

노동정책연구
2025. 제25권 제1호 pp.33~66
한국노동연구원
<http://doi.org/10.22914/jlp.2025.25.1.002>

연구논문

인공지능 기반 고용서비스의 통계적 차별 가능성 연구 : 잡케어 시스템을 중심으로*

오선정**
이재갑***

한국의 디지털 고용서비스 정책은 전 세계적으로 유래가 없을 정도로 빠르게 발전하고 있다. 2021년 도입된 잡케어 시스템은 인공지능이 빅데이터를 기계학습한 결과를 개인정보와 결합하여 구직자 맞춤형 고용서비스를 제공한다. 이에 본 연구는 인공지능 기반 고용서비스 정책이 야기할 수 있는 통계적 차별의 가능성을 분석하고 대응방안을 모색해 본다. 분석을 위해 정책결정의 주체를 전문가, 알고리즘 및 인공지능으로 구분한 뒤, 정책결정의 주체에 따른 차별의 매개체를 분석하고 이를 고용서비스에 적용한다. 분석결과에 따르면 잡케어 시스템은 알고리즘의 사용, 제한된 자료의 기계학습 등으로 인해 통계적 차별의 가능성을 본질적으로 내재하고 있다. 따라서 통계적 차별을 최소화하기 위해 인공지능의 분석결과를 지속적으로 모니터링하고, 인공지능이 분석할 양질의 자료를 확보하고 갱신해야 한다. 또한 인공지능 기반 고용서비스의 정책결정을 직업상담사가 보완하여 고용서비스의 효과성을 높일 수 있는 대책을 마련해 나가야 한다.

핵심용어 : 디지털 고용서비스, 통계적 차별, 인공지능, 알고리즘

논문접수일 : 2024년 9월 19일, 심사의뢰일 : 2024년 9월 27일, 심사완료일 : 2025년 1월 7일

* 이 논문은 전남대학교 학술연구비(과제번호 : 2024-0413) 지원에 의하여 연구되었다.

** (제1저자) 전남대학교 행정학과 조교수(sunjungoh@jnu.ac.kr)

*** (교신저자) 수원대학교 고용서비스대학원장(jaekap.lee.15@gmail.com)

I. 서론

고용서비스는 노동시장이 원활하게 기능하도록 적극적 노동시장 정책을 실행하고 구인자와 구직자를 연결하여 취업을 지원한다. 고용서비스는 서류 형태로 존재하는 정보를 디지털 형태로 전환하는 디지털화(Digitisation)를 거쳐, 서비스와 프로세스를 디지털로 처리(digital end-to-end)하는 디지털화(Digitalisation)가 되고 있다(이우영 외, 2023). 즉, 행정자료의 디지털화 또는 전자데이터화에서 출발한 전자정부와는 다르게 방대한 비정형 데이터의 해석과 학습을 전제로 하는 인공지능 기술이 도입되면서 지능정부가 논의되었고(윤상오 외, 2018; 안준모, 2021), 다른 행정 분야와 마찬가지로 고용서비스는 새로운 전개를 맞이하였다. 특히 1999년에 한국 최초의 공공 고용정보망인 워크넷이 개통되면서 구인정보가 누리집을 통해 게재된 지 22년 후인 2021년부터는 빅데이터 및 인공지능 기반 직업상담 지원시스템인 잡케어(JobCare) 시스템이 운영될 정도로 한국의 고용서비스는 전 세계적으로 찾아보기 어려울 정도로 급속하게 디지털화되었다. 이러한 고용서비스 전달체계의 디지털화를 일반적으로 디지털 고용서비스라고 지칭한다. 본 논문에서는 대면이 아닌 비대면으로 고용서비스의 프로세스가 처리되는 행정절차의 자동화나 온라인화는 온라인 고용서비스로 지칭하고, 고용서비스 제공 수단이나 내용을 디지털로 결정하고 디지털로 전달하는 것은 디지털 고용서비스로 지칭한다.

온라인 고용서비스는 행정절차의 자동화를 통해 민원인의 만족도나 접근성을 높이고, 업무의 투명성을 높일 수 있으며, 반복되는 업무를 처리하는 시간을 절약하여 도움이 필요한 구직자 등에 직업상담사의 시간을 집중시키는 장점을 갖는다(ILO, 2022). 코로나19의 확산으로 한국에서 디지털 고용서비스가 전면적으로 확산되면서, 실업급여를 받기 위한 절차인 실업인정과 같은 단순 업무가 온라인으로 대체되어 직업상담사 등의 업무부담이 상당히 경감될 수 있었다. 또한 인공지능의 발달은 기존에 구축된 다양한 통계자료 및 행정자료를 기계학습(머신러닝, machine learning)한 결과를 바탕으로 구직자에게 개인화된 서비스를 제공하여 고용서비스 전달의 효율성을 더욱 증대시킬 수 있다.

반면 구직자의 성별, 교육 수준, 직전 일자리의 직종과 임금 등의 정보를 기반으로 개인 맞춤형 고용서비스를 제공하는 것은 특정 집단을 고위험 구직자로 편향되게 분류하는 통계적 차별이 발생할 여지가 매우 크다. 예를 들어, 일반적으로 단순 서비스직에 종사하는 비율이 높은 고졸 기혼 여성이 육아로 인한 경력단절 후 구직하는 경우 빅데이터와 인공지능 기반 고용서비스 시스템은 이들을 장기 실업 고위험자로 분류하고 취직이 쉬운 단순 서비스직에 대한 일자리 정보를 추천할 수 있다. 하지만 추천된 단순 서비스직의 일자리가 해당 구직자에 적합하지 않다면 구직자의 특성에 맞는 더 좋은 일자리에 취업할 기회를 낮출 수도 있다. 이러한 측면에서 공공에서 제공하는 인공지능 기반 고용서비스 정책은 설계 시 통계적 차별을 방지하는 장치를 마련하는 것이 필수적이다. 이에 본 연구는 빅데이터를 기계학습한 인공지능이 구직자에게 맞춤형 고용서비스 정책을 전달하는 인공지능 기반 고용서비스에서 통계적 차별이 발생할 가능성을 연구하고 이를 완화할 수 있는 대응방안을 모색한다.

본 연구는 다음과 같이 구성된다. 제Ⅱ장에서 디지털 고용서비스의 특징 및 잠재적 위험성과 관련된 이론 및 선행연구를 분석한 후, 제Ⅲ장에서 한국에서 디지털 고용서비스가 발전해 온 과정을 전반적으로 살펴본다. 제Ⅳ장에서 인공지능 기반 고용서비스 정책인 잡케어 시스템의 특징을 분석하고, 제Ⅴ장에서 잡케어 시스템의 통계적 차별 가능성을 분석하고 대응방안을 모색한다. 2000년대 이후 디지털 고용서비스가 가장 활성화된 나라로 평가받는 한국의 최신 인공지능 기반 고용서비스 정책을 연구하는 것은 해당 정책에 대한 시사점을 제공하는 것 이외에도 인공지능 기반 고용서비스의 명암을 실증적으로 밝히는 학문적 의의를 지닌다.

Ⅱ. 이론적 배경 및 선행연구

1. 실업과 디지털 고용서비스

가. 실업의 종류와 고용서비스

실업의 종류는 크게 마찰적 실업, 구조적 실업, 경기적 실업 및 계절적 실업으로

구분된다. 경기적 실업은 경기후퇴 등으로 인해 노동력(공급)에 대한 기업의 수요가 감소하여 발생하고, 계절적 실업이란 농업 등 산업 자체의 계절성으로 인해 생산이 감소하는 기간 동안 발생한다. 구조적 실업이란 기술변화 등으로 노동력 공급과 수요구조가 서로 다르기 때문에 발생하는 장기적인 실업을 의미한다(박덕제 외, 2015). 마찰적 실업은 새로운 일자리를 찾거나 이직 등의 과정에서 일시적인 수급의 불일치에 따른 실업을 의미한다. 시간에 따른 반복성을 갖는 경기적 실업이나 계절적 실업과는 달리 구조적 실업이나 마찰적 실업의 장기화는 정책적 대응이 필요하다. 대표적인 관련 정책은 공공고용서비스(Public Employment Services : PES)이며, 이는 일차적으로 마찰적 실업을 해결하고 궁극적으로는 구조적 실업을 해결하는 것을 목적으로 한다. 본 연구의 분석대상은 민간에서 제공하는 민간고용서비스를 제외한 공공고용서비스이며, 이하 고용서비스로 지칭한다.

고용서비스는 노동시장 정보제공, 취업알선, 실업급여 및 장려금의 집행, 직업훈련 등의 다양한 정책 수단(활성화 수단 : activation measures)을 포함한다. 기본적으로 현재에 대한 노동시장 정보제공 및 취업알선은 마찰적 실업을 해결할 수 있으며, 미래에 대한 노동시장 정보제공과 이를 기반으로 한 직업훈련은 구조적 실업을 해결할 수 있다. 하지만 취업알선과 직업훈련은 시기적으로 다소 상충하는 목적을 가지는 것으로 해석될 수 있다. 취업알선은 현재 구직자가 가지고 있는 역량과 직무능력을 기반으로 마찰적 실업을 해소하지만, 직업훈련은 현재 구직자가 가지고 있는 역량과 직무능력 자체를 취업에 적합하게 변화시켜 실업문제를 해결하기 때문이다. 실업급여나 일부 장려금 및 수당의 경우 실업 기간 또는 구직활동기간 등에 일정 수준의 금전적 지원을 통해 이 기간 동안에 구직활동이나 직업훈련 등을 할 수 있도록 지원하기 위한 목적으로 활용되지만, 단기적으로는 빠른 취업을 저해할 가능성도 있다. 이처럼 고용서비스에 포함되는 다양한 정책 수단은 시기 또는 그 근본적인 목적이 다소 충돌되는 요소를 가지고 있어, 어떠한 정책 수단을 제공하는 것이 적합한지 판단하는 것이 특히 중요하다.

나. 디지털 고용서비스

디지털 고용서비스 또는 고용서비스 전달체계의 디지털화(Digitalisation in PES)는 취업지원서비스, 취업알선, 고용정보 분석 및 제공 서비스 등을 디지털 기

술을 활용하여 국민에서 전달하는 것이라고 할 수 있다(오선정 외, 2022). <표 1>은 디지털 고용서비스의 특징을 요약하여 제시한다. 디지털 고용서비스의 기능은 크게 구직자 수요 파악 및 지원의 세분화(understanding jobseeker needs and targeting support), 구직자 서비스와 정책 수단의 디지털화(digitalising jobseeker services and measures) 및 노동 수요와 공급의 알선(matching labour supply and demand)을 포함한다(OECD, 2022). 구직자 수요 파악 및 지원의 세분화는 구직자 유형화 도구(profiling tools)를 이용하여 구직자의 노동시장 (재)진입 확률이나 실업 확률을 예측하는 것과 구직자 맞춤형 서비스를 제공하는 것 등을 의미한다. 구직자 서비스와 정책 수단의 디지털화는 온라인 플랫폼 등을 통해 구직자에게 직업상담사가 상담을 제공하거나 구직자가 스스로 온라인 구직 서비스(self-service tools)를 활용하고 온라인으로 직업훈련을 받는 것처럼 기존의 절차가 온라인으로 대체 및 보완되는 것을 의미한다. 노동 수요와 공급의 알선은 인공지능 등이 빈 일자리를 발굴하거나 구직자와 고용주를 매칭하여 직접 취업알선 기능을 하는 것을 의미한다.

<표 1> 디지털 고용서비스의 특징

		특징
기능	구직자 수요 파악 및 지원의 세분화	구직자 유형화 도구를 이용하여, 구직자의 노동시장 (재)진입 확률이나 장기실업 확률 등을 예측하여 구직자 맞춤형 서비스 제공
	구직자 서비스와 정책 수단의 디지털화	기존의 고용서비스 절차를 온라인으로 대체 및 보완
	노동 수요와 공급의 알선	인공지능 등이 빈 일자리를 발굴하거나 구직자와 고용주를 온라인에서 매칭하여 직접 취업알선
구직자 유형화 목적	구직자 위험도 식별	식별하는 구직자 집단은 구직난이도 상, 중, 하 등 상이
	구직자별 고용서비스 정책 수단의 선정	구직자 위험도 식별과 동시에 진행될 수도 있으며 개별적인 진행도 가능
유형화 방법	규칙 기반 유형화	연령, 교육수준, 실업기간 등 일정 기준을 기반으로 한 유형화
	직업상담사 기반 유형화	직업상담사의 상담 등을 통한 유형화
	통계적 유형화	빅데이터 등을 통계적 모형으로 분석한 결과를 바탕으로 한 유형화
통계적 유형화 방법	회귀모형	로짓, 프로빗 등의 회귀모형으로 확률 예측
	인공지능	빅데이터를 기계학습한 인공지능이 확률 예측

자료 : Desiere et al.(2019); Desiere and Struyven(2020); OECD(2022).

구직자 수요 파악 및 지원의 세분화와 관련된 디지털 고용서비스의 핵심 요소는 구직자 유형화 도구이다. 유형화 도구는 구직자가 일자리를 찾을 수 있는 확률을 예측하는 도구를 의미하며, 유형화 도구의 결과물인 유형화의 목적은 구직자의 위험도를 식별하거나, 구직자에게 필요한 고용서비스 정책 수단을 선정하는 것이다.¹⁾ 구직자 위험도의 식별과 구직자별 고용서비스 정책 수단의 선정은 동시에 진행될 수도 있지만 개별적으로 진행될 수도 있다. 따라서 일부 국가는 유형화 결과를 특정 서비스 대상자에게 어떤 정책 수단을 집중할 것인지 선정할 목적으로만 활용한다. 일반적으로 고용서비스에서 유형화 도구는 고용서비스에 등록되지 않은 실업자, 구직단념자, 비경제활동인구 등과 같이 노동시장에서의 취업 전망이 밝지 않은 사람에게는 활용되지 않는다(Desiere et al., 2019 : 6). 유형화 도구는 고용서비스 이외에 복지 분야 등에서도 사용되고 있다.

고용서비스에서 구직자의 유형화는 고용서비스가 디지털화되기 이전부터 사용되어 온 방법이다. 유형화 방법은 크게 규칙 기반 유형화(rule-based profiling), 직업상담사 기반 유형화(caseworker-based profiling) 및 통계적 유형화(statistical profiling)로 구분할 수 있다(Desiere et al., 2019; Loxha and Morgandi, 2014; Barnes et al., 2015 : Desiere and Struyven, 2020에서 재인용). 규칙 기반 유형화는 연령, 교육수준, 실업기간 등 일정 기준을 기반으로 구직자를 유형화하는 것을 의미하고, 직업상담사 기반 유형화는 직업상담사가 상담 등을 통해 구직자의 구직 난이도를 상, 중, 하 등으로 구분하는 것이며, 통계적 유형화는 회귀모형이나 빅데이터 등을 인공지능이 분석한 결과를 바탕으로 구직자를 유형화하는 것이다. 구체적으로 통계적 유형화는 로짓이나 프로빗 등의 회귀모형을 활용하는 방식과 빅데이터를 기계학습한 인공지능을 통해 이러한 확률을 예측하는 방식으로 구분할 수 있다. 회귀모형 기반 통계적 유형화는 한정된 변수를 바탕으로 구직자 위험도를 예측하지만, 인공지능 기반 통계적 유형화는 빅데이터의 많은 변수를 바탕으로 예측할 수 있다는 차이가 있다(Desiere and Struyven, 2020). 1990년대 중후반부터 미국과 호주 등에서 사용되기 시작한 통계적 유형화는 인공지능의 등장으로 최근 빠르게 발전하고 있다.

이러한 디지털 고용서비스는 다양한 장점을 가지고 있다. 우선 디지털 고용서비

1) 고용서비스 내 정책 수단별 예산 배정이나 민간 위탁기관에 지불되는 비용을 결정하기 위한 목적으로도 유형화 도구가 활용되기도 한다(Desiere et al., 2019 : 6).

스는 고용서비스의 지원이 없더라도 구직할 수 있거나 고용서비스의 집중적인 지원 대상을 발굴하는 데 기여하기 때문에 사중손실을 줄여 고용서비스의 효율성을 높인다고 평가받고 있다(Desiere et al., 2019; OECD, 2022). OECD(2022)에 따르면 디지털 고용서비스는 어떠한 지원이 필요한지 파악하는 구직자 유형화(jobseeker profiling tools), 행정절차의 자동화(automation of administrative processes), 부정행위 탐지(fraud detection) 등을 가능하게 하여 직업상담사와 위탁 서비스제공자의 업무를 크게 경감시키고 근본적으로 고용서비스의 효율성뿐만 아니라 효과성을 높인다. 또한 구직자 등 정책 대상자에게 더 나은 서비스를 제공할 기회가 되기도 하고, 많은 수의 정책 대상에게 서비스를 제공할 수 있다는 장점을 갖는다(OECD, 2022).

반면 디지털 고용서비스는 분석하는 자료의 낮은 질, 자료 갱신의 한계, 측정할 수 없는 정보(intangible information)의 존재 등과 같이 분석자료와 관련된 한계를 가지고 있다. 또한 디지털 기술이 부족하거나 접근 수단이 부족한 사람들이 활용하기 어렵기도 하다. 이 밖에도 인공지능을 기반으로 한 결정이나 행동이 옳지 않은 경우에는 이러한 법적 책임이 알고리즘 개발자와 사용자 중 누구한테 있을 것인지에 대한 이슈도 존재하며(OECD, 2022 : 7), 기계학습에서 어떤 변수가 통계적 유형화에 어느 정도 영향을 미치는지 알기 어렵기 때문에 그 과정이 불투명하다는 평가도 있다(Desiere et al., 2019 : 23). 실제로 2012년 폴란드에서 개발된 구직자 유형화 방식은 불투명하며 공정하지 않고 일부 집단을 노동시장에서 잠재적으로 차별하므로, 2019년에 헌법에 위배된다는 판결을 받았다(OECD, 2022 : 7).

2. 이론적 배경

디지털 고용서비스는 이론적으로 통계적 차별, 자료 분석을 활용하면서 발생하는 자료 및 분석의 불완전성에 따른 한계와 정보격차 등의 문제를 가질 수 있다.

가. 통계적 차별

일반적으로 차별이란 특정 인종, 성별, 연령, 출신지역 등의 특성에 대한 강한 편견을 바탕으로 하는 차별적인 행위를 의미한다. 즉 일반적인 의미의 차별은 개

인의 선호에 의한 차별(taste-based discrimination)이다. 이와는 다르게 통계적 차별(statistical discrimination)이란 경제 주체가 개인에 대한 정보를 얻기 위해 그가 속한 집단의 정보를 이용할 때 발생한다. 노동시장에서의 통계적 차별은 고용주가 구직자의 생산성 등에 관한 정보를 얻기 위해서 그 개인이 속한 집단(학력 수준, 성별, 혼인상태 등)의 정보를 활용하는 것을 말한다. 통계의 근거는 경제 주체의 직접적인 경험일 수도 있고 일반적으로 알려진 통계 정보일 수도 있다(Oh and Yinger, 2015). 통계적 차별에서 차별의 원인은 특정 근로자들의 행동에 대한 그들이 속한 집단의 통계이기 때문에, 경제 주체의 선호를 바탕으로 하는 일반적인 의미의 차별과는 구분된다. 따라서 통계적 차별은 편견이 없는 경제 주체의 합리적인 선택의 결과로 해석될 수 있다. 그럼에도 불구하고 통계적 차별로 인한 특정 경제 주체의 결정은 다른 경제 주체가 활용하는 향후 통계에 반영되기 때문에 통계적 차별로 인해 불평등이 존재하고 지속될 수 있다.

고용서비스에서의 통계적 차별은 유형화를 통해 어떤 집단이 평균적으로 일자리에 진입할 확률이 낮다면, 그 집단에 속한 개개인도 일자리에 진입할 확률이 낮다고 판단할 때 발생할 여지가 가장 크다. 특히 통계적 차별은 인공지능 기반 통계적 유형화에서 더욱 크게 유발될 수 있다(Desiere and Struyven, 2020). 이러한 차별은 인공지능이 단순히 통계적 차별을 반영하고 있는 자료를 활용해서가 아니라, 알고리즘 등을 활용하는 통계적 유형화 도구를 활용하는 것 자체에 의해 발생한다(Desiere and Struyven, 2020). 예를 들어, 노동시장에서 차별이 존재하지 않는다고 하더라도 통계적 유형화에 따르면 이민자나 고령자와 같은 노동시장 취약계층은 평균적인 구직자보다 고위험 구직자로 분류될 가능성이 크다(Desiere and Struyven, 2020). 또한 통계적 유형화 도구를 활용하지 않더라도 빅데이터를 알고리즘으로 분석하는 경우에는 통계적 차별 또는 알고리즘 편의(algorithmic bias)의 문제가 발생한다(Williams et al., 2018). 인공지능 또는 기계학습 알고리즘은 자료의 변수 간 관계를 학습하며 변수 간의 관계를 예측하고, 관계를 예측할 변수가 없다면 유사한 변수를 대리로 사용하는데, 이 과정에서 통계적 편의가 발생하기 때문이다(Williams et al., 2018 : 83). 특히 이러한 분석 알고리즘 자체를 이념적 편향이나 편견을 갖고 있는 개발자가 편향되게 설계한다면 정책결정에 필요한 지식과 정보의 산출을 더욱 왜곡시켜 정책결정의 편향과 직결된다(윤상오 외, 2018).

통계적 차별이 발생할 여지를 낮추기 위해서 통계적 유형화 도구의 분석 시 미국은 성별, 인종, 연령 등의 변수를, 덴마크는 성별 변수를, 핀란드는 국적·출신 및 장애 변수를 활용하지 않는다(Desiere et al., 2019 : 24; Desiere and Struyven, 2020 : 9). 반면 성별, 인종 등과 같은 사회 범주 자료(social category data)를 분석에서 제외하더라도 상관관계가 높은 다른 변수들이(예 : 이민 여부의 경우 언어 능력) 이러한 범주를 대신할 수 있으므로 통계적 유형화나 알고리즘을 바탕으로 빅데이터를 분석하는 경우 통계적 차별이 발생하는 것은 불가피하다(Williams et al., 2018; Desiere and Struyven, 2020). 따라서 사회 범주 변수를 사용하지 않는 것이 아니라 이러한 차별적 결과에 어떻게 대응하는지가 더욱 중요하다(Williams et al., 2018).

이러한 통계적 차별의 가능성은 <표 1> 디지털 고용서비스의 기능 중 노동 수요와 공급의 알선(취업알선)에서 가장 크게 나타날 수 있다. 하지만 통계적 차별의 결과를 활용하여 노동시장 취약계층에게 취업알선 이외의 고용서비스 정책 수단을 집중적으로 지원한다면, 디지털 고용서비스의 효율성은 낮아질 수 있지만 효과성은 오히려 높아질 여지가 있다. 이러한 측면에서 통계적 차별은 노동시장 취약계층에 유리하게 작용할 수 있다(Desiere et al., 2019 : 25). 즉, 통계적 차별과 관련된 한계를 극복하는 방안은 인공지능 및 알고리즘의 분석결과를 어떻게 활용하는지와 직결된 문제이다.

나. 자료 및 분석의 불완전성

빅데이터는 빈곤, 지리적 위치, 삶의 방식 등의 이유로 특정한 사람들을 포함하지 않아 작위적(nonrandom)이고, 체계적으로 일부 사람들을 포함하지 못하며(Peppet, 2011), 따라서 빅데이터에 반영되는 사회는 근본적으로 편향성을 가질 수밖에 없다(Williams et al., 2018). 하지만 인공지능은 본질적으로 빅데이터를 통해서 학습하고 진화하므로, 분석자료 자체에 문제가 있거나 자료의 절대량이 충분하지 않은 경우 등에는 인공지능 활용에 문제가 생긴다(윤상오, 2018).

이러한 자료의 불완전성은 노동시장 자료에서 더욱 큰 문제를 갖는다. 노동시장을 공식 노동시장과 비공식 노동시장으로 구분할 때, 비공식 노동시장의 근로자는 비공식적으로 임금을 받아 고용보험 등의 사회보장제도에 가입되어 있지 않으며

행정자료에서 파악할 수 없다. 따라서 노동시장 데이터를 알고리즘 또는 인공지능으로 분석할 때 구직을 한 번도 해본 경험이 없는 사람이나 비공식 고용 상태인 사람 등은 분석에서 제외되기 쉽다. 플랫폼 노동의 확대 등으로 인해 향후 고용형태의 다양화가 가속된다면 이러한 노동시장 자료의 확보 문제는 더욱 심화될 수 있다.

또한 고용서비스 정책 수단을 선정하기 위해서는 구직자의 태도나 구직 열망 등을 파악해야 하지만, 이러한 정성적 정보는 행정자료로 파악하기 어렵다. 따라서 직업상담사의 면담자료를 활용하거나 온라인 설문조사를 실시하고 그 자료를 활용하기도 하지만, 직업상담사를 면담하지 않거나 온라인 설문조사에 응답하지 않은 자에 대한 태도나 구직 열망 등을 파악할 수 없어 이들은 결국 분석에서 제외된다. 다른 대리변수를 활용해서 이들을 분석에 포함하더라도 분석결과가 적절하지 않을 여지가 크다. 고용서비스 지원을 받기 위해 온라인 설문조사를 강제한다고 하더라도 설문조사 답변의 정확성을 보장할 수 없으므로 이러한 자료의 한계는 인공지능이나 알고리즘 기반 분석의 장애요인이 된다.²⁾

자료 절단(censored data)의 문제는 모집단을 대표하지 않는 표본을 가진 경우에도 나타나지만, 실업기간이 실업급여 수급일까지만 파악되는 등 자료가 조사될 수 있는 기간의 절단이 있는 경우에도 나타날 수 있다. 즉 행정자료에 기반한 노동시장 자료는 표본의 대표성이나 자료의 적절성이 높지 않다.

이러한 자료 자체의 한계 이외에도 자료분석 자체가 노동시장의 취약계층보다는 평균적인 사람을 예측하는 데 더욱 적합할 수 있다(Desiere et al., 2019). 통계 예측은 일반적으로 이상치(outlier)보다는 평균적인 변수의 값을 가진 사람(average)을 예측하는 데 적합하기 때문에, 자료가 확보된다고 하더라도 노동시장의 취약계층에 대한 분석은 어려울 수밖에 없다.

다. 정보격차

정보격차(digital divide)는 처음에는 디지털 기술에 ‘접근할 수 있는 자’와 ‘그

2) 인터뷰를 통해 파악한 태도나 구직 열망 등에 대한 정보가 정확히 파악된다고 하더라도 결국 과거 일자리 정보 등에서 파악할 수 있는 정보와 강한 상관관계를 가지기 때문에(Desiere et al., 2019), 이처럼 상호연관된 자료를 통계적 유형화 분석에서 동시에 사용하면 다중공선성(multicollinearity)을 발생시킬 우려도 있다.

떨지 못한 자' 간의 분할 현상을 의미하는 접근(access) 격차의 측면인 1차 정보 격차의 측면에서 논의되었다(이홍재, 2019). 하지만 이제는 디지털 기기를 통해 정보를 효율적으로 이용할 수 있는 능력을 의미하는 정보역량 및 활용 격차를 의미하는 2차 정보격차의 측면을 강조하는 것으로 변화하였고, 이러한 정보격차는 사회구조적 불평등을 확대·재생산시킬 수 있다(이홍재, 2019).

Ⅲ. 한국 디지털 고용서비스의 발전과정

1. 전반적 발전과정

1997년 말부터 아시아 금융위기가 한국에 영향을 미치기 시작하며 대량실업이 발생하였고 이에 따라 실업급여 신청 건수는 전년 대비 759%로, 고용유지지원금 신청 건수도 전년 5건에서 4,220건으로 폭증하였다(오선정 외, 2022; 2024). 이에 대처하기 위해 노동부는 1998년 8월 고용안정센터를 개설하였고, 1999년 4월에는 고용정보망인 워크넷을 개통하였다. 워크넷은 고용센터를 온라인으로 연결하므로 인터넷을 통해 구인·구직 및 취업알선이 가능해졌고, 워크넷의 일일 평균 접속자 수는 1999년 5월 5만 명에서 2000년에는 6만 명으로 증가하면서 한국의 디지털 고용서비스가 본격화되었다. 워크넷은 2010년에 모바일 서비스를 제공하는 등 지속해서 발전해 왔고, 직업훈련 전산시스템과 고용보험 시스템 등도 대부분의 업무를 온라인으로도 처리할 수 있는 환경을 구축해 왔다.

2. 코로나19 이후 발전

가. 비대면 고용서비스의 강화

코로나19는 한국뿐만 아니라 세계적으로 디지털 고용서비스의 발전을 가속시켰다(OECD, 2022; 임선미 · 이영민, 2023). 코로나19 기간에 고용유지지원금, 실업급여의 증가 등으로 고용센터의 업무량이 급격히 증가하였고 동시에 사회적 거리두기에 따라 고용센터에 내방하는 고객을 최소화하기 위하여 온라인을 이용한

비대면 고용서비스가 강화되었다. 디지털 서비스를 평소에 잘 구축해 놓지 못한 국가들의 경우에는 서비스 구축을 위해 신규로 투자해야 했다(OECD, 2022). 한국은 고용서비스의 디지털화에 지속적인 투자를 해 왔기 때문에 코로나19 이후 그동안 구축한 인프라를 활용하였으며, 코로나19 기간 동안에 추가로 이루어진 주된 행정 조치는 고용센터 출석 의무를 온라인으로도 이행하도록 완화하는 것이었다.

나. 인공지능의 도입

ILO(2022)에 따르면 디지털 고용서비스의 미래는 인공지능의 도입, 클라우드 기반 서비스와 기계학습을 활용하는 것이다. 2021년 9월부터 한국고용정보원은 빅데이터 및 인공지능 기반 직업상담 지원시스템인 잡케어(JobCare) 시스템을 구축하여 운영하고 있다(김태환 외, 2022). 인공지능 및 빅데이터 분석 기반의 진로 직업상담 지원서비스인 잡케어 시스템은 맞춤형 고용서비스를 제공하여 고용서비스의 효율성을 강화하기 위한 목적으로 도입되었다. 구체적으로 잡케어 시스템은 워크넷에 등록된 구직자의 이력서 및 자기소개서에 대한 인공지능의 분석을 통해 직업상담사 및 구직자에게 맞춤형 개인진단 정보 및 노동시장 정보를 제공한다(김태환, 2023). 잡케어 서비스 초기에는 상담사가 직접 내부망에서 분석결과를 조회하고 구직자에게 정보를 알려주는 시스템이었지만, 현재는 대국민용 잡케어 시스템이 시범 운영되고 있어 구직자가 직접 워크넷 내 웹페이지를 통해 본인의 정보를 입력하고 결과를 조회할 수 있다(김태환, 2023). 잡케어는 직업상담사의 업무 부담을 줄여줄 뿐만 아니라 구직자의 특성에 맞춘 경력설계 및 맞춤형 서비스를 제공하여 고용서비스의 효과성을 제고시킬 수 있다는 기대를 받고 있다(김태환 외, 2022).

IV. 잡케어 시스템의 특징

제IV장은 고용서비스에 인공지능을 도입한 잡케어 시스템의 특징을 분석한다. 잡케어 시스템의 특징을 명확하게 분석하기 위해서는 정책의 세부 내용(알고리즘 설계 방식), 정책 및 프로그램 대상자 특성 등에 대한 1차 자료를 분석하는 것이 필수적이지만, 이 정책은 현재 시범운영 중이고 개인정보 등의 이유로 외부 연구

자가 정책을 분석할 수 있는 자료를 구하는 것이 불가능하다. 이에 제Ⅳ장은 정책 및 프로그램 관리자가 작성한 2차 자료를 분석하였다는 한계를 가지고 있다.

1. 직무 온톨로지

잡케어 서비스의 핵심요소는 직무 온톨로지이며, 이는 고용보험, 직업훈련, 워크넷, 복지 등의 행정자료를 인공지능이 기계학습하여 데이터 사이의 패턴을 찾아내는 방식으로 직무, 훈련, 자격, 학과 등 단어 간의 관계를 정의한 분석 방식을 의미한다. 이를 구직자가 워크넷에 입력한 개인정보 및 희망직업 등과 연계시켜 <표 2>에 제시된 바와 같이 희망직업과 관련된 자격증, 훈련과정 및 워크넷 기반 일자리 정보를 제시한다. 즉 개인의 일자리 이력이나 학력 등과 관련된 행정자료는 잡케어 시스템이 직접 분석하지 않고, 인공지능 기반 직무 온톨로지가 개인이 워크넷에 입력한 개인정보 및 희망직업 등을 분석한 결과를 바탕으로 훈련, 자격증 및 워크넷의 일자리 정보를 구직자 맞춤형으로 제시하는 특징을 가지고 있다.

구체적으로 잡케어 시스템은 <표 2>에 제시된 개인진단 정보, 노동시장 정보 및 맞춤형 추천 정보의 3가지 영역에서 13가지의 정보를 제공한다. 개인진단 정보는 보유 직무역량, 연관 직종, 심리검사 및 경력개발 경로를 포함하고, 노동시장 정보는 일자리, 임금, 자격증, 훈련, 학력 및 전공을 포함하며, 맞춤형 추천 정보는 맞춤형 훈련, 맞춤형 자격증 및 맞춤형 일자리를 포함한다. 이 중 일자리 정보는 구직자가 선택한 직종별 지역 기반 구인건수, 구직건수, 구인배율 등의 정보이며 워크넷의 구인자 및 구직자 정보를 기반으로 한다. 맞춤형 훈련 및 자격증 정보는 구직자가 선택했거나 이와 연관된 직종에 대한 정보이며, 맞춤형 일자리 정보는 개인의 이력 및 경력을 토대로 근무지역, 고용형태 및 임금을 추천하는 채용정보이다(지한수, 2021). 따라서 시범운영 중인 잡케어 시스템은 <표 1>에 제시된 OECD(2022)의 기준에 따른 구직자 서비스와 정책 수단의 디지털화 및 노동 수요와 공급의 알선이라는 기능을 제공한다. 또한 개인진단 정보와 맞춤형 추천 정보를 제공하는 것은 <표 1>의 구직자 수요 파악 및 지원의 세분화 기능을 일부 포함하는 것을 의미하지만, 이는 구직자가 입력한 워크넷 정보를 기반으로 하는 것이 지 통계적 유형화를 도입해 구직자의 노동시장 (재)진입 확률이나 실업 확률을 예측하지는 않는다.

〈표 2〉 잡케어 시스템의 제공 정보 내용

		내용
개인 진단 정보	보유 직무역량 정보	워크넷 정보 등(이력서, 자기소개서 등)에 기반하여 개인이 보유하고 있을 것이라 진단된 역량 정보
	연관 직종 정보	진단된 보유 직무능력에 기반하여, 구직자에게 적합하다고 추천된 직종 및 해당 직종의 필요 직무능력과 내가 보유한 직무역량(능력) 간의 차이 정보
	심리검사 정보	워크넷 직업선호도검사 및 직업가치관 검사 등의 심리검사 결과 정보
	경력개발 경로 정보	직업별 업무 수준(직급)에 따라 필요한 직무능력과 해당 능력 개발에 필요한 직업훈련을 도식화한 정보
노동 시장 정보	일자리 정보	선택 직종별 지역 기반 구인건수, 구직건수, 구인배율 등의 정보
	임금 정보	선택 직종별 구인기업의 제시임금 및 구직자 희망임금, 임금 분포 등에 관한 정보
	자격증 정보	워크넷 구인 공고 기반으로 선택 직종의 구인요구가 가장 많은 상위 5개 자격증에 대한 정보
	훈련 정보	선택 직종별로 취업률이 높은 훈련 과정을 제시한 정보
	학력 정보	구인공고를 기반으로, 구인공고에서 요구하는 학력수준에 대한 정보
	전공 정보	구인공고를 기반으로, 구인공고에서 요구하는 전공에 대한 정보
맞춤형 추천 정보	맞춤형 훈련 정보	희망 혹은 연관 직종에서 부족한 역량을 개발할 수 있도록, 개인에게 적합한 훈련과정을 추천한 정보
	맞춤형 자격증 정보	희망 혹은 연관 직종의 구인공고를 기반으로 취업을 위해 필요한 자격증을 추천한 정보
	맞춤형 일자리 정보	나의 이력 및 경력을 토대로 근무지역, 고용형태, 임금을 추천한 채용정보

자료 : 〈표 4〉 잡케어 시스템 제공 정보 내용(김태환, 2023 : 34~35).

2. 워크넷의 신규구인 특성

〈표 3〉은 워크넷의 신규구인을 학력 및 직업중분류로 구분한 통계이다. 워크넷의 신규구인 중 고졸을 구인하는 경우가 61.2%로 가장 높고, 대졸 이상을 구인하는 경우는 34.9%이다. 신규구인 중 학력 무관인 경우를 제외한 분석이라는 한계가 있음에도 불구하고, 2022년 2/4분기 경제활동인구 전체 중 37.5%만이 고졸인 것에 비하면 워크넷 신규구인 중 고졸 학력을 요구하는 일자리의 비중이 상당히 높다. 또한 직업중분류로 구분하면 워크넷에서 신규구인하는 일자리는 설치·정비·생산직이 35.1%로 가장 많고, 그다음으로 미용·여행·숙박음식·경비·청소직이 25.8%, 경영·사무·금융·보험직이 13.4%, 영업·판매·운전·운송직이

8.2% 등의 순으로 높다.

이 밖에도 2024년 9월 기준 워크넷에서 기업의 구인이 어려운 상위 5개 직종(구인배수 상위 5개 직종)은 화학·환경 설치·정비·생산직, 금속·재료 설치·정비·생산직, 제조 단순직, 농림어업직 및 돌봄 서비스직(간병·육아)이며, 구직자가 구직에 어려움을 겪고 있는 직종(구인배수 하위 5개 직종)은 예술·디자인·방송직, 관리직(임원·부서장), 보건·의료직, 경영·행정·사무직 및 건설·채굴 연구개발직과 공학기술직이다(한국고용정보원, 2024. 9).

〈표 3〉 워크넷 신규구인 특징

(단위 : %)

		워크넷 신규구인 비율
학력	중졸 이하	3.9
	고졸	61.2
	대졸 이상	34.9
직업중분류	경영·사무·금융·보험직	13.4
	연구직 및 공학 기술직	5.4
	교육·법률·사회복지·경찰·소방직 및 군인	3.4
	보건·의료직	2.5
	예술·디자인·방송·스포츠직	1.2
	미용·여행·숙박음식·경비·청소직	25.8
	영업·판매·운전·운송직	8.2
	건설·채굴직	2.8
	설치·정비·생산직	35.1
	농림어업직	2.3

주 : 워크넷 신규구인자 학력별 비율은 ‘학력 무관’을 제외한 모수(n=56,017)로 계산함.
자료 : 구인구직통계(한국고용정보원, 2022. 6)를 바탕으로 저자 계산.

3. 워크넷 및 잡케어 시스템 사용자 특성

가. 워크넷 및 잡케어 시스템의 사용자

워크넷 및 잡케어 시스템 사용자의 특징을 알아보기 위해서 워크넷 및 잡케어 시스템 사용자의 특징을 전체 실업자와 비교한다. 〈표 4〉의 잡케어 시스템 사용자 자료는 2022년 5~7월에 잡케어 시스템상 구직번호가 조회된 구직자 3,692명을 대상으로 층화비례할당추출법을 활용하여 설문조사의 표본으로 선택된 420명의 인적 특성이다. 또한 잡케어 시스템 설문조사의 시기와 유사한 2022년 6월 기준

워크넷 구인구직 및 취업동향, 2022년 2/4분기 연령별 및 2022년 1/2분기 교육 수준별 실업자가 각 집단에 차지하는 비율을 동시에 제시한다.

〈표 4〉에 따르면 워크넷 신규구직자는 전체 실업자에 비해서 20대의 비율은 9.4%p, 30대의 비율은 1.7%p 정도 낮은 반면, 40대, 50대 및 60대 이상은 전부 전체 실업자 비율보다 2.3~5.5%p 정도 높다. 또한 워크넷 신규구직자 중 대졸 이상의 비율은 47.4%로 전체 실업자 중 대졸 이상이 차지하는 비율보다 6.1%p 정도 낮지만, 중졸의 비율은 1%p, 고졸의 비율은 5%p 높다. 즉, 워크넷 사용자는 일반 실업자에 비해서 고령이며 학력 수준이 낮다. 반면 워크넷과 달리 잡케어 시스템 사용자는 60대 이상의 비율이 전체 실업자에 비해 5.5%p 낮고, 대졸 이상의 비율이 18.4%p 높은 등 젊고 학력 수준도 높다. 이는 잡케어 시스템을 활용하기 위해서는 일정 수준의 디지털 역량이 요구되기 때문으로 예상된다.

〈표 4〉 워크넷 및 잡케어 시스템 사용자의 특징

(단위: %)

		워크넷 신규구직자 비율	잡케어 시스템 사용자 비율	실업자 비율
연령	20대	25.4	34.8	34.8
	30대	17.8	22.6	19.5
	40대	19.6	16.7	16.2
	50대	19.6	16.2	14.1
	60대 이상	17.6	9.8	15.3
학력	중졸 이하	9.9	2.6	8.9
	고졸	42.6	25.5	37.6
	대졸 이상	47.4	71.9	53.5
희망직업 분야	없음	-	18.1	-

주: 1) 워크넷 신규구직자 연령별 비율은 '19세 이하'를 제외한 모수(n=371,113)로 계산함.

2) 2022년 상반기의 연령대별 실업자 비율은 10대를 제외하고 계산함.

자료: 1) 워크넷 신규구직자 비율: 구인구직통계(한국고용정보원, 2022. 6)를 바탕으로 저자 계산.

2) 잡케어 시스템 사용자 비율: 〈표 2〉 응답자 일반적 특성(n: 420명)(김태환, 2023: 33).

3) 연령대별 실업자 비율: 2022년 2/4분기 경제활동인구조사의 결과를 바탕으로 저자 계산.

4) 학력별 실업자 비율: 2022년 1/2분기 지역별고용조사의 결과를 바탕으로 저자 계산.

또한 설문조사에 따르면 잡케어 서비스에서 도움을 가장 적게 받았다고 응답한 자는 ‘희망직업 분야’가 없는 구직자이며 이들은 표본의 18.1%를 차지한다(김태환, 2023). 직업상담사 대상 인터뷰에서도 직업상담사는 희망직업이 없는 구직자의 잡케어 정보 효과성이 떨어진다고 인식했다(김태환 외, 2022). 즉 현재 시범운영 중인 잡케어 서비스의 경우 <표 2>에 제시된 바와 같이 희망직업을 바탕으로 맞춤형 정보를 제공하기 때문에 희망직업 분야가 없는 등 노동시장의 취약계층으로 분리될 수 있는 구직자에게는 유용한 정보를 제공하기에는 한계가 있다.

나. 잡케어 시스템의 희망직종

<표 5>는 잡케어 시스템이 분석에서 활용하는 대표적인 변수인 구직자의 희망직업에 대한 통계를 경제활동인구의 산업별 취업자 수와 비교하고, 이 분야와 유사한 산업의 2022~2032년 취업자 증감 전망을 비교한다. 워크넷 구직자의 희망직업이 현재 또는 과거 일자리의 직종과 일치하지는 않는다는 한계는 있지만, 잡케어 시스템에서 미용·여행·숙박음식·경비·청소직, 건설·채굴직, 설치·정비·생산직 및 농림어업직을 희망직업으로 선택한 비율이 모두 경제활동인구의 산업별 취업자 수 비율보다 크게 낮다. 반면 현재 경영·사무·금융·보험직을 희망하는 사람이 21.2%로 가장 높게 나타난다. 잡케어 서비스를 활용하는 구직자에 전문직이나 구직에 어려움을 겪고 있지 않는 사람들이 다수 제외된다는 사실을 감안하면 매우 많은 구직자가 경영·사무·금융·보험직을 희망하는 것을 알 수 있다. 또한 <표 3>과 비교 시 워크넷의 신규구인에서 설비·정비·생산직이 차지하는 비율은 35.1%로 가장 높지만 이러한 직업을 희망하는 잡케어 시스템의 사용자는 5.7%에 불과하고, 이러한 차이는 미용·여행·숙박음식·경비·청소직에서도 유사하게 나타난다.

마지막으로 전 세계적으로 은행 창구 직원 및 행정 사무직 등은 2023~2027년간 약 25~40% 정도 감소할 것으로 예측되며, 한국에서의 금융·보험업 취업자만 2022~2032년간 2.8만 명 감소할 것으로 예상된다(한국고용정보원, 2024. 3; WEF, 2023 : 30). 잡케어 시스템 사용자 중 보건복지 분야가 포함된 보건·의료직을 희망하는 사람은 6.2%로 매우 낮지만, 보건복지 분야의 인력은 한국에서 2022~2032년간 99.8만 명이 증가할 것으로 예상된다(한국고용정보원, 2024. 3). 이러한 잡케어 시스템 사용자의 희망직업 분야와 산업별 취업자 전망의 차이

는 개인의 희망직업에 기반하여 맞춤형 정보를 제공하는 경우 미래 노동시장 수요에는 대응하기 어렵다는 사실을 보여준다.

〈표 5〉 잡케어 시스템 사용자의 희망직업 분야와 산업별 취업자 전망의 비교

구직자 희망직업	잡케어 시스템 사용자 비율(%)	경제활동인구 산업별 취업자 수 비율(%)	2022~2032년 전망
(희망직업 분야) 없음	18.1	-	-
경영·사무·금융·보험직	21.2	15.9	감소, 금융보험 2.8만 명 감소, 사업지원서비스 1.0만 명
연구직 및 공학 기술직	7.9		증가, 전문과학 7.3만 명
교육·법률·사회복지·경찰·소방직 및 군인	11.0	20.8	감소, 교육서비스 6.5만 명 증가, 공공행정 3.6만 명
보건·의료직	6.2		증가, 보건복지 99.8만 명
예술·디자인·방송·스포츠직	7.6	1.7 (예술스포츠여가업)	증가, 예술스포츠 4.5만 명
미용·여행·숙박음식·경비·청소직	6.0	11.8 (숙박 및 음식업 등)	감소, 숙박음식 1.8만 명
건설·채굴직	2.1	7.6 (건설업 및 광업)	감소, 건설업 12.6만 명
설치·정비·생산직	5.7	16.3 (제조업 등)	감소, 제조업 14.5만 명
농림어업직	0.2	5.4 (농림어업)	감소, 농림어업 9.4만 명
기타	14.0	20.6	-

- 주: 1) 경영·사무·금융·보험직, 연구직 및 공학 기술직의 경제활동인구 비율은 정보통신업, 금융 및 보험업, 전문, 과학 및 기술서비스업, 사업시설 관리, 사업지원 및 임대 서비스업의 취업자 수 합계의 비율임.
- 2) 교육·법률·사회복지·경찰·소방직 및 군인, 보건 의료직의 경제활동인구 비율은 공공행정, 국방 및 사회보장 행정, 교육 서비스업, 보건업 및 사회복지 서비스업 취업자 수 합계의 비율임.
- 3) 예술·디자인·방송·스포츠직의 경제활동인구 비율은 예술, 스포츠 및 여가관련 서비스업의 취업자 비율임.
- 4) 미용·여행·숙박음식·경비·청소직의 경제활동인구 비율은 숙박 및 음식점업과 협회 및 단체, 수리 및 기타 개인서비스업 취업자 수 합계의 비율임.
- 5) 설치·정비·생산직은 제조업과 전기, 가스, 증기 및 공기조절 공급업의 취업자 수 합계의 비율임.
- 자료: 1) 잡케어 시스템 사용자 표본 비율: 〈표 2〉 응답자 일반적 특성(n: 420명)(김태환, 2023: 33).
- 2) 경제활동인구 산업별 취업자 수 비율: 2022년 경제활동인구조사의 산업별 취업자를 바탕으로 저자 계산.
- 3) 2022~2032 전망: 한국고용정보원(2024. 3) 산업별 취업자 전망(p.4).

V. 잡케어 시스템과 통계적 차별

인공지능(Artificial Intelligence : AI) 기반 고용서비스는 구직자의 고용 저해 요인을 파악하여 이들의 노동시장 결과를 예측하고 구직자에게 지원할 적극적 노동시장 정책의 수단을 세분화한다(OECD, 2022). 구체적으로 인공지능 기반 고용서비스의 도구(AI tools in PES)에는 유형화(profiling), 빈 일자리의 발굴, 개별 구직자에게 적합한 구인공고를 찾아주는 취업알선, 구직자의 취업 가능성 예측(mapping jobseekers' distance to occupations), 챗봇을 통한 정보와 상담의 제공, 부정 예측 및 지원절차의 정확성 확인(detecting fraud and assuring quality) 등을 포함한다(OECD, 2022 : 7). 이러한 인공지능 기반 고용서비스는 단순 업무의 대체를 통한 업무 효율성의 증가, 구직자 맞춤형 서비스 제공 등의 다양한 장점을 가진다. 하지만 제Ⅱ장에서 분석한 바와 같이 인공지능 기반 고용서비스는 통계적 차별의 가능성을 가지고 있다.

전 세계에서 이러한 인공지능의 차별 문제에 정책적으로 대응하고 있다. 2021년 독일 인공지능 - 사회적 책임과 경제적, 사회적, 생태적 잠재력에 관한 조사위원회의 최종보고서는 인공지능이 가져올 다양한 위험성을 해결하기 위해 투명성, 추적성 및 설명가능성의 중요성을 강조했다(김예진, 2024). 인공지능 활용에 따른 차별 문제로 인해 미국과 유럽 등에서는 인공지능을 활용한 채용을 규제하려는 움직임이 나타나고 있다(김예진, 2023). 더 나아가 2023년 발표된 유럽연합의 「인공지능법」 제31조에 따르면 “공공 또는 민간 행위자가 자연인을 사회적으로 평가하는 AI 시스템은 차별적 결과를 초래하고 특정 그룹을 배제할 수 있다”고 평가하며, “이러한 AI 시스템으로부터 얻은 사회적 평가 점수는 데이터가 원래 생성되거나 수집된 맥락과 무관한 사회적 맥락에서 자연인 또는 그 전체 그룹에 대해 해롭거나 불리한 처우를 초래하거나, 또는 그들의 사회적 행동의 중대성에 비해 불균형적이거나 정당화되지 않은 불리한 처우를 초래할 수” 있으므로 “허용할 수 없는 평가 행위를 수반하고 유해하거나 불리한 결과를 초래하는 AI 시스템은 금지되어야 한다”고 규정한다.³⁾

〈표 6〉 분석틀

	전문가 기반 정책결정	알고리즘 기반 정책결정	인공지능 기반 정책결정
정책결정의 주체와 특징	·인간의 경험/전문성에 근거 ·인간의 지능/학습력/판단력에 근거 ·인간의 직관/창의력 활용	·알고리즘의 지능/학습력/판단력에 근거 ·알고리즘의 분류·비교·대조 능력 활용 ·정책분석은 기계, 최종 결정은 인간	·객관적 데이터와 기계 학습에 근거 ·인간의 오류 배제, 기계의 오류 함축 ·정책결정의 무인화/자동화
	·정책결정 시 민주성, 정치성 고려	·정책결정의 효율성 증시	·정책결정의 합리성 극대화
고용서비스에서 차별의 매개체	·전문가 편견	·전문가 편견	-
	-	·알고리즘 개발자의 편견 - 알고리즘 분석결과의 편향성 ·알고리즘 편의 - 알고리즘의 사용에 따른 편의	·알고리즘 개발자의 편견 - 알고리즘 분석결과의 편향성 ·알고리즘 편의 - 알고리즘의 사용에 따른 편의
	-	-	·분석자료의 편향성 ·기계학습 결과의 편향성

자료 : 정책결정의 주체와 특징은 [그림 1] 인공지능 정책결정의 쟁점 분석틀(윤상오 외, 2018: 43)에 따름.

제Ⅲ장에 따르면 지금까지 한국의 고용서비스는 구직자 서비스와 정책 수단의 디지털화를 위주로 정책이 발전하여 지금까지는 통계적 차별 등의 문제가 발생할 가능성이 작았다. 즉, 일상적이고 반복적인 고용서비스 업무를 자동화하고 자율화 하면서 온라인 고용서비스가 발전한 시기에는 통계적 차별의 가능성이 작았지만, 데이터와 기계학습을 바탕으로 고용서비스의 수단이나 제공 정보 등에 대한 정책 결정을 인공지능이 하는 고용서비스 정책이 등장하면서 통계적 차별의 가능성이 대두되고 있다. 이에 제Ⅴ장은 인공지능이 맞춤형 개인진단 정보와 노동시장 정보를 제공하는 잡케어 시스템의 통계적 차별 가능성을 분석하고 이를 완화할 방안을 제시한다.

분석을 위한 틀(framework)은 〈표 6〉에 제시된 바와 같이 정책결정의 주체에 따라 차별의 매개체가 다른지 분석하고 이를 고용서비스에 적용한다. 정책결정의 주체에 따라 차별의 매개체는 다양한 정책 분야에서 유사하게 적용되겠지만, 알고리즘이나 인공지능이 결정하는 정책에서 차별이 발생할 가능성은 정책결정에 일

3) EU AI Act 번역본(한국법제연구원, 2024).

선관료의 재량이 미치는 영향 등에 따라 다를 수밖에 없다. 즉 차별의 매개체에 따라 실제 차별이 발생하는지의 여부와 그 정도는 정책 분야에 따라 상이하다.

1. 고용서비스 정책결정의 주체별 차별 발생 여지

디지털 고용서비스에서 통계적 차별이 발생할 여지는 구직자에 따라 선정되는 고용서비스 지원 수단이 상이한 경우에 클 수 있다. 하지만 잡케어 시스템은 구직자별로 지원할 고용서비스 수단을 선정하지 않는다. 직무 온톨로지는 특정 서비스 대상자에게 어떤 정책 수단을 집중할 것인지 선정하는 목적으로만 활용되는 것이 아니라 모든 구직자에게 <표 2>의 동일한 서비스(개인진단, 노동시장 정보, 맞춤형 추천 정보)를 제공하되, 직무 온톨로지에서 제공되는 정보의 내용만 구직자별로 다르다. 따라서 잡케어 시스템에서 차별이 발생할 수 있는 주된 이유는 인공지능이 결정하는 고용서비스 정책 수단의 차이 때문이 아니라 제공하는 정보 내용의 차이 때문이다. 즉, 정보의 내용을 결정하는 알고리즘 개발자인 인간, 알고리즘, 분석자료, 인공지능의 기계학습 등으로 인해 차별이 발생할 수 있다.

차별이 발생할 수 있는 매개체를 정책결정 주체에 따라 구분하면 전문가 기반 정책결정은 전문가 편견에 따른 차별이 발생할 수 있으며 이 차별은 통계적 차별이라기보다는 편견에 따른 일반적인 차별(taste-based discrimination)의 여지가 크다. 고용서비스에서 전문가 기반 정책결정은 주로 직업상담사(caseworker)에 의한 정책결정을 의미하며, 이들이 가진 구직자의 특성(성별, 학력수준 등)에 대한 편견은 고용서비스 수단의 선택(예 : 직업훈련보다는 취업알선)이나 추천하는 일자의 질(예 : 전문직보다는 단순 서비스직)에 영향을 미칠 수 있다.

알고리즘 기반 정책결정의 경우에는 알고리즘에 개발자의 편견이 반영된다면 일반적인 편견에 의한 차별이 발생할 수 있고, 제한된 자료를 알고리즘으로 분석하면서 통계적 차별 또는 알고리즘 편향(algorithmic bias)이 발생할 수 있다. 알고리즘을 어떻게 짜느냐에 따라 자료에서 추출할 수 있는 정보와 지식의 내용이나 방향이 달라지기 때문에(윤상오 외, 2018), 알고리즘 자체에 알고리즘 개발자의 편견이 반영되어 있다면 일반적인 차별이 발생할 수 있다. 또한 분석자료에 통계적 차별이 반영되지 않았다고 하더라도 제한된 자료를 알고리즘으로 분석하는 것 자체가 통계적 차별을 발생시킬 수 있다(Williams et al., 2018). 따라서 알고리

즘 기반 정책결정에서도 전문가 편견에 따라 일반적인 차별이 발생할 여지가 존재하고, 여기에 알고리즘 개발자의 편견에 따른 일반적인 차별도 발생할 수 있으며, 제한된 자료의 분석에 따른 알고리즘 편이가 발생하여 통계적 차별의 가능성이 존재한다. 즉, 전문가 기반 정책결정보다는 알고리즘 기반 정책결정에서 통계적 차별의 가능성이 더 크다. 고용서비스 정책의 경우 알고리즘의 분석결과를 바탕으로 직업상담사가 고용서비스 수단을 선택하거나 일자리를 추천하기 때문에 직업상담사의 편견과 알고리즘 개발자의 편견에 의한 일반적인 차별이 발생할 수 있고, 제한된 자료를 분석하는 알고리즘에 의해 통계적 차별이 발생할 수 있다. 이는 민주성과 정치성을 고려하는 전문가 기반 정책결정과 달리 알고리즘 기반 정책결정은 효율성이라는 행정가치를 중시한다는 점과도 일맥상통한다. 고용서비스에서의 효율성이란 빠른 시간 내에 구직자를 취업시킬 때 달성할 수 있고, 빠른 취업은 본인의 역량에 맞는 일자리에 취업하기보다는 본인의 역량보다는 낮은 일자리에 하향 취업 시 더욱 용이하다. 집단의 특성에 따라 하향취업의 가능성에 차이가 나타나는 것은 통계적 차별의 주된 결과이다.

인공지능 기반 정책결정은 전문가 기반 및 알고리즘 기반 정책결정과 달리 전문가 또는 공무원 등 인간이 정책결정을 하지 않으므로 편견에 의한 일반적인 차별(taste-based discrimination)의 가능성이 작다. 하지만 전문가나 알고리즘 기반 정책결정과 달리 인공지능 시스템은 데이터를 통해 훈련되며, 스스로 많은 데이터에서 통계적 구조를 찾아 그 작업을 자동화하기 위한 규칙을 생성한다(안준모, 2021: 8~9). 따라서 이러한 기계학습의 특성 때문에 분석하는 데이터가 편향되어 있다면 기계학습을 거쳐 알고리즘이 더욱 편향적으로 변할 수 있다. 인공지능 기반 정책결정의 경우에는 최초에 인간이 개발한 알고리즘을 학습하는 경우도 있고, 인간의 개입 없이 인공지능이 처음부터 스스로 데이터를 기계학습하여 알고리즘을 구축하기도 한다. 개발자가 만든 알고리즘을 기반으로 데이터를 학습하는 경우에는 편향된 알고리즘을 활용한다면 일반적 차별의 가능성도 존재하고 기계학습으로 알고리즘이 더욱 편향되게 변한다면 통계적 차별도 발생할 수 있다.

실제 고용서비스에서 통계적 차별의 가능성은 분석 알고리즘에 문제가 있거나, 분석자료가 한정적이거나 갱신되지 않는 경우 더욱 크게 나타난다(Desiere et al., 2019; Desiere and Struyven, 2020). 따라서 고용서비스 분야의 인공지능 기반 정책결정은 전문가의 편견에 따른 일반적인 차별의 여지는 제외되지만, 알고

리즘 개발자의 편견에 따른 일반적인 차별의 여지는 알고리즘 기반 정책결정과 동일하게 발생하고, 기계학습에 따른 알고리즘의 갱신에 따라 통계적 차별의 가능성이 가장 클 수 있다. 고용서비스의 경우 제Ⅱ장에서 제시한 바와 같이 노동시장의 분석자료 자체에서 비공식 노동자 등이 제외되어 있어 표본이 한정적이기 때문에 이를 인공지능이 분석하는 경우 알고리즘이 편향될 수밖에 없고 이는 통계적 차별의 발생 가능성을 높인다.

2. 잡케어 시스템의 통계적 차별 가능성

인공지능 기반 도구는 학습을 통해 점차 예측 결과가 나아질 가능성도 있지만 도구 자체에 체계적인 오류가 존재한다면 예측 결과는 반대로 지속해서 악화될 수밖에 없다(OECD, 2022 : 7). 잡케어 시스템의 경우 인공지능의 특성상 현재 적용되는 알고리즘에 대해서는 구체적으로 파악할 수 없다. 따라서 알고리즘 개발자의 편견에 의한 일반적인 차별이나 알고리즘 분석결과에서 나타난 통계적 차별의 가능성은 직접적으로 파악할 수 없다.

하지만 잡케어 시스템이 분석하는 자료의 편향성으로 인해 통계적 차별이 발생할 수 있다. 제Ⅳ장에서 분석한 바와 같이 워크넷을 활용하여 구직하는 사람은 비교적 나이가 많고 저학력이며, 워크넷을 통해 기업이 활발히 구인하는 직종은 설치·정비·생산직, 미용·여행·숙박음식·경비·청소직 등 단순직이 60% 이상이다. 반면 워크넷 활용자 중에서 잡케어 시스템을 활용하는 사람은 중장년층보다는 청년층, 고졸 이하보다는 대졸자의 비율이 높다. 이처럼 잡케어 시스템을 활용하는 구직자와 워크넷을 통해 구인을 하는 기업의 특성에는 상당한 괴리가 있다. 이로 인해 인공지능이 워크넷의 제한된 시장 정보만을 분석하는 경우, 잡케어 시스템의 주 활용자인 젊고 고학력인 구직자에게 워크넷에서 구인 수요가 많은 설치·정비·생산직, 제조 단순직 등의 일자리를 추천할 가능성이 매우 높다. 이는 잡케어 시스템을 활용한 직업상담사의 면담결과에서도 나타난다. 김태환 외(2022 : 38, 47)의 직업상담사 면담결과를 요약하여 제시하면 다음과 같다.

“대졸자가 공공행정이나 이렇게 희망하는데, 컴퓨터 활용 1급, 한국사 1급 이렇게 자격이 있었어요. 운전면허 1급도 있었구요. 근데 추천 직종에 택배원이 나오는 거예요. 물론 앞에 여러 개 다른 직종이 나오긴 했는데, 운전면허가 있다고 해서 연관

직종이 택배원이 나오다 보니까 사실 기분이 별로라고 하더라고요.”

“워크넷의 주 고객층(취업취약계층)은 추천 일자리 정보를 활용하는 데 어려움이 없는데 청년이나 이런 분들은 거의 안 된다고 보시면 돼요. 사실상 추천해 줄 수 있는 것이 없는 경우도 많아요.”

다수의 직업상담사가 워크넷 구인기업의 제한적인 정보에 대해서 다음과 같이 언급한다(김태환 외, 2022 : 33, 47).

“여자분들 같은 경우에 거의 정해져 있는 게 요양보호사 아니면 판매 쪽 하시거나 이렇게 정해져 있어요. 남자분들도 조금 상담이 힘든 게 청소 아니면, 나이가 중장년 분들한테는 추천해 드릴 일자리가 별로 자체가 많이 없어서 이걸 활용할 수 있는 기회가 거의 없거든요. 그래서 그 정보부터 있으면 더 좋을 것 같다고 생각해요.”

“채용 정보가 워크넷에 한정되다 보니까... 워크넷에 있는 일자리가 넓게는 많은데 세부적으로 들어가면 너무 작거든요. 그게 가장 아쉬워요. 취업알선까지 가려면 이게 제대로 돼 있어야 하는데.”

또한 다음과 같이 워크넷에서 기업들이 주로 구인하는 직종의 경우에는 직무능력이 타당하게 도출되는 경향이 있지만, 비기술직의 경우에는 관련 자격증, 학력에 대한 정보가 현실과 일치하지 않는 등의 다양한 문제가 나타난다(김태환 외, 2022 : 39, 43).

“청소직이나 직업상담사를 희망하는 사람의 경우, 제가 봤을 때는 굉장히 괜찮았거든요. 그러니까 DB에 있는 자원 자체가 너무 이쪽만 가지고 집중해서 하다 보니까 많이 사용하지 않는 역량은 잘 추출 안 되는 느낌이 있었어요.”

“마케팅 케이스와 같은 경우인 것 같은데 분명히 학력이 필요한 직종인데 학력도 무관으로 나올 때가 있더라고요”

“법률 상담원을 희망 직종으로 했던 분이신데, 요구되는 자격증 순위의 1~2순위가 자동차 운전면허가 나왔어요.”

이처럼 잡케어 시스템이 추천하는 일자리, 자격증 등이 실제 구직자의 수요에 적합하지 않다는 면담 결과는 잡케어 시스템이 워크넷에서 기업이 자주 구인하는 직종이 아닌 경우에는 분석자료의 편향성으로 인해 편향된 정보가 도출될 여지가

크다는 것을 보여준다. 예를 들어, 잡케어 시스템이 공공행정 분야의 취직을 희망하는 대졸자에게도 택배원이라는 직종을 추천한다면, 저학력자에게는 희망 직업이나 보유한 자격증과는 무관하게 제조 단순직 등을 추천할 가능성이 더욱 높다는 것을 예상할 수 있다. 이와 같은 직업상담사의 면담 결과는 연령, 성별, 학력 등 구직자의 인적 특성에 따라서 통계적 차별이 나타날 수 있음을 보여준다. 잡케어 시스템 분석결과와 통계적 차별 정도는 2차 정보격차로 인해 잡케어 시스템을 활용하는 비율이 낮은 저학력자와 중장년층에게서 가장 클 수 있다.⁴⁾ 이들이 워크넷을 통해 구직하는 주된 직종이 설치·정비·생산직, 미용·여행·숙박음식·경비·청소 등이기 때문이다. 또한, 본 연구에서 직접 분석할 수는 없지만 <표 6>은 이론적으로 기계학습으로 인해 기존의 알고리즘이 편향되게 변경될 가능성도 보여준다. 이미 잡케어 시스템은 여성의 맞춤형 일자리 정보로 요양보호사, 판매 직종 등을 추천하므로 이를 기계학습한 알고리즘은 여성이라면 개인의 자격요건과는 무관하게 요양보호사, 판매 등의 단순 서비스직 등을 더욱 추천하도록 변경될 수 있어 통계적 차별이 심화될 가능성도 있다.

3. 잡케어 시스템의 통계적 차별 대응방안

가. 통계적 차별 발생의 검증 및 모니터링 절차 마련

본 연구에서 직접적으로 분석할 수는 없지만 잡케어 시스템이 활용하는 알고리즘에 체계적인 오류가 존재한다면 통계적 차별의 가능성이 이론적으로 존재한다. 이미 다양한 알고리즘에는 기득권자인 개발자의 편견이 반영되어 있을 가능성도 제시되고 있다(윤상오, 2018; OECD, 2022). 따라서 통계적 차별을 완화하기 위해서 우선 인공지능의 분석도구 자체를 검증해야 한다. 근본적으로 분석 알고리즘의 개발을 외부 개발업체에 맡기는 것이 아니라 이 개발 단계에서부터 다양한 전문가의 참여를 보장해야 한다. 이윤아·윤상오(2022)는 고용 등 여러 국내 정책에서 인공지능 알고리즘이 유발하는 다양한 차별을 방지하기 위해 AI 알고리즘 등록과 검증, 알고리즘 개발자 및 사용자 가이드라인 설정, 알고리즘 개발 및 데이터

4) 제II장에서 분석한 바와 같이 노동시장에서 차별이 존재하지 않는다고 하더라도 이민자나 고령자와 같은 노동시장 취약계층은 평균적인 구직자보다 고위험 구직자로 분류될 가능성이 크다(Desiere and Struyven, 2020).

검증에 차별대상자 참여 확대 등을 제안한 바 있다.

이미 알고리즘이 구축된 잡케어 시스템의 경우에는 알고리즘의 분석결과를 바탕으로 통계적 차별이 발생하는지를 검증하고 이를 모니터링하는 절차를 마련하는 것이 필수적이다. 제Ⅲ장에서 살펴본 바와 같이 한국에서 디지털 고용서비스가 지난 20여 년간 급속히 성장하여 실업급여 수급자, 취업성공패키지 및 국민취업지원제도 참여자 등을 대상으로 한 구직자의 일자리, 직업훈련, 고용보험 등 이력에 대한 방대한 데이터가 구축되어 있다(이재갑, 2023). 따라서 잡케어 시스템의 분석결과를 이러한 자료에서 도출되는 개개인의 노동시장 이력과 직접 비교하면서 분석결과와 적정성을 판단할 수가 있다. 예를 들어, 특정한 성별, 학력, 경력, 자격 조건 등을 갖춘 사람이 실제 취업한 직종과 임금 등에 대한 정보가 있기 때문에, 특정 구직자의 최신 일자리에 대한 정보를 제외한 후 잡케어 시스템을 통해 해당 구직자에 대한 맞춤형 일자리 정보 등을 제공하게 하고 이를 해당 구직자의 최신 일자리 직종, 임금수준 등과 비교할 수 있다. 이를 범주별(예: 남녀, 고졸 여부 등) 일자리 정보의 중앙값 등과 비교하여 부적합한 추천의 비율을 직접 계산할 수 있다. 또한, <표 7>에 제시된 뉴욕시의 자동화된 채용 결정 도구(Automated Employment Decision Tools)⁵⁾가 분석하는 영향률, 점수율, 선발률 등의 계산 방법과 유사하게 관련 지표를 개발한 후 미국 평등고용기회위원회(U.S. Equal Employment Opportunity Commission : EEOC)의 4/5규칙(four-fifths rules)⁶⁾을 적용한다면 간접차별 여부를 추정하는 데 사용할 수 있다(김예진, 2023 : 111).

분석결과에서 통계적 차별이 나타난다면 알고리즘의 개선을 위해 분석자료와

5) 자동화된 채용 결정 도구란 “기계학습(machine learning), 통계모델링(statistical modeling), 데이터 분석(data analytics) 또는 인공지능(artificial intelligence)으로부터 도출된 모든 계산 과정으로서 자연인(natural persons)에게 영향을 미치는 고용 결정을 내리기 위한 재량적 의사결정(discretionary decision)을 실질적으로 지원하거나 대체하기 위해 사용되는” 숫자, 분류 또는 추천을 포함한 정리된 결과물을 도출하는 것이다(김예진, 2023 : 104).

6) 한 집단을 선택하는 비율이 다른 집단을 선택하는 비율과 상당히 다르다는 것을 보여주는 규칙으로, 두 수치의 비율이 4/5(또는 80%)보다 작은 경우에 적용된다(EEOC. <https://www.eeoc.gov/laws/guidance/select-issues-assessing-adverse-impact-software-algorithms-and-artificial>, 검색일 : 2024. 11. 29). 예를 들어, “사원채용공고를 보고 지원서를 제출한 여성지원자 100명 중 20명이 고용되었고, 지원서를 제출한 남성지원자 100명 중에서 80명이 고용된 경우 여성지원자의 고용비율은 20%인 반면, 남성지원자의 고용비율은 80%이다. 이때 남성지원자의 고용비율에 대한 여성지원자의 고용비율은 20%/80%로 4/5에 이르지 못하므로 여성에 대한 불리한 효과가 있었던 것으로 추정할 수 있다”(박은정 외, 2020 : 63).

분석변수를 변경하는 것이 필수적이다. 또한 인공지능 시스템 사용자에게 대해 자발적인 모니터링의 중요성을 강조하는 것에서 더 나아가 외부 모니터링 및 규제도 필요하다. 유사 사례로 인공지능이 활발하게 활용되고 있는 채용이나 인사관리의 경우 여성, 고령자, 장애인 등에 대한 차별적인 결과가 나타나자, 미국 등에서는 법을 통해 외부 부처에 차별에 대한 분석결과를 보고 또는 조사하도록 하거나, 독립 감사인 등을 활용하여 인공지능의 채용에 대한 차별을 최소화하고자 한다(김예진, 2023). 예를 들어, 2020년 1월부터 시행된 미국 일리노이주의 법은 화상 면접에 대한 인공지능 분석결과가 인종과 민족적 차별성을 띠는지 분석할 의무를 2022년 1월부터 부과하고 있고, 상무경제기획국에 인종 차별적인 요소가 있었는지를 조사하도록 한다(김예진, 2023). 미국 뉴욕시에서 2023년 1월부터 시행된 자동화된 채용결정 도구에 관한 법은 해당 도구가 활용되기 1년 이내에 독립 감사인(independent auditor)에 의한 편향성 감사(bias audit)를 받도록 한다(김예진, 2023).

〈표 7〉 차별의 추정 지표 : 뉴욕시 조례(NYC Local Law 144, 제5-300조)의 정의

	상세 내용
영향률 (Impact Ratio)	(1) 해당 범주의 선발률을 가장 많이 선택된 범주의 선발률로 나눈 값 영향률=해당 범주 선택률/최다 선택범주의 선택률 또는 (2) 해당 범주의 점수율을 가장 높은 점수를 받은 범주의 점수율로 나눈 값 영향률=해당 범주 점수율/최고 점수범주 선택률
점수율 (Scoring Rate)	계산된 점수 중 범주 내 개인이 표본의 중앙값(median score)보다 높은 점수를 받는 비율
선발률 (Selection Rate)	특정 범주 내 개인이 선택되거나 특정 분류에 할당되는 비율

자료 : 김예진(2023 : 106~109)의 일부 요약.

나. 양질의 분석자료 확충 및 갱신

잡케어의 핵심 요소인 직무 온톨로지가 분석하는 자료는 한정적이므로 직종별로 특화된 민간고용서비스 누리집 등을 포함시켜 전체 노동시장의 구인정보를 반영하는 것이 필요하다. 또한, 직무 온톨로지는 워크넷에 등록된 구직자의 이력서

와 자기소개서에서 직무관련 용어를 자동 분석(추론)하여 추출하고 구축된다(김태환 외, 2022 : 15~16). 즉, 직무 온톨로지는 구직자가 입력한 이력서, 자기소개서 및 선택 희망직업을 기반으로 맞춤형 추천 정보를 제공하는데, 개인이 입력한 자료에 상당한 한계가 있다. 예를 들어, 워크넷에 구직자가 입력하는 이력서에는 직무경력 관련 내용이 부족한 경우가 많아 정확한 직무역량 분석이 어렵다(이우영 외, 2023). 이처럼 잡케어 시스템은 구직자와 관련하여 생애에 걸친 교육·훈련·구인·구직·취업의 경로에서 분석하는 교육데이터가 제한적이므로⁷⁾ 교육과 취업의 관계, 전공과 직업의 관계를 분석하기에 취약하다.

현재는 교육, 고용, 복지 등 다양한 분야의 행정정보가 전산화되어 있어 이러한 빅데이터를 활용하는 것이 가능하다. 따라서 교육데이터, 고용노동부 이외의 행정 정보, 민간고용서비스의 구인·구직 데이터 등을 추가하여 잡케어 서비스 및 직무 온톨로지가 신뢰성 있는 양질의 자료를 분석하도록 해야 한다. 또한 과거가 아닌 현재의 노동시장 상황을 반영할 수 있도록 최신 자료를 사용하여 예측력을 높일 필요도 있다. 분석하는 자료가 최신 자료라고 할지라도 자료가 가진 통계적 편의(statistical bias)가 분석결과에 반영될 수밖에 없지만(Desiere et al., 2019 : 23), 자료를 학습하여 예측 결과를 변경하는 인공지능의 특성상 최신 자료를 활용한다면 통계적 차별의 발생 가능성을 낮출 수 있기 때문이다.

다. 노동시장 정보의 미래 전망 강화

〈표 5〉에 제시된 구직자 희망직업과 관련 직종별 취업자 증감 추세의 불일치에서 나타나는 것은 자료의 편향성만이 아니다. 구직자의 희망직업은 본인의 교육수준과 성별 등에 따라서 취업가능 직종에 대한 노동시장의 통계적 차별 가능성을 내재할 수 있으며, 희망직업에 의존하는 정보 추천은 미래 산업수요에 대응하기에 한계가 있다. 개인의 희망직업을 바탕으로 한 훈련, 자격증 및 일자리 추천에 대한 활용은 전적으로 개인의 판단에 따른 것이지만, 정부 정책의 목표는 시장실패를 대비하는 것이므로 희망직업에만 의존하는 훈련, 자격증 및 일자리 정보를 제공하는 것은 바람직하지 않을 수 있다. 더욱이 희망직업에 개인이 속한 집단의 경험에

7) 교육부의 자료는 대학의 주요 정보를 제공하는 대학알리미의 자료만 활용되고 있다(김태환 외, 2022).

따른 통계적 차별이 반영된다면 이 차별이 알고리즘의 분석결과에 영향을 미쳐 통계적 차별은 지속될 수 있다.

따라서 잡케어 시스템을 활용하는 구직자가 희망직업을 선택하였다면 해당 희망직업에 대한 미래 전망에 대한 정보를 제시하는 것이 필요하다. 동시에 희망직업과는 무관하게 향후 산업수요가 증가하거나 성장 가능성이 있는 직종의 훈련과 자격증 정보를 제공해야 한다. 이러한 맥락에서 생계유지를 위해 빠른 취업알선을 요구하는 구직자에게도 보다 장기적 관점의 경력개발을 수행하고 경력실현 과정상의 취업을 선택할 수 있도록 지원할 필요가 있다(김태환, 2023).

마지막으로 희망직업이 없는 구직자가 잡케어 서비스에서 도움을 가장 적게 받았다는 분석결과는 잡케어 시스템의 개인진단 기능이 취약한 것을 의미한다. 따라서 희망직업이 없는 구직자에 대한 개인진단을 강화하고 이들에게 유망한 직종이나 산업과 관련된 교육, 훈련, 자격증 등을 추천할 필요가 있다.

VI. 요약 및 정책적 시사점

제Ⅲ장에서 요약하여 제시한 바와 같이 한국의 디지털 고용서비스는 지난 20여 년간 전 세계에서 가장 빠른 성장을 이뤘지만, 제Ⅳ장 및 제Ⅴ장의 분석에 따르면 인공지능 기반 분석 시스템인 직무 온톨로지를 활용하는 잡케어 시스템은 통계적 차별의 가능성을 가지고 있다. 이는 일차적으로 잡케어 시스템이 활용하는 인공지능 기반 직무 온톨로지에서도 분석하는 자료가 워크넷 등으로 한정되어, 분석자료가 전체 노동시장을 반영하지 않기 때문이다. 즉, 제Ⅳ장에 제시한 바와 같이 워크넷의 사용자는 노동시장의 일부 구직자이며, 기업이 워크넷을 통해 구직하는 직종도 한정적이다. 인공지능이 이처럼 편향된 자료를 분석하는 경우 제Ⅴ장에서 분석한 바와 같이 기계학습의 결과에 따라 분석 알고리즘 자체가 편향적으로 변하고, 인공지능 기반 고용서비스가 제공하는 정보는 통계적 차별을 반영할 수밖에 없다. 따라서 잡케어 시스템의 통계적 차별을 검증하고 이를 모니터링하는 절차를 마련해야 하며, 양질의 분석자료를 확보하고 갱신해야 하며, 미래의 전망을 반영하는 노동시장 정보를 구직자에게 제공해야 한다.

향후 인공지능이 분석하는 양질의 자료가 확보되고 분석 알고리즘과 분석결과
의 적정성이 관리된다면 인공지능 기반 고용서비스는 개인 맞춤형 서비스를 제공
하는데 크게 기여할 수 있을 것이다. 그럼에도 불구하고 신뢰성 있는 자료 자체를
확보하는 것은 어렵고, Williams et al.(2018)에 따르면 신뢰성 있는 자료를 알고
리즘으로 분석하는 경우에도 결과적으로 통계적 차별이 발생할 수밖에 없다. 이처
럼 인공지능 기반 고용서비스는 통계적 차별을 내재하고 있으므로, 이를 최소화하
기 위해서는 인간인 직업상담사와 인공지능의 협업이 필수적이다.

인공지능 기반 고용서비스의 통계적 차별이라는 근본적인 한계는 고용서비스의
최종적 수혜자가 구인자 및 구직자이면서도 동시에 직업상담사 등 고용서비스의
제공 행정기관이라는 점에서 충분히 극복될 수 있다. 특히 인공지능 기반 고용서
비스에서 통계적 차별의 대상이 될 수 있는 특정 계층에 대해서 직업상담사가 맞
춤형 대면 취업지원을 제공할 수 있다면, 통계적 차별은 오히려 노동시장에서 취
약한 구직자에게 긍정적으로 작용할 수 있다. 즉, 고용서비스의 경우 일차적으로
저위험 구직자는 비대면 디지털 고용서비스를 이용하게 하고, 고위험 구직자(장기
실업가능자)에게 대면 서비스에 의한 정책 수단을 추가적으로 지원할 수 있도록
활용되는 것이 적합하다. 이러한 측면에서 잡케어 시스템도 모든 구직자에게 동일
한 정보를 제공하기보다는, 희망직업이 없는 구직자에게는 맞춤형 추천정보가 아
닌 개인진단 정보를 제공하고 맞춤형 추천정보는 직업상담사가 대면상담 후 제공
하는 방식으로 구직자에 따라 차별화된 서비스를 제공하는 것이 필요하다. 물론
고위험 구직자에게 고용서비스의 정책이 집중적으로 지원되는 것은 인공지능 기
반 고용서비스가 추구하는 효율성이나 합리성을 저해할 수 있다. 하지만 통계적
차별 이론에 따르면 일반적인 노동시장의 취약계층이 고위험 구직자로 분리될 가
능성이 높으므로 이들에게 유용한 정책 수단을 집중하는 것은 고용서비스의 효과
성을 높일 수 있을 것이다.

이처럼 인공지능의 한계를 극복하기 위해서 인간과의 협업이 필수적이므로(윤
상오, 2018; 윤상오 외, 2018), 디지털 고용서비스의 발전은 역설적으로 직업상담
사의 중요성을 보여주며 향후 이들의 역량이 더욱 강화될 필요성을 보여준다. 노
동시장의 취약계층에게 미래 노동시장의 전망을 바탕으로 직무역량을 강화할 수
있는 직업훈련에 참여하게 하며, 이를 바탕으로 유망 분야로 취업을 유도할 수 있
는 것은 직업상담사의 역량에 달려 있기 때문이다. 따라서 현재와 같이 민간위탁

방식의 계약직 직업상담사에 의존하는 것은 직업상담사의 역량을 증대시키는 데 한계가 있을 수밖에 없다. 디지털 고용서비스로 인해 경감될 공공고용서비스 조직의 행정업무에 대한 전망과 향후 더욱 전문성이 요구되는 직업상담사의 역량에 대한 수요를 바탕으로 가장 효과적이고 효율적으로 공공고용서비스를 전달하는 방식에 대한 고민이 필요하다.

참고문헌

- 김예진(2023). 「채용절차에 있어서 인공지능의 차별 문제 - 미국과 한국의 비교를 중심으로」. 『노동법연구』 55 : 85~126.
- _____(2024). 「독일 종업원평의회법 상 인공지능의 규율 - 독일 인공지능 - 사회적 책임과 경제적, 사회적, 생태적 잠재력에 관한 조사위원회 최종보고서와 종업원평의회 현대화법을 중심으로」. 『노동법연구』 57 : 443~488.
- 김태환·김강호·전용석·임정훈(2022). 『인공지능기반 직업상담 지원시스템 잡케어 서비스 활성화 방안』. 한국고용정보원.
- 김태환(2023). 「잡케어(Job-Care) 기반 상담에 대한 구직자의 유용성 인식 및 만족도 분석」. 『고용이슈』 2023 여름호. 한국고용정보원.
- 박덕제·이원덕·정진호(2015). 『노동경제학』. 한국방송통신대학교출판문화원.
- 박은정·강을영·권오성·남궁준·박귀천·신수정·이소라·이울경·이정선·차혜령(2020). 『차별판단기준 수립을 위한 연구(제1부)』. 국가인권위원회.
- 안준모(2021). 「인공지능을 통한 행정의 고도화: 기회와 도전」. 『한국행정연구』 30(2) : 1~33.
- 오선정·이상현·정병석·임무송·장신철·이재갑·김동규(2022). 『한국 고용서비스의 발전과정 최신 전달체계 및 발전방향』. 한국노동연구원.
- 오선정·이재갑·이상현·임무송·장신철·정병석·정형우(2024). 「대내외 경제위기에 따른 한국 공공고용서비스 정책의 변화」. 『노동정책연구』 24(1) : 1~29.
- 윤상오(2018). 「인공지능 기반 공공서비스의 주요 쟁점에 관한 연구: 챗봇(ChatBot) 서비스를 중심으로」. 『한국공공관리학보』 32(2) : 83~104.

- 윤상오 · 이은미 · 성욱준(2018). 「인공지능을 활용한 정책결정의 유형과 쟁점에 관한 시론」. 『한국지역정보학회지』 21 (1) : 31~59.
- 이우영 · 이재갑 · 나영돈(2023). 「정부의 디지털 고용서비스 고도화에 관한 연구」. 『실천공학교육논문지』 15 (2) : 233~241.
- 이윤아 · 윤상오(2022). 「인공지능 알고리즘이 유발하는 차별 방지방안에 관한 연구」. 『한국거버넌스학회보』 29 (2) : 175~202.
- 이재갑(2023). 「노동시장의 변화와 고용안전망의 과제」. 『노사공 포럼』 61 : 14~45.
- 이홍재(2019). 「결혼이민자의 모바일 정보격차가 한국 사회 적응에 미치는 영향- 2차 정보격차 요인을 중심으로」. 『한국정책학회보』 28 (1) : 223~249.
- 임선미 · 이영민(2023). 「인공지능과 빅데이터를 활용한 해외 디지털 고용서비스 사례분석」. 『서비스경영학회지』 24 (2) : 270~288.
- 지한수(2021). 『직업상담지원서비스(JobCare) 소개 및 시연』. 한국고용정보원 내부발표자료.
- 한국고용정보원(2022. 6). 『워크넷 구인 · 구직 및 취업동향 - 2022. 6』.
- _____(2024. 3. 19). 『2022~2032년 중장기 인력수급 전망 및 추가 필요인력 전망』.
- _____(2024. 9). 『워크넷 구인 · 구직 및 취업동향 - 2024. 9』.
- 한국법제연구원(2024. 7. 30). 『EU AI ACT 번역본』.

- Barnes, S. A., S. Wright, P. Irving, and I. Degani(2015). "Identification of Latest Trends and Current Developments in Methods to Profile Jobseekers in European Public Employment Services". European Commission.
- Desiere, S., K. Langenbucher, and L. Struyven(2019). "Statistical Profiling in Public Employment Services: An International Comparison". OECD Social, Employment and Migration Working Papers, No. 224. OECD.
- Desiere, S. and L. Struyven(2020). "Using Artificial Intelligence to Classify Jobseekers: The Accuracy-Equity Trade-off". SPSW Working Paper.
- ILO(2022). "Technology Adoption in Public Employment Services. Catching

- Up with the Future". Global Report. International Labour Organization.
- Loxha, A. and M. Morgandi(2014). "Profiling the Unemployed : A Review of OECD Experiences and Implications for Emerging Economies". Social Protection and Labor Discussion Paper. World Bank Group.
- OECD(2022). "Harnessing Digitalisation in Public Employment Services to Connect People with Jobs". Policy Brief on Active Labour Market Policies. OECD.
- Oh, S. and J. Yinger(2015). "What Have We Learned from Paired Testing in Housing Markets?". *Cityscape : A Journal of Policy Development and Research* pp.15~60.
- Peppet, S. R.(2011). "Unraveling Privacy : The Personal Prospectus and the Threat of a Full-Disclosure Future". *Northwestern University Law Review* 105 : 1153~1204.
- WEF(2023). "Future of Jobs Report". Insight Report. World Economic Forum.
- Williams, B. A., C. F. Brooks and Y. Shmargad(2018). "How Algorithms Discriminate Based on Data They Lack : Challenges, Solutions, and Policy Implications". *Journal of Information Policy* 8 : 78~115.

Abstract

Public Employment Services using AI Systems and Potential Risks of Statistical Discrimination : The Case of JobCare

Oh, Sun Jung · Lee, Jaekap

Digitalisation in Public Employment Services (PES) in Korea is unprecedentedly fast around the world. The JobCare system using the Artificial Intelligence (AI) has been introduced in 2021 to provide customized employment services for jobseekers. This study analyzes whether PES using AI systems causes statistical discrimination and how to address its potential risks. This paper classifies the subjects of decision-making in PES into experts, algorithms, and the AI, and then analyzes the medium of discrimination by the subject. According to the main results, the JobCare system can lead to statistical discrimination due to the use of algorithms and machine learning of limited data. Therefore, in order to minimize the risk of statistical discrimination, it is necessary to continuously monitor the analysis results of the AI systems, and secure and update high-quality data for the AI systems to analyze. In addition, job counselors should supplement decisions of the AI systems to come up with policy measures to increase the effectiveness of the PES.

Keywords : digitalisation in PES, statistical discrimination, Artificial Intelligence (AI), algorithms