 노동시장의 특징은 구직자가 임금을 제시하지 못하는 경우가 대다수이라는 것이다. 구직자의 임금의 최종 합격자 발표가 이루어진 후 내부 규정을 통하여 산정되므로 구직자의 의견이 반영되지 않는다. 이는 플랫폼 노동시장과의 매우 큰 차이점이라고 보인다.

### 2.2 온라인 노동시장의 직업탐색모형

인터넷 공간의 활성화와 기술의 발달로 인해 오프라인 노동시장과 대비되는 온라인(플랫폼) 시장이 등장하였다. 플랫폼 노동시장은 오프라인에 존재하는 각종 정보 비대칭 문제해결에 도움이 될 수 있다. 이에 관하여 Autor(2001)는 온라인 노동시장의 등장이 기존 오프라인 노동시장에 크게 세 가지 변화를 가져올 것이라고 주장했다. 첫 번째, 구직자와 고용주의 매칭이 인터넷을 통하여 이루어지게 될 것, 그리고 두 번째 채용절차가 오프

라인보다는 온라인에서 진행될 것이라는 것, 마지막으로 노동에 대한 수요가 기업이 위치한 지역 노동시장에 덜 의존하게 될 것이라는 것이다. 그리고 이러한 변화는 몇 가지 사소한 문제를 발생시키기는 하지만 사회적 잉여를 증가시키고, 가장 중요한 변화는 이러한 기회를 제공할 수 있는 새로운 형태의 기관(플랫폼)들이 설립되게 될 것이라고 예상하였다. 이러한 그의 주장은 현 시점에서 보면 어느 정도 성취된 것으로 보이는데, 이는 현재 웹에 다양한 온라인 노동시장이 존재하고 전 세계적으로 다양한 구직자와 고용주들이 온라인 세상을 통하여 서로 새로운 일자리와 구직자를 찾고 있기 때문이다[21].

한편, 오프라인 노동시장을 대상으로 한 고용주 학습 모델의 효과는 온라인 노동시장에서 더 짧아질 수 있다. 이는 온라인 노동시장의 경우 오프라인 노동시장과는 다르게 이전 고용주의 피드백 혹은 업무에 대한 평가를 손쉽게 확인할 수 있기 때문인데, 이전 고용주의 공익적 피드백은 구직자에 대한 신뢰를 증가시키고 온라인 노동시장에서의 거래를 활성화시키는데 도움이 될 수 있다[27]. Pallais(2014)는 구직자에게 랜덤하게 업무를 주는 데스크 실험을 진행하는 방식으로 시장에서 구직자의 첫 번째 업무와 그들의 미래 고용성과에 대한 고용주의 피드백 효과를 추정하였다. 그는 자세한 업무 피드백을 받은 근로자들이 향후 더 좋은 고용성과를 이루어내는 것을 확인하였으며 이는 업무 피드백 자체가 신규 구직자의 정보 비대칭 문제해결에 도움이 되기도 하지만 업무에 대한 상세한 피드백을 받는 것으로부터 그들이 중요한 것을 얻기 때문이라고 결론 내렸다[16]. Stanton & Thomas(2016)는 이러한 정보 비대칭을 해결하는 것은 결국 구직자 자신이 하기는 어렵고 대리인이 중간에 위치할 때 보다 효율적이라는 결론을 보였다. 그래서 그는 플랫폼 노동시장에서 구직자와 고용주가 직접 계약을 맺을 수 있음에도 불구하고 중개인의 존재가 가치가 있다는 결론을 내렸다. 그들은 대리인의 존재 자체가 고용주에게 신규 구직자가 능력이 있다는 사실을 더 잘 알리는 신호를 주며, 결과적으로 대리인들과 협력하는 구직자는 협력하지 않는 구직자에 비하여 더 높은 구직 기회와 입사 초기 높은 보수를 얻는 것으로 나타났다[28]. 한편, 이러한 이익은 매우 능력 있는 비협력 구직자가 좋은 평가를 받게 된 후에 감소하기 시작하는데, 이는 대리인의 존재가 특별히 신규 구직자에게 더 중요할 수 있음을 보인다.

다른 한편으로 Suri et al.(2011)은 온라인 노동시장 자료를 사용해 구직자들이 정직한 정보를 제공하는지를 살펴본 결과 개인적 차원에서 그렇지 않다는 정황을 포

착하였다[29]. Horton et al.(2015)은 이전 고용주에 의한 평가는 종종 고평가되어 있을 수 있는데 이는 평가자의 입장에서 첫째, 좋은 피드백을 주는 것보다 나쁜 피드백을 주는 것에 대한 비용이 높고 둘째, 이는 다시 나쁜 평가에 대한 판매자의 비용을 증가시킴으로서 나쁜 평가에 대한 평가자의 비용을 증가시키기 때문이라고 말했다[30]. 하지만, 그럼에도 불구하고, 이 모든 것을 종합하여 생각해 볼 때 구직자에 대한 이전 고용주의 피드백은 잠재적 고용주의 학습에 도움이 되는 것으로 판단된다.

이러한 온라인 노동시장 특징은 입사원서를 오프라인에서 온라인으로 단순히 이동시켰다는 점에만 있지는 않다. 구직자 측면에서는 다양한 고용주에게 구직자가 정보를 오픈함으로써 구직자가 준비 서류를 간소화할 수도 있다는 기본적인 장점이 있으며 정형화된 서류에서 벗어나 개인의 개성을 추구하는 포트폴리오도 첨부할 수 있다는 개인에 대한 전신 효과도 있다. 더 나아가 모든 구직자가 개인의 희망 임금을 모든 고용주에게 제시할 수 있다는 점이 오프라인 노동시장과의 가장 큰 차이이다. 그리고 고용주 측면에서는 고용하기 원하는 업무에 대한 자격, 경험수준 및 임금수준을 내부 기업 정보를 통하여 갖고 있기 때문에 동일한 조건의 근로자라면 더 임금을 낮게 제시한 구직자를 채용하게 될 것이다. 따라서 임금이라는 요소가 채용에 매우 핵심적인 요소가 될 수 있음을 의미한다.

### 2.3 플랫폼 노동시장에서 신규 노동자의 정보비대칭 문제와 진입가격전략

플랫폼에서 구직자들이 업무성과에 따른 피드백을 받는 것은 정보 비대칭 문제를 해결하고 구직자로 하여금 더 많은 구직기회를 획득하는데 있어 매우 중요하다. 그런데 이보다 앞서 신규 구직자는 기존 구직자와의 경쟁에서 승리하여야 하는 것이 선결 과제이다. 기존 구직자를 이겨서 채용이 되어야지만 피드백을 얻을 수 있기 때문이다. 이와 관련하여 Choi(2016)은 의중임금<sup>1)</sup>과 시장 임금 갭이 대졸자의 첫 취업까지의 기간에 미치는 영향을 분석하기 위해 대졸자의 의중임금에 영향을 미치는 요인에 대해 탐구하였다[31]. 그는 대체로 의중임금이 낮을 경우 구직기간이 짧아지고, 의중임금이 높을 경우 구직기간이 길어진다는 선행연구[32,33]에 기반을 두어, 청

1) 의중임금(Reservation wage)이란 구직자가 제안된 일자리를 받아들일게 되는 최소한의 임금수준으로 구직자가 실업이 아닌 구직을 선택할 때의 기회비용(Opportunity cost)을 의미함.

년층의 의증임금에 영향을 미칠 수 있는 나이, 성별, 학력, 출신대학 소재지, 이전 임금수준 등의 다양한 변수를 통제하고 이러한 변수들에 의해 생성된 청년들의 의증임금이 시장임금과의 차이가 클수록 대졸자의 첫 취업까지의 기간이 길어질 수 있다고 주장하였다. 연구결과 실제 의증임금과 시장임금 갭이 증가하면 취업 확률이 낮아져 구직기간이 길어졌다. 이는 구직자의 개인적인 특징, 교육수준 및 경력이 의증임금에 영향을 미쳐 구직자의 구직기간에 영향을 미칠 수 있음을 의미한다[32-34].

즉, 기존 구직자 대비 신규 구직자의 낮은 임금은 신규 구직자에 대한 수요를 증가시킴으로서 신규 구직자의 안정적 유입과 플랫폼 노동시장의 확산에 기여할 수 있다. 물론, 신규 구직자라고 해도 본인의 능력이 다른 구직자보다 뛰어나다고 생각하면 오히려 상대적으로 높은 임금을 제시함으로써 자신의 능력이 뛰어나다는 신호를 보낼 수도 있다[16]. 하지만, 다른 조건이 일정할 경우 고용주는 낮은 가격의 구직자를 선호할 것이므로 신규 구직자의 낮은 임금은 신규 구직자의 구직확률 및 구직기간 단축에 도움이 될 수 있다. Bogliacino et al. (2020)은 실제 온라인 노동시장에서의 임금수준이 오프라인 노동시장에서의 임금수준보다 낮다는 증거를 제시하였다. 그는 관련 자료로 Codagnone & Martens(2016)를 인용하며, 미국의 최저임금이 시간당 \$7.5인데 반해 플랫폼 노동시장의 평균임금은 이에 한참 못 미치는 수준이며 이렇게 낮은 임금에 속하는 근로자의 비율이 높다고 말했다[17,35]. Li et al.(2018)은 그럼에도 불구하고 온라인 노동시장의 등장은 실업을 낮추고, 근로자의 노동시장 참여율을 높이는 등 기존의 전통산업에서의 노동공급 감소 및 임금상승과 같은 긍정적 효과를 유발할 수 있으며, 이는 플랫폼 노동시장의 여러 가지 한계에도 불구하고 왜 플랫폼 노동시장의 성장과 확산이 우리에게 중요한 의미를 갖는지 일깨워준다[35].

한편, 선행연구에서 근로자의 임금과 구직기간 간의 관계를 살펴보기 위해서는 구직자가 아닌 고용주인 기업 측에서 진행된 연구를 참고할 수밖에 없다. 이는 과거 노동시장에서 임금이 구직자가 아닌 고용주에 의해 대부분 결정되었기 때문이다. Banfi & Viellena-Roldan(2019)은 기업이 온라인 노동시장에서 높은 임금을 제시하는 경우 더 많은 구직자들을 모집할 수 있음을 보였다. 하지만, 그들은 임금을 명시적으로 제시하는 직종은 임금을 암묵적으로 제시하는 직종에 비해 상대적으로 낮은 임금에 해당하는 직종일 가능성이 높기 때문에 표본설정의 오류가 발생할 수 있고, 따라서 직종에 따른 임금설정과 고용

성과 간의 다양성이 존재할 수 있음을 제시하였다[36]. 한편, Belot et al.(2019)은 앞에서 지적한 문제가 단순히 다른 직종 간에만 존재하는 것이 아니라 일반적으로 존재할 수 있는 문제임을 밝혔다. 즉, 일반적으로 사람들은 더 높은 임금에만 관심을 가지는 것이 아니라, 오히려 낮은 임금에만 관심을 두는 근로자도 있을 수 있으므로 임금이 높다고 해서 경쟁이 높고 임금이 낮다고 해서 경쟁이 낮은 것은 아니라고 말했다. 그는 낮은 임금의 직업에 근로자들이 몰리는 까닭은 근로자들이 임금수준을 통해 경쟁 여부를 판단할 수 있기 때문이며, 높은 임금은 높은 경쟁을 암시하기 때문에 경쟁력 없는 지원자의 경우 이러한 일자리에 대한 지원을 꺼린다고 설명했다[37].

아직까지 플랫폼(온라인) 노동시장에서와 같이 근로자가 제시한 임금수준에 따른 구직기간 단축효과를 연구한 연구는 보고되지 않고 있다. 이는 앞서 이야기한 바와 같이 첫째, 전통적 노동시장에서 임금은 주로 기업에 의해 결정되었고, 둘째, 이러한 플랫폼 상에 존재하는 데이터를 모아 의미 있는 연구를 진행하기 위해서는 데이터의 생성 및 가공에 있어 플랫폼 기업의 정보제공 거부 등 상당한 제약이 존재하기 때문이다[38].

### 3. 실증분석

#### 3.1 자료 및 변수

온라인 노동시장의 성장과 더불어 일자리에 계약직이나 프리랜서를 채용하는 임시적 선호 경체인 깃 이코노미가 등장하였다. 깃 이코노미가 주목할 만한 크기로 성장함에 따라, 정책 입안자들과 연구자들은 온라인 깃 이코노미인 플랫폼 노동시장의 성장과 발전에 관심을 가져왔으며 현재 이들에 대한 연구는 꾸준히 진행되고 있다[5]. 현재, 플랫폼 노동시장의 세계 시장규모는 2013년에 2억 달러에서 2016년 4억 4천만 달러로 증가할 것으로

Table 1. Traffic in platform (2016.06.29)

Platform	Alexa Ranking	Monthly Visitors (Estimation)
Upwork.com	488	204,657,137
Freelancer.com	1308	75,755,378
Mturk.com	5144	19,052,971
Peopleperhour.com	6563	14,904,412
Guru.com	7742	12,617,987

Sources: Kassi and Lehdonvirta(2018)

예상하고 있으며, 약 4천 8백만 명의 근로자들이 등록하였고 그 중 10%가 활동 중인 것으로 나타났다[6]. 상위 5개 플랫폼 업체는 다음과 같으며[5], Table 1은 온라인 노동시장의 랭킹과 플랫폼의 트래픽을 나타낸다.

Alexa랭킹에 따르면 Upwork.com은 플랫폼 노동시장 중 가장 큰 사이트이고, 그 뒤를 이어 Freelancer.com은 2번째 순위를 차지하고 있다. 본 연구는 1위 업체인 Upwork.com가 아닌 Freelancer.com을 사용하여 분석을 진행하였는데, 이는 Upwork.com이 연구에 필요한 가장 많은 샘플을 보유하고 있기는 하지만, 실제 연구에 필요한 구직자에 대한 정보를 가장 상세하게 담고 있는 플랫폼은 Freelancer.com이기 때문이었다. 그리고 더 중요한 이유는 웹크롤링을 통한 자료 획득<sup>2)</sup>에 Upwork.com은 협조할 수 없다는 의사를 보내왔다. Freelancer.com은 2009년 호주에서 설립되었고, 그 이후 급속히 성장해 왔다. 2016년부터 34개의 언어와 21개의 화폐로 운영이 되고 있으며, 2020년 3월 5일 기준으로 웹사이트의 가입자는 41,815,152명이고 게시되었던 일자리의 수는 총 17,337,597개이다. 업무의 범위와 최근 일자리 개수는 Table 2에 설명되어 있다.

Table 2. Classification and number of jobs (2020.03.05)

Type of Jobs	No. of Jobs	Rate of Jobs
Websites, IT & Software	24627	32.57%
Design, Media & Architecture	23064	30.50%
Writing & Content	7376	9.76%
Data Entry & Admin	5239	6.93%
Sales & Marketing	4406	5.83%
Mobile Phones & Computing	4123	5.45%
Engineering & Science	2735	3.62%
Translation & Languages	1784	2.36%
Business, Accounting, Human Resources & Legal	1434	1.90%
Local Jobs & Services	369	0.49%
Product Sourcing & Manufacturing	238	0.31%
Other	132	0.17%
Freight, Shipping & Transportation	85	0.11%

Sources: Freelancer.com

Freelancer.com에 가입된 프리랜서들의 프로필 페이지는 프리랜서들의 기술목록, 임금률, 회원가입날짜, 평균 rating을 포함한 성과수치, 업무완료율, 재고용율과

2) Freelancer.com의 구직자 데이터 웹크롤링은 바른ICT연구소로부터 지원받아 수행함.

추천숫자 등을 제공한다. 따라서 웹사이트에서 더 많은 경험을 가진 프리랜서들은 더 많은 리뷰와 피드백을 가진다. 그리고 앞에서 언급한 것처럼 잠재적 고용주들에게 프리랜서들의 생산성에 대한 정보를 제공한다[39]. 한편, 플랫폼에 새롭게 등록된 구직자들은 자신들의 생산성을 나타내는 이러한 정보들이 부족하고 따라서 구직요청을 받는 기회가 경험 많은 구직자에 비해 더 적을 것이며, 구직기간이 길어질 수 있다. 따라서 우리는 프리랜서들이 플랫폼에 가입한 날짜와 처음 피드백을 받은 날짜를 토대로 해당 프리랜서의 첫 번째 일자리를 구하는 데 걸리는 시간, 구직기간을 산출하고 해당 기간에 영향을 미치는 요인들을 선별하고자 한다.<sup>3)</sup>

다음 Table 3은 변수들의 기초통계를 나타낸 것이다. 데이터는 2018년 5월 기준으로 수집되었다. 추출한 총 구직자의 수는 총 6,107명이었다. 그러나 추출프로세스에서 오류로 손실된 17명, 그리고 첫 취업일자 확인이 곤란한 248명, 1년 이후 취업한 근로자 2,140명을 제외한 3,702명의 데이터를 확보하였다. 여기서 관심변수는 다음과 같이 측정한다. 우선 취업여부(Emp or Not Emp)는 플랫폼에 가입한 후 1년 이내에 취업하면 1, 그렇지 않은 경우는 0으로 정의한다. 그리고 임금(Wage)은 개별 구직자가 제시한 본인의 희망 시간당임금(\$/hour)이고, 경험(Exp)은 수행한 과제 개수, 교육(Edu)은 학사학위 이후의 교육기간, 출판(Pub)은 출판한 서적 또는 논문 등의 개수, 자격(Qual)은 자격증 개수, 리뷰(Rev)는 플랫폼 방문자가 구직자의 프로필을 살펴본 횟수, 마지막으로 추천 수(Rec)는 구직자를 고용했던 노동수요자(고용인)가 추천한 횟수로 측정된다. 시간당 임금은 평균 21달러

Table 3. Summary statistics

Variable	Obs	Mean	S.D.	Min	Max
(Emp=1, Not Emp=0)	3,702	0.36	0.48	0.00	1
Wage(unit: \$/Hour)	3,702	20.84	50.33	0.03	1000
Exp(unit: ea.)	3,702	0.30	0.97	0	15
Edu(unit: year)	3,702	0.81	1.92	0	24
Pub(unit: ea.)	3,702	0.04	0.32	0	11
Qual(unit: ea.)	3,702	0.15	0.66	0	13
Rev(unit: ea.)	3,702	5.06	25.68	0	1296
Rec(unit: ea.)	3,701	0.34	1.65	0	43

Sources: Author

3) Freelancer.com은 구직자의 회원가입 날짜를 제공하고 있으며, 첫 구직까지의 기간은 회원가입날짜와 첫 리뷰가 게시된 기간으로서 측정된다. 프리랜서들의 특징들 중 임금, 경험, 교육, 자격증과 출판실적을 주요 결정요인들로서 고려함.

였으며 경험은 0.3개, 출판실적은 0.04개, 자격증은 0.15개, 리뷰 수는 5개, 추천 수는 0.34개로 나타났다. 그리고 교육연수는 꽤 낮아서 0.81년으로 나타났다. 프리랜서들은 대체로 고등학교를 졸업한 후에 받은 교육 경험을 제시한다. 따라서 온라인 노동시장의 프리랜서로 있는 구직자들이 대체로 학사학위를 갖지 않고 있는 것으로 볼 수 있다.

다음 Table 4는 각 변수들의 상관관계를 나타낸 것이다. 경험, 교육, 출판, 자격, 리뷰, 추천 모두 취업과 양의 상관관계를 나타내고 있는 것으로 나타났다. 교육과 경험은 0.5정도의 상관관계수 값을 가져 상대적으로 높은 상관관계가 있는 것으로 나타났다. 그리고 리뷰와 추천은 상관계수 값이 0.7이상을 나타내고 있어 상관정도가 높았다.

Table 4. Correlation

	Emp	Wage	Exp	Edu	Pub	Qual	Rev	Rec
Emp	1.00							
Wage	-0.03	1.00						
Exp	0.42*	0.004	1.00					
Edu	0.53*	-0.01	0.53*	1.00				
Pub	0.16*	-0.01	0.20*	0.23*	1.00			
Qual	0.30*	-0.01	0.38*	0.33*	0.16*	1.00		
Rev	0.26*	0.01	0.13*	0.21*	0.04	0.11*	1.00	
Rec	0.27*	0.01	0.18*	0.21*	0.09*	0.11*	0.70*	1.00

Sources: Author  
Note: \* p<0.05

### 3.2 분석모형 및 방법

본 연구에서는 구직자의 임금과 구직확률의 관계에 대해 추정하기 위해 생존분석모형을 사용한다[40,41]. 생존 분석모형은 연구자가 관심을 갖는 특정사건이 발생하기까지의 시간(생존시간)을 계산하고, 해당 시간에 영향을 미치는 요인을 평가하는 방법이다. 이때 대상이 되는 기간은 일반적으로 정규분포를 따르지 않기 때문에 모수적 추정방법보다는 비모수적 추정방법을 사용한다. 본 연구에서도 비모수적 추정방법인 Kaplan-Meier 추정방법을 사용하였으며, 이 추정방법은 중도절단을 포함하여 각 개체의 생존시간만 알려져 있으면 표본의 크기에 제약 없이 간단히 유도할 수 있기 때문에 광범위하게 사용되고 있다. 생존분석에서 종속변수인 생존시간의 함수로는 생존함수, 밀도함수, 위험함수 세 가지가 있다. 생존시간을 T, 특정시점을 t라고 할 때 생존함수는 t이상을 생존하는 확률을 말하고, 누적분포함수는 생존함수의 여집함수로 t시점까지 사건이 발생하는 확률을 의미한다. 이때

누적분포함수 F(t)의 t시점에서의 순간변화율을 밀도함수라 하는데, 밀도함수가 총 인원을 대상으로 하여 사건이 발생하는 위험도를 측정하는 반면, Kaplan-Meier 생존함수는 t직전까지 생존했다는 조건아래 사건이 발생하는 확률을 추정한다.

본 연구에서는 구직자의 첫 번째 업무획득이 사건(event)에 해당하고, 첫 번째 업무획득까지의 소요시간이 생존시간(survival time)에 해당한다. 따라서 먼저 실업의 지속기간 T의 분포함수는 다음 식(1)과 같이 정의된다.

$$F(t) = \Pr(T \leq t) \tag{1}$$

실업의 지속기간의 분포는 첫 번째 업무를 획득하는 시점까지 실업상태로 있을 확률이다. 따라서 그 반대인 생존함수, 즉 특정 시점에 첫 번째 업무를 획득했을 조건부 확률을 분석하면, 생존함수 S(t)는 다음과 같이 정의할 수 있다. 그리고 생존함수를 미분하여 마이너스 부호를 붙이면 식 (3)과 같은 지속기간의 밀도함수를 구할 수 있다.

$$S(t) = 1 - F(t) = \Pr(T > t) \tag{2}$$

$$f(t) = -S'(t) \tag{3}$$

위험률함수는 t시점까지 사건이 발생되지 않았을 때, 그 다음 짧은 기간 동안에 사건이 발생할 확률로 정의된다. 예컨대 첫 업무획득의 경우, t시점까지 계속 실직을 할 경우, t기 근방에서 첫 업무를 획득할 조건부 확률이 위험률이다. 식 (4)과 같이 위험률함수를 정의하면, 우리는 생존함수와 위험률함수의 관계를 확인할 수 있다. 그리고 식 (1) - 식 (4)로부터 우리는 생존함수와 누적위험률함수의 관계를 확인할 수 있고, 이는 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\Pr[t + \Delta t > T > t | T > t]}{\Delta t} = \frac{f(t)}{S(t)} = -\frac{d \log(S(t))}{dt} \tag{4}$$

$$H(t) = -\log(S(t)) \tag{5}$$

우리는 위 모형을 바탕으로 위험률 함수를 모형화하여 이를 추정하고자 한다. 위험률 함수의 일반적 형태는 다음 식 (6)과 같이 가정한다. 이를 다시 풀어보면, 식 (7)과 같다.

$$h_i(t) = g(h_o(t), \beta_0 + x_i \beta_k) \quad (6)$$

$$h_i(t) = h_0(t) \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik}) \quad (7)$$

즉, 위 함수는 모든 사람이 동일한 위험률  $h_0(t)$ 에 직면해 있을 때, 위험률의 차이는  $\beta_0 + x_i \beta_k$ 에 달려 있다는 것이다. 식 (7)에서  $x_i(t)$ 는 개인의 특성을 나타내는 벡터이며 실업의 지속기간에 영향을 주는 변수 즉, 시간당 임금을 포함하여 교육, 경력, 자격증, 출판, 프로필 리뷰와 업무실적 평가 등이 될 수 있다.

위 생존분석 모형과 함께 우리는 모수적 추정방법인 로지스틱 회귀분석(Logistic)을 이용하여 생존분석의 적합성을 확인하고자 한다. 로지스틱 회귀분석은 종속변수가 0 또는 1이라는 2가지 결과만을 갖는 경우 사용할 수 있는 회귀분석이다. 본 연구에서는 취업이면 1 미취업이면 0이라고 가정하여 회귀분석을 수행한다. 이러한 범주형 종속변수의 기댓값은 다음 Fig. 1과 같이 S형의 곡선으로 나타난다. 종속변수는 설명변수가 증가함에 따라서 기댓값이 1로 수렴해가는 특징을 갖고 있으며,

$z = \beta_0 + \beta_1 x$  라고 할 때,  $E(y) = \frac{e^z}{1+e^z}$  로 나타낼 수 있다. 이는 x라는 사건이 발생할 확률이라고 해석한다. 이 함수를 선형모형으로 변환하여

$$\hat{p} = \frac{e^{(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \dots + \hat{\beta}_p x_p)}}{1 + e^{(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \dots + \hat{\beta}_p x_p)}} \text{을 추정할 수 있다}[41].$$

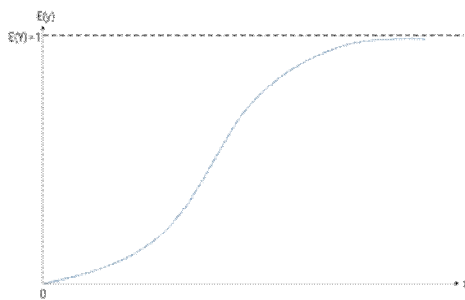


Fig. 1. Logistic curve

#### 4. 분석결과

우리는 플랫폼 노동시장에서 첫 취업기간을 단축시키는 요인을 분석하기 위한 자료로서 Freelancer.com의

가입자 자료를 이용하였다. 일반적으로 온라인 플랫폼은 자료를 직접 제공하지 않기 때문에 우리는 근로자의 정보를 웹페이지 크롤링(crawling)을 통하여 추출하였다. 그리고 실증분석은 미국 연방 기준의 최저임금(U.S. Department of Labor, 2020)인 7.25달러(US\$)이하인 집단과, 7.25-31달러(US\$)이하인 구간, 그리고 31달러(US\$)를 초과하는 구간으로 나누어 분석하였다. 이렇게 구간을 설정한 이유는 미국의 프리랜서 시간당 평균 임금은 31달러라는 보고가 있기 때문이며[42], 선행연구에서 소개한 바와 같이 고소득 근로자와 저소득 근로자간에는 임금결정 요인에 차이가 존재할 것으로 예상되기 때문이다[37]. 따라서 우리는 1) 전체 집단을 2) 최저임금보다 낮은 임금을 받는 집단을 저소득 집단, 3) 최저임금보다 높고 평균 임금보다 낮은 임금을 받는 집단을 중간소득 집단, 4) 평균 임금을 상회하는 수준을 요구하는 구직자들을 고소득 집단으로 구분하여 소득구간에 따른 임금효과를 다르게 추정하였다.

다음 Fig. 2와 Fig. 3은 각 집단별 취업에 대한 생존함수 및 위험률의 특성을 나타낸 것이다. Fig. 2는 생존율이 감소하는 형태를 나타내고 있다. 여기서 생존율은 전체 근로자 수 대비 미취업자의 비율을 나타낸다. 다시 말하면, 미취업자의 비율이 감소한다는 것이고 결국 미취업자 수가 감소한다는 것이다. 그리고 Fig. 3은 Fig. 2의 생존함수에 대한 위험률을 나타낸 것이다. 여기서 위험률은 취업률을 의미한다. 즉, 초기에는 매우 높은 취업률을 나타내고 있으나 생존기간이 증가함에 따라 취업률이 급격히 감소하는 것을 확인할 수 있다. 다만 Fig. 3의 (b)와 (d)에서 생존기간 100 period가 지났음에도 취업률이 증가하는 아웃라이어도 있음이 관측되고 있다.

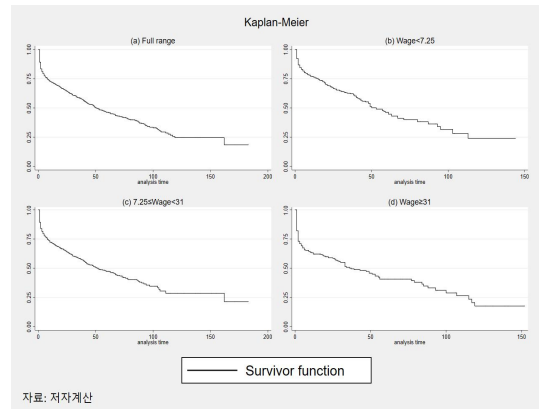


Fig. 2. Survival function by wage groups



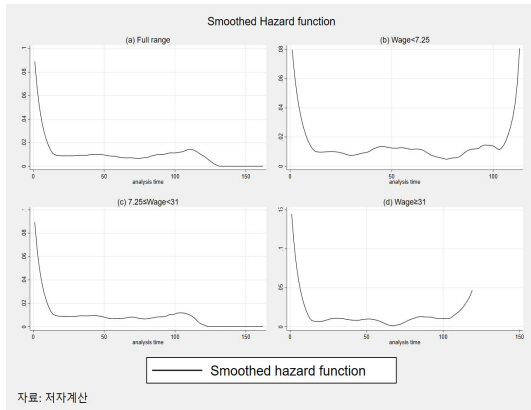


Fig. 3. Risk rate (employment rate) function by wage groups

다음 Table 5는 근로자의 임금을 결정하는 데 필수 요소로 고려되는 경력, 학력, 자격증, 출판 실적을 이용하여 Cox hazard 모형을 분석한 것이다. Cox hazard 모형은 생존함수의 분포나 형태를 가정하지 않고 분석하는 방법으로 준모수적 성격을 갖고 있는 것이 특징이다. 모형의 적합도를 나타내는 Wald값은 모두 1% 수준에서 유의하였다. 그리고 경력, 교육연수, 출판실적, 그리고 자격증 개수는 취업률의 상승과 양의 관계를 갖고 있으며 그룹마다 차이는 있지만 통계적으로도 유의하게 나타났다. 모형(1) - 모형(4)에서 경력횟수가 1회 증가하면 위험도(취업률)가 1.1-1.2배 높으며, 교육연수가 1년 증가하면 취업률이 1.2-1.3배 증가하는 것으로 나타났다. 출판실적은 모형(2)에서 그리고 자격증은 모형(4)에서 통계적으로 유의하지 않았으나, 다른 모형에서는 출판실적 1개 증가시 취업률이 1.1-1.2배 증가하였고 자격증 개수 1개 증가시 취업률은 1.1-1.2배 증가하는 것으로 나타났다. 또한 이 수치들을 앞서 논의한 Hazard ratio 변환 방식을 이용하여 계산하면, 모형(1), (2), (4)에서 임금 0.01\$ 증가시 취업률은 0.10%-15.20% 하락하는 것으로 나타났다. 다른 모형과

개 증가시 취업률이 1.2-1.3배 증가하였고 자격증 개수 1개 증가시 취업률은 1.1-1.2배 증가하는 것으로 나타났다.

그리고 Hazard ratio=exponential( $\beta$ )이기 때문에  $\beta = \log(\text{Hazard ratio})$ 를 이용하여  $\beta$ 를 계산할 수 있다. 다시 정리하면, 경력횟수가 1회 증가하면 취업률은 8.89%-14.06% 증가하고, 교육연수가 1년 증가하면 취업률은 14.50%-27.23% 증가한다. 자격증과 출판실적도 10.0%-26.8% 증가 폭이 있는 것으로 나타났다.

다음 Table 6은 Table 5와 동일한 모형에 시간당 임금을 추가하여 분석한 것이다. 시간당 임금 포함 여부에 따라 각 모형에서 계수값의 통계적 유의성 변화가 관찰되기는 하지만 Table 5와 일관된 부호를 나타내고 있다. 모형의 적합도를 나타내는 Wald값도 모두 1% 수준에서 유의하였다. 시간당 임금이 감소하면 모형(1), 모형(2), 모형(4)에서 위험도는 0.86-0.99배 정도 높은 것으로 나타났다는데, 이는 취업률이 감소한다는 것이다. 그리고 경력횟수 1회 증가시 취업률은 1.1-1.2배 증가하며, 교육연수가 1년 증가하면 취업률이 1.1-1.3배 증가하는 것으로 나타났다. 출판실적은 모형(2)에서 그리고 자격증은 모형(2)와 모형(4)에서 통계적으로 유의하지 않았으나, 다른 모형에서는 출판실적 1개 증가시 취업률이 1.1-1.2배 증가하였고 자격증 개수 1개 증가시 취업률은 1.1-1.2배 증가하는 것으로 나타났다. 또한 이 수치들을 앞서 논의한 Hazard ratio 변환 방식을 이용하여 계산하면, 모형(1), (2), (4)에서 임금 0.01\$ 증가시 취업률은 0.10%-15.20% 하락하는 것으로 나타났다. 다른 모형과

Table 5. Survival Analysis

Independent var.	(1)	(2)	(3)	(4)
	Hazard ratio (Robust SE)	Hazard ratio (Robust SE)	Hazard ratio (Robust SE)	Hazard ratio (Robust SE)
Exp	1.150*** (0.026)	1.144*** (0.059)	1.151*** (0.037)	1.093** (0.039)
Edu	1.171*** (0.022)	1.313*** (0.034)	1.156*** (0.025)	1.167*** (0.035)
Pub	1.166*** (0.046)	1.034 (0.047)	1.211*** (0.087)	1.308** (0.147)
Qual	1.133*** (0.033)	1.105** (0.048)	1.157*** (0.048)	1.020 (0.069)
obs	3,608	1,011	2,152	445
Wald Chi <sup>2</sup>	453.45***	250.08***	237.78***	82.10***

Sources: Author  
Note: p<0.10, \*\* p<0.05, \*\*\* p<0.01

Table 6. Survival Analysis including Wage

Independent var.	(1)	(2)	(3)	(4)
	Hazard ratio (Robust SE)	Hazard ratio (Robust SE)	Hazard ratio (Robust SE)	Hazard ratio (Robust SE)
Wage	0.999** (0.001)	0.859*** (0.025)	1.015*** (0.005)	0.991*** (0.003)
Exp	1.151*** (0.026)	1.181*** (0.462)	1.147*** (0.034)	1.113*** (0.045)
Edu	1.171*** (0.022)	1.280*** (0.033)	1.158*** (0.024)	1.143*** (0.035)
Pub	1.164*** (0.046)	1.052 (0.054)	1.172** (0.086)	1.216* (0.140)
Qual	1.132*** (0.033)	1.073 (0.046)	1.165*** (0.047)	1.010 (0.070)
obs	3,608	1,011	2,152	445
Wald Chi <sup>2</sup>	446.32***	283.52***	268.03***	86.53***

Sources: Author  
Note: p<0.10, \*\* p<0.05, \*\*\* p<0.01

달러  $7.25 \leq \text{Wage} < 31$  구간인 모형(3)에서 임금 상승시 취업률이 증가하는 것이 차이점이다.

한편, 다음 Table 7은 생존모형 분석의 Robustness를 확인하기 위하여 모수적 방법론 중 하나인 Logistic regression을 수행한 결과이다. 본 연구에서 우리는 일반 Logistic regression이 아닌 Penalized maximum likelihood estimation(PMLE)을 이용한다. PMLE는 절단된 형태의 데이터를 갖고 있는 경우에 Maximum likelihood estimates의 bias를 감소시켜 더 효율적인 추정치를 계산하기 위해 고안되었다[43]. 분석 결과를 보면 경력횟수와 교육년수의 증가는 취업을 증가시키는 취업률의 증가에 1% 수준에서 유의한 양의 효과를 미치는 것으로 나타났다. 자격증도 대체로 1%수준에서 유의한 양의 효과를 나타내었지만  $\text{Wage} \geq 31$ 인 구간에서는 음수이면서 통계적으로도 유의하지 않았다. 이는 Table 5와 Table 6에서 부호는 양수로 나타났지만 통계적으로 유

의하지 않게 나타난 결과와 동일하였다. 출판실적은 생존 분석의 결과와 다르게 나타나고 있는데 생존분석의 모형(1)과 (3)에서는 출판실적의 증가가 취업률을 증가시켰으나 Logistic 회귀분석에서는 출판실적의 증가가 오히려 취업률을 감소시키는 것으로 나타났다.

### 5. 결론

2016년 다보스 포럼에서 클라우드 슈밥이 4차 산업혁명을 세계 경제 성장의 신동력으로 언급하면서 새로운 기술에 대한 관심이 더욱 커져가고 있다. 한편, 이러한 기술의 발전과 더불어 고용 없는 성장과 일자리 양극화 등으로 실업에 대한 관심이 증가하고 있다. 기술의 발전이 고용을 축소하고 자동화가 인간을 대체할 것이라는 우려가 그것인데, 이에 우리는 새로운 기술이 만들어 내는 기회의 창으로서 온라인 노동시장에서 이루어지는 구직과 고용이라는 변화에 주목해야 할 필요성이 있다.

온라인 노동 시장은 오프라인에 비해 노동 서비스의 공급자와 사용자간의 정보 교환이 매우 투명하고 용이하다. 이는 전통적 노동시장에 존재하는 각종 정보 비대칭 문제를 줄이고 구직자로 하여금 더 많은 기회와 새로운 근무환경을 선택할 수 있는 가능성을 열어준다. 그리고 이러한 디지털 노동 시장의 장점은 이미 여러 기존 연구들에서 다루어진 바 있다. 한편, 플랫폼에 가입한지 얼마 되지 않는 공급자들(Entrant)의 경우, 위에서 언급한 이전 고용주에 의한 공익적 피드백이 없기 때문에 여전히 고용주 입장에서 고용을 기피하게 되는 측면이 존재한다. 즉, 구직자에 대한 정보가 투명하게 공개되는 온라인 플랫폼 노동시장이라 하더라도 신규 가입자들에 대한 정보 비대칭 문제는 여전히 남아있게 되는데, 이는 신규 구직자들의 경쟁력을 낮추고 기존 구직자에 대한 쏠림현상을 통해 디지털 노동시장의 확산을 저해할 수 있다. 이에 본 연구는 플랫폼에서 공급자들이 희망 임금을 유연하게 설정할 수 있다는 점에 착안하여, 신규 가입자들이 임금을 낮추어 경쟁함으로써 실업기간을 단축시킬 수 있음을 증명하고자 하였다. 실증분석 결과에 따르면, 최저임금 수준(시간당 7.25달러)보다 낮은 임금을 제시한 구직자 및 임금이 평균임금 수준(시간당 31달러)을 넘는 집단에서는 임금을 낮출수록 취업률이 더 올라가는 것으로 추정되었다. 하지만, 시간당 임금수준이 7.25-31달러 사이의 중간소득 집단에서는 오히려 높은 임금이 취업률을 증가시키는 것으로 나타났는데 여기에 대한 우리의 해석은

Table 7. PMLE analysis

Independent var.	Not including wage			
	(1)	(2)	(3)	(4)
	Coefficient t (SE)	Coefficient t (SE)	Coefficient t (SE)	Coefficient t (SE)
Exp	5.653*** (1.42)	4.442*** (1.23)	5.026*** (1.43)	3.509** (1.77)
Edu	2.962*** (0.90)	2.300*** (0.88)	2.503*** (0.81)	2.260*** (0.75)
Pub	2.534 (1.64)	-1.935** (0.82)	2.488 (1.65)	-5.477** (2.49)
Qual	4.651*** (1.44)	3.840** (1.50)	4.087*** (1.46)	-0.0819 (0.19)
Constant	-1.447*** (0.047)	-1.651*** (0.094)	-1.410*** (0.060)	-1.145*** (0.13)
obs	3,702	1,040	2,195	467
Wald Chi <sup>2</sup>	39.37***	28.02***	32.15***	16.23***
Independent var.	Including wage			
	(1)	(2)	(3)	(4)
	Coefficient t (SE)	Coefficient t (SE)	Coefficient t (SE)	Coefficient t (SE)
Wage	-0.00102 (0.0011)	-0.304*** (0.056)	0.0177** (0.0089)	-0.0090** (0.0038)
Exp	5.648*** (1.42)	4.585*** (1.31)	5.021*** (1.43)	3.339* (1.92)
Edu	2.963*** (0.90)	2.391*** (0.84)	2.517*** (0.82)	2.296*** (0.75)
Pub	2.543 (1.64)	-2.048*** (0.76)	2.237 (1.65)	-5.389** (2.58)
Qual	4.645*** (1.44)	3.838** (1.52)	4.019*** (1.46)	-0.0769 (0.20)
Constant	-1.425*** (0.052)	-0.424* (0.23)	-1.690*** (0.16)	-0.516** (0.26)
obs	3,702	1,040	2,195	467
Wald Chi <sup>2</sup>	40.22***	53.47***	35.64***	20.25***

Sources: Author  
Note: p<0.10, \*\* p<0.05, \*\*\* p<0.01

다음과 같다.

최저임금 이하의 집단에서 임금의 하락이 취업률을 증대시키는 것은 어차피 높은 품질의 노동력을 요구하는 것이 아니기 때문에 가능한 저렴한 노동력을 구매하려는 고용주들의 욕구를 반영한 것이라고 할 수 있다. 그리고 이는 우리의 가설과 일치한다. 또한, 평균 임금 수준보다 높은 보수(시간당 31달러 이상)를 요구하는 구직자들에게 대해서는 사용자가 이미 그들의 노동력이 상대적으로 우수하다는 인식을 갖고 있기 때문에, 그 중에서도 더 저렴한 노동력을 확보하려는 의도가 있다고 볼 수 있다. 다만, 최저임금 이상이고 오프라인상의 평균임금 미만인 중간 소득 그룹에 대해서는 고용주 입장에서 객관적 지표를 통한 구직자의 능력 확인이 더 어려울 수 있는데, 따라서 더 높은 임금을 요구하는 구직자를 더 우수한 능력을 가진 것으로 간주하는 효율적 임금가설이 적용된 결과로 해석된다. 한편, 우리가 본 연구에서 조사한 플랫폼 시장인 freelancer.com은 평균적으로 저임금 직종 및 근로자들이 다수를 차지하고 있었다. 따라서 고용주가 채용을 원하는 직무에 맞는 경력, 학력, 자격증, 임금에 관한 분석을 기반으로 채용 시장에 나타나는 경우, 신규 구직자가 해당 시장으로의 빠른 진입을 위해서는 저임금 전략이 보다 효과적인 것으로 보인다. 고용주 입장에서는 동일한 조건이라면 임금이 낮은 근로자를 채용하여 재정의 효율성을 기할 것이기 때문이다.

끝으로 본 연구는 다음과 같은 한계를 가진다. 첫째, 우리가 다루고 있는 데이터는 특정시점(2018년 5월) 데이터로서 전체 플랫폼 노동시장의 구직자를 대표하지는 않는다. 둘째, 근로자의 임금수준을 측정한 시간당 임금 변수는 자료 획득 당시의 구직자의 시간당 임금수준으로서 진입초기의 임금수준과 다를 수 있다. 이 경우 낮은 임금이 취업확률을 높이는 것이 아니라 취업확률이 높은 구직자가 임금수준이 높거나 낮은 역의 인과관계(reverse causality)를 나타낼 가능성이 있는데, 이는 데이터 획득과 관련된 문제로 본 연구의 한계점으로 남을 수 있다. 셋째, 본 연구의 데이터에서 이용된 구직자는 대부분이 한국이 아닌 외국에 거주하는 구직자가 대부분이다. 따라서 위 결과를 다른 국가의 플랫폼 시장에 일반화하기에는 어려움이 있다. 마지막으로 위 연구의 결과가 freelancer.com의 특정 사례일 수 있으므로 다른 플랫폼 사업자의 데이터를 확보하여 비교연구가 필요할 수 있다. 그럼에도 불구하고 본 연구는 플랫폼 시장의 자료를 통해 신규 구직자들의 임금과 구직기간 간의 관계를 다룬 최초의 연구이며, 향후 플랫폼 노동시장의 신규 구

직자들의 성공적 유입을 통한 플랫폼 노동시장의 확산 및 발전에 기여하는 기초자료가 될 것으로 기대된다는 점에서 의의가 있을 것이라고 기대한다.

## REFERENCES

- [1] S. K. Rhee. (2010). The Definition of Two-sided Market and Its Conditions. *International Telecommunications Policy Review*, 17(4), 73-105.
- [2] T. Eisenmann, G. Parker & M. W. Van Alstyne. (2006). Strategies for two-sided markets. *Harvard business review*, 84(10), 92.
- [3] C. Kim & J. Jeon. (2011). Development of New Mobile Application Service Concept : Application Store DB Analysis. *The Journal of Internet Electronic Commerce Research*, 11(2), 257-272.
- [4] C. Park, H. Kim & J. Han. (2011). Business Strategy for Scenarios in Mobile Application Market : Focusing on the Responding Strategies of Mobile Operators. *The Journal of Internet Electronic Commerce Research*, 11(2), 75-107.
- [5] O. Kassi & V. Lehdonvirta. (2018). Online labour index: Measuring the online gig economy for policy and research. *Technological forecasting and social change*, 137, 241-248.
- [6] S. C. Kuek, C. Paradi-Guilford, T. Fayomi, S. Imaizumi, P. Ipeirotis, P. Pina & M. Singh. (2015). *The Global Opportunity in Online Outsourcing*. Washington, DC. : ©World Bank.
- [7] B. C. Greenwald. (1986). Adverse selection in the labour market. *The Review of Economic Studies*, 53(3), 325-347.
- [8] U.S. Department of Labor. (2020). History of Federal Minimum Wage Rates Under the Fair Labor Standards Act, 1938 - 2009.
- [9] J. Horton, W. R. Kerr & C. Stanton. (2017). *Digital labor markets and global talent flows*. In: G. H. Hanson, W. R. Kerr & S. Turner. (eds) High-skilled migration to the United States and its economic consequences. Chicago: University of Chicago Press.
- [10] C. Krieger-Boden & A. Sorgner. (2018). Labor market opportunities for women in the digital age. *Economics Discussion Papers*, No 2018-18, Kiel Institute for the World Economy.
- [11] M. Mamertino & T. Sinclair. (2019). Migration and Online Job Search: A Gravity Model Approach. *Economics Letters*, 181, 5-53.
- [12] A. Benson, A. Sojourner & A. Umyarov. (2020). Can reputation discipline the gig economy? Experimental evidence from an online labor market. *Management Science*, 66(5), 1802-1825.

- [13] Z. Li, Y. Hong & Z. Zhang. (2018, January). An empirical analysis of the impacts of the sharing economy platforms on the US labor market. *Proceedings of the 51st Hawaii International Conference on System Sciences*. (pp.1–9).
- [14] J. Lim. (2017). The Government's Supporting Strategies to the Productive Prosumer Economy for the Successful Transition to the Fourth Industrial Revolution Era: Human Resource Development Perspectives for Solving Job problems. *Informatization Policy*, 24(2), 87–104.
- [15] G. Lăzăroiu & D. Rommer. (2017). Digital technologies, labor markets, and economic reputation. *Ekonomicko-manazerske spektrum*, 11(2), 13–21.
- [16] A. Pallais. (2014). Inefficient hiring in entry-level labor markets. *American Economic Review*, 104(11), 3565–99.
- [17] F. Bogliacino, V. Cirillo, C. Codagnone & D. Guarascio. (2020). *Quantity and Quality of Work in the Platform Economy*. In: Zimmermann K. (eds) *Handbook of Labor, Human Resources and Population Economics*. Springer, Cham.
- [18] E. Brynjolfsson & A. McAfee. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. New York : W.W. Norton & Company.
- [19] C. Anderson. (2006). *The long tail: Why the future of business is selling less of more*. London : Hachette Books.
- [20] E. Brynjolfsson, Y. J. Hu & M. D. Smith. (2006). From niches to riches: Anatomy of the long tail. *Sloan Management Review*, 47(4), 67–71.
- [21] D. H. Autor. (2001). Wiring the labor market. *The Journal of Economic Perspectives*, 15(1), 25–40.
- [22] H. Ko, D. H. Park & H. B. Jeong. (2019). Deployment of Artificial Intelligence Technology and Law and Economics of Employment Discrimination. *Korean Journal of Law and Economics*, 16(1), 39–70.
- [23] H. S. Farber & R. Gibbons. (1996). Learning and wage dynamics. *The Quarterly Journal of Economics*, 111(4), 1007–1047.
- [24] J. G. Altonji & C. R. Pierret. (2001). Employer learning and statistical discrimination. *The quarterly journal of economics*, 116(1), 313–350.
- [25] F. Lange. (2007). The speed of employer learning. *Journal of Labor Economics*, 25(1), 1–35.
- [26] C. O. Bae & J. W. Kim. (2016, May). The Study for Performance Analysis of Ability-based Employment based on NCS. *Proceedings of the Korean Academic Association of Business Administration 2016 Summer Conference*. (pp. 31–40). Seoul : Korean Academic Association of Business Administration.
- [27] S. Tadelis. (2016). Reputation and feedback systems in online platform markets. *Annual Review of Economics*, 8, 321–340.
- [28] C. T. Stanton & C. Thomas. (2016). Landing the first job: The value of intermediaries in online hiring. *The Review of Economic Studies*, 83(2), 810–854.
- [29] S. Suri, D. G. Goldstein & W. A. Mason. (2011, August). Honesty in an online labor market. *Proceedings of Workshops at the Twenty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Menlo Park : The AAAI Press.
- [30] J. Horton, N. Leonard & J. Golden. (2015). Reputation Inflation: Evidence from an Online Labor Market. *Working paper NYU*.
- [31] K. S. Choi. (2016). Effects of the Gap between Reservation and Market Wage on the Period to Get First Job. *Quarterly Journal of Labor Policy*, 16(2), 33–63.
- [32] W. H. Cho. (1995). Youth Unemployment Problem and The Analysis of Unemployment Probability in Korea. *Korean Journal of Labor Economics*, 18(1), 107–128.
- [33] B. Kaufman & J. Hotchkiss. (2006). *The economics of labor markets*. New York: Thomson/South Western.
- [34] D. T. Mortensen. (1986). *Job search and labor market analysis*. In: O. Ashenfelter & R. Layard. (eds) *Handbook of Labor Economics Volume 2*. North Holland: Elsevier.
- [35] C. Codagnone & B. Martens. (2016). Scoping the sharing economy: Origins, definitions, impact and regulatory issues. *Institute for Prospective Technological Studies Digital Economy Working Paper 2016/01*, JRC100369.
- [36] S. Banfi & B. Villena-Roldan. (2019). Do high-wage jobs attract more applicants? Directed search evidence from the online labor market. *Journal of Labor Economics*, 37(3), 715–746.
- [37] M. Belot, P. Kircher & P. Muller. (2019). Providing advice to jobseekers at low cost: An experimental study on online advice. *The review of economic studies*, 86(4), 1411–1447.
- [38] J. Faberman & M. Kudlyak. (2016). What does online job search tell us about the labor market?. *Economic perspectives*, 40(1), 1–15.
- [39] M. Kokkodis, P. Papadimitriou & P. G. Ipeiritis. (2015, February). Hiring behavior models for online labor markets. *Proceedings of the Eighth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*. (pp. 223–232). New York : Association for Computing Machinery.
- [40] B. Kim. (2016). Worker Characteristics and Search Duration: Duration Model. *The Journal of Women and Economics*, 13(1), 93–123.
- [41] S. M. Kim. (2011). Business Failure Prediction Using Survival Analysis and Survival Time Analysis. *Journal of SME Finance*, Summer, 78–107.
- [42] S. Szczypinski. (April 19, 2019). What Is the Average

Annual Income for a Freelancer in the U.S.? The balance small business.

- [43] G. Heinze & M. Schemper. (2002). A solution to the problem of separation in logistic regression. *Statistics in medicine*, 21(16), 2409-241

이 중 호(Jongho Lee)

[정회원]



- 2004년 2월 : 서울시립대학교 경제학부(경제학사)
- 2006년 2월 : 서울시립대학교 경제학부(경제학석사)
- 2009년 12월 : Dept. of Economics, University of Nebraska (M.S)
- 2018년 8월 : 서울대학교 경제학부(경제학박사)
- 2021년 1월 ~ 현재 : (사) 경제추격연구소 연구위원
- 관심분야 : 응용미시·계량, 혁신, 특허
- E-Mail : jongholee@snu.ac.kr