

HR 애널리틱스의 최근 연구 동향 및 향후 과제

Recent Research Trends and Prospects of HR Analytics in Korea

조희진*, 안지영**

이화여자대학교 빅데이터분석학과*, 이화여자대학교 경영학과**

Hui-Jin Jo(huijin.jo9@ewha.ac.kr)*, Ji-Young Ahn(jy-ahn@ewha.ac.kr)**

요약

본 연구는 HR 애널리틱스(HRA)의 국내연구 동향을 파악하고 향후 HRA 연구 방향을 제언하기 위해 수행되었다. HRA 활용목적에 따라 근로자 생애주기(Employee Lifecycle)의 관점에서 채용, 적응, 업무환경, 성과 평가, 관리와 유지, 퇴직의 여섯 가지 영역을 분류하여 국내외 연구의 비교분석을 시행하였다. 주요 결과로는 첫째, 국내 HRA 연구의 세부 연구주제의 분포가 해외연구와 유사한 특성을 갖는다. 둘째, 교육 및 개발과 관련된 국내 HRA 연구가 부족하다. 셋째, 기계 학습(machine learning)이 빠르게 발전하면서 HRA 연구에 활용할 수 있는 현상의 범위와 방법론이 다양화되고 있다. 마지막으로 가치 모델에 근거한 국내 HRA 연구의 위치는 아직 기술 분석(descriptive analytics)의 단계에 있으며 예측 분석(predictive analysis) 영역으로 진입하는 과정에 있다.

■ 중심어 : | 인적자원관리 | HR 애널리틱스 | 기계 학습 | 근로자 생애주기 | 비교분석 |

Abstract

This study was conducted to understand research trends of HR Analytics (HRA) in Korea and to suggest future research directions. First, a comparative analysis was conducted by classifying six areas of recruitment on-board, work environment, performance evaluation, retention, and exit/retirement building on the employee life cycle framework. The results indicate that first, the distribution of detailed research topics in Korean HRA research has similar to that of international research. Second, Korean HRA studies related to employee training and development function are insufficient. Third, the scope and the method of machine learning are becoming enriched. Finally Korean HRA studies are still in the technical domain and toward entering the predictive analysis domain.

■ keyword : | Human Resource Management | HR Analytics | Machine Learning | Employee Lifecycle | Comparative Study |

I. 서론

최근 빅데이터와 인공지능 (Artificial Intelligence, AI) 기술의 향상으로 가능한 많은 객관적 자료를 고려하여 결정하는 증거기반 의사결정(evidence-based

decision making)이 중요해 지고 있다[1][2]. 이처럼 데이터 기반 의사결정에 대한 관심도가 높아지면서 인적자원 애널리틱스 (Human Resources Analytics, 이후 HRA)에 관한 연구도 본격화되고 있다[2].

지금까지 인적자원(Human Resources)이 기업 내

부의 핵심역량 창출의 주요요소로 대두되면서 내부 인적자원(HR)의 형성 및 조직역량을 배양할 인적자원관리(HRM) 제도인 모집 및 선발, 체계적인 교육과 훈련, 다기능 팀, 직무순환 등과 조직성과에 대한 관계를 주목해 왔다[2][3]. 이러한 관행은 'best practice' 또는 '현신형 인적자원관리시스템 (high commitment HRM)'으로 불리며 기업 특유의 인적자본 및 조직학습, 조직의 적응력을 함양시켜 기업 성과를 높이는 데 공헌해 왔다[3]. 그러나 기존 연구에서는 선택한 HR 제도가 '어떻게' 인적자원을 전략적 자산으로 변환하는데 필요한 특성인 가치 창출(value), 희소성(rare), 비모방성과 비대체성을 지닌 자원으로 변화하는 중간 과정을 이론화하여 실제 데이터로 검증하는 실증 연구가 여전히 부족한 실정이다[3][4]. 구체적으로, HR 제도-조직성과의 관계를 대리인 이론, 자원기반 이론, 인적자본 이론 등 다수 이론에 근거한 여러 개념적인 모형 (conceptual model)으로 설명하였지만, HR 제도-조직성과 프로세스는 여전히 블랙박스(black-box)로 남아있다. 이에 HR 분야의 당면 과제를 해결하는데 빅데이터 분석 등을 통해 기존과는 다른 관점에서 HR제도-성과 관계의 블랙박스를 규명할 수 있으리라는 가능성이 제시되었다[2].

본 연구는 국내 HRA 연구의 문헌 조사(literature review)를 통해 국내연구 동향을 파악하고 이론 및 실무적 시사점을 제시하고 향후 연구의 방향을 탐색하고자 한다. 최근 2, 3년 동안 해외 HRA 연구가 폭발적으로 증가하였는데 예를 들어, 미국의 휴머니즈(Humanize)는 RFID 기반의 생체배지(Biometric Badge)를 사용하여 데이터를 취합하여 조직 행동, 업무성과 등을 측정하는 등 산업 수요에 발맞추어 학술 연구의 확장이 빠르게 이루어지고 있다[5]. 반면, 지금까지 국내 HRA 분야를 소개하고 관련 문헌을 고찰하는 연구는 송기룡 등[2]의 연구가 유일하다. 따라서 본 연구는 송기룡 등[2]의 연장 선상에서 다음과 같은 차별점을 갖는다. 구체적으로, 송기룡 등[2]은 연구의 특성에 따라 개념적 연구(conceptual study), 사례연구(case study), 문헌 고찰연구(review study), 그리고 경험적 연구(empirical study)의 네 가지로 분류하여 범주별로 연구 문헌을 정리하였다. 그러나 본 연구는

HRA의 '활용목적'에 따라 근로자 생애주기 관점(employee lifecycle)에 근거하여 채용, 적응, 업무수행 환경, 성과 평가, 관리와 유지, 그리고 퇴직 등의 6개 영역으로 국내 HRA 연구를 분석한다. 구체적으로 해외 HRA 연구에서 다루고 있는 주제의 범위와 방법론의 발전 정도를 비교분석하고 더 나아가 Lepeniotti et al.[7]가 제안한 애널리틱스 가치모형을 활용하여 국내 HRA 연구의 현재 위치를 파악하여 향후 연구 방향을 제시한다.

II. 기존 국내외 HRA 문헌연구의 분석

1. HR 애널리틱스 개념

HR Analytics는 People Analytics로 명명하기도 하는데 HR Analytics는 유럽과 아시아 지역에서 사용하고, People Analytics는 미국과 일본에서 주로 사용하고 있다[2]. 두 가지 용어의 사용 배경과 개념의 범위에는 차이가 있으므로 본 연구에서는 HR Analytics를 기준으로 살펴보기로 한다. HR 애널리틱스를 "개인 및 조직의 성과 향상을 목적으로 사람/직원과 관련된 의사결정의 질을 향상하기 위한 통합 프로세스"라고 정의하고 있고[8], 증거기반(evidence-based)의 데이터를 가지고 인재관리의 최적화를 이뤄낼 수 있다는 점을 강조하고 있다[9].

HRA를 활용하는 대표적인 기업 사례는 다음과 같다. 구글(Google)은 피플 애널리틱스(People Analytics) 팀을 구성하여 업무몰입과 성과관리를 위한 연구를 진행 중이며 산소 프로젝트(Oxygen Project)를 시작으로 데이터 분석을 통해 우수관리자의 10가지 특성을 파악하여 우수관리자 확보에 노력을 기울이고 있다. 또한, 아리스토텔레스 프로젝트(Project Aristotle) 등을 통해 효과적인 팀 구성 요인을 밝혀 팀 성과관리에 활용하고 있다[10][11]. 국내에서는 카카오 파이랩(PiLab)이 대표적인 사례로 꼽힌다. 파이랩은 2015년 구성된 이후 전사 수준의 옐로나이프 프로젝트(Yellowknife Project)를 통해 전 구성원들의 인식/정서를 측정하고 인사 정보 공유체계를 구축하고, 팀 수준 프로젝트(Ares Project)에서 효과적인 팀의 특징 도

출 및 팀별 분석 진행하였으며, 협업/커뮤니케이션 허브(hub)로 생산성 등 주요 성과지표에 관한 분석과 개선을 수행하였다[12].

2. HR 애널리틱스 국외 및 국내 문헌연구 동향

본 연구에서는 HRA 연구 동향을 파악하고 국내외 연구의 비교분석에 적합한 틀을 찾기 위해, 최근 발표된 국내외 문헌 연구(literature review)의 내용과 분석 기준 및 방법론 등을 파악하고 본 연구에 사용할 분석 틀을 탐색한다[2][6][13][14].

국내와 비교해서 해외 HRA 연구의 숫자가 압도적으로 많으며 기출판된 연구를 대상으로 수행된 문헌연구들이 발표되고 있다. 예를 들어, J.Garcia-Arroyo[13]는 2013년에서 2018년 기간 동안 41건의 논문을 Big Data-HRM 연구를 중심으로 5가지 그룹으로 분류하여 기존 연구를 검토하였다. J.Garcia-Arroyo[13]은 각 HR 기능별 빅데이터 활용 측면에 중점을 두었고, HRA가 빅데이터 기반의 귀납적·설명적 접근방식으로 기존 HRM 연구의 패러다임 전환을 가져올 것이라고 주장하였다. 이후 Zhang et al.[14] 문헌연구에서 2012년에서 2020년까지의 총 77건의 연구를 연구 패러다임(research paradigm)과 분석수준(analysis level)을 기준으로 분석하였다[14]. 구체적으로 예측 중심의 연역적 방법(Inductive)으로 선발, 평가측정 등의 HRM 기능과 관련된 연구가 중심이 되고 설명 중심의 귀납적(Deductive) 방법에는 전략적 인적자원관리, 승계계획 등이 포함되었다. 또한, [표 1]에 제시된 대로 Zhang et al.[14]은 기법(Methods), 데이터 소스(Source), 데이터 형태(Data type) 등 방법론의 분석을 강조하였다. 특히, 분석기법(Methods)별 적용 상황을 정리하고 있어, 연구 목적에 따라 어떠한 데이터 분석기법(method) 및 데이터 유형을 선택할 수 있는지를 확인할 수 있다[14].

마지막으로, 가장 최근에 발표된 Swati Garg et al.[6]은 2003년부터 2018년 사이에 출간된 논문 105건의 HRA 연구를 대상으로 기계 학습(machine learning)이 적용된 사례를 중점적으로 고찰하였다. 시간 순서에 따른 연구 빈도, 키워드 분석을 먼저 수행하여 HRA에서 데이터 활용 수준이 전통적인 데이터 마

이닝 기법뿐만 아니라 기계 학습과 인공지능으로 전환되고 있음을 확인하였다[6]. 또한, 전통적 인사관리 관점에서 기능별(function) 기준으로 분류하고 있고, HRM 기능별 목적에 따라 어떠한 기계 학습기법이 활용되고 있는지 제시하였다[6]. HRM이 전통적 기능관리자에서 사업 동반자(business-partner)로의 역할 변화가 요구되고 있는 만큼 기계 학습을 활용한 인적자원 관리 방법이 조직 전략 및 목표 달성에 이바지할 수 있을 것이라 제안하였다[6].

표 1. 주요 해외 문헌 고찰연구에 활용된 범주

대상 문헌	범주 구분	
J.Garcia-Arroyo [13]	HR research and practice Selecting, hiring Assessment, development Information, learning, knowledge Strategic, efficiency, performance	
Y.Zhang et al. [14]	Research paradigms	Inductive(Prediction), Deductive(Explanation), Hybrid(Both inductive and deductive)
	Analysis levels	Micro, Meso, Macro-level
S. Garg et al. [6]	Recruitment, Selecetion, Employee engagement, Training and development, Performance management, Employee turnover, Team dynamics, Human resource allocation	

한편, 국내연구의 경우 [그림 1]에서 나타나듯이 시간 별로 살펴보자면 2017년도부터 관련 연구의 수가 증가하기 시작하였으며 2020년도에 총 13건의 연구 및 리포트가 발간되면서 HRA에 대한 높은 관심을 나타내고 있다. 또한, 세부 연구주제를 살펴보면 개념 및 이론 연구(conceptual research) 및 발전 방향 등 거시적(macro) 관점의 연구에서 사례연구 등의 미시적 연구로 확장되는 듯 연구의 다양성이 높아지고 있다. 최근 송기룡 등 [2]의 연구는 2016년을 전후로 나누어 해외 26편의 연구를 개념적 연구(conceptual study), 사례 연구(case study), 문헌 고찰연구(review study), 그리고 경험적 연구(empirical study)의 네 가지로 분류하였다. 또한, 광범위한 문헌 조사를 통해 HRA 연구가 개념 및 프로세스에 대한 세부적인 논의에 비해 경험적 연구가 부족하며 기계 학습과 같은 방법론의 분석이 필요함을 주장하였다[2][15].

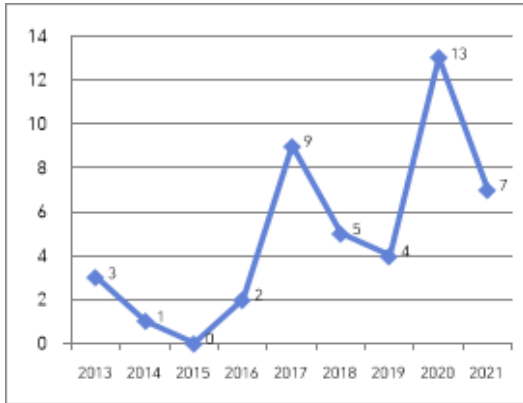


그림 1. 국내 HRA 연구자료 검색 결과

본 연구는 국내의 HRA 관련 주요 문헌연구를 통해 다음의 분석 방향을 설정하고자 한다. 첫째, 기존 문헌 연구에서 분석 기준으로 삼은 HRM 제도, 연역/귀납, 미시/거시 등의 전통적 구분에서 벗어나 HRM의 비즈니스 파트너의 역할 전환을 위해 필요한 전략적 관점을 활용하여 HRA 문헌연구를 제시하고자 한다. 둘째, 국내 연구의 경우 방법론(method), 특히 구체적인 데이터 분석기법에 대한 검토가 해외연구보다 미흡한 편이다. 따라서 국내 HRA 연구 및 실무에서 어떤 기법들을 주로 채택하고 있는지를 살펴본다면 해외 HRA와 국내 HRA의 연구 위치를 확인할 수 있다.

III. 근로자 생애주기(Employee Lifecycle) 기준을 이용한 국내 문헌 분석

1. 문헌 분류 방법 및 수집

본 연구는 위에서 제시한 분석 방향에 근거하고 송기룡 등[2]을 확장하여 근로자 생애주기 (Employee Lifecycle) 기준을 이용해 국내 문헌을 고찰해 보고자 한다[16]. 근로자 생애주기란 근로자의 채용, 적응, 업무환경, 평가/보상, 유지 및 퇴직의 기준을 통해 해당 인적자원관리 이슈 및 제도 등에 대해 분류하는 방법이다[16]. HRA 관점에서 본 근로자 생애주기는 HRA 활용목적 및 전략을 기반으로 한 분류 방식을 의미하며 구체적으로, '인재의 확보와 유지'를 위해 무엇을 중심

에 두고 어떻게 관련 데이터를 찾아서 분석해야 하는'에 초점을 두고 있다[17]. 구체적으로, 전통적 인사관리 관점에서 정형화하기 쉬운 데이터 위주로 관리하고 활용하는 것과는 달리, 근로자 생애주기별 HRA 적용은 단계별 목표 달성에 초점을 맞추고 분석대상 및 활용 가능한 데이터를 찾아내어 분석하는 과정을 의미한다 [17]. 국내연구에서는 근로자의 생애주기별 중점사항과 생애주기 단계별로 HRA를 구현할 수 있는 분야를 제안하고 있다[17]. 근로자 생애주기별 HRA를 적용할 때 '무엇을 중심에 둘 것인가'에 관한 관점은 HRM을 조직의 목표와 전략에 연계하는 SHRM 분야(strategic human resource management)로의 연계가 가능한 장점이 있다[19].

본 연구는 분석 대상 연구자료를 확보하기 위해 다음과 같은 방법을 실시하였다. 분석 대상 논문 수집을 위하여 구글 스칼라(Google Scholar), 한국학술지 인용색인(KCI), 학술교육원(e-article), DBpia, KISS에서 HRA와 관련된 키워드로 검색하였다. 키워드는 HR 애널리틱스, People Analytics, 인사관리 빅데이터, Human Capital analysis, Human Resource Analytics, 빅데이터 HR, 기계 학습 HRM 등 13가지 키워드를 이용하여 관련 논문을 취합하였다. 총 45건의 논문 중에서 개념적 연구를 제외하고 근로자 생애주기 관점의 HRA와 관련성이 높은 24건의 논문을 연구표본으로 확정하였다.

표 2. 근로자 생애주기(The Employee Lifecycle) 기준에 따른 국내 문헌 분류

구분	저자명
Hire	곽명숙(2021), 김용근(2017), 김용우 등(2013), 이환우(2019)
Onboard	-
Work	서정오 등(2020), 김성준(2017), 김용근 등(2020), 최기철 등(2018), 김성준 등(2021), 홍운기 등(2021)
Evaluate	임영훈 등(2017), 김용근 등(2020), 이종학 등(2020), 서정오 등 (2020), 김용근(2017)
Retain	이종서 등(2017), 서운채 등(2016), 안병대 등(2020)
End	윤유동 등(2017), 윤보람(2020), 박연정 등(2021), 최주희 등(2018), 최진욱 등(2021), 김영백(2018), 이종학 등(2020)

1.1 채용 (HIRING)

채용(hiring)은 직무 수행에 적합한 인재의 모집과 선발 활동을 의미하는 전통적 인사관리 영역이다. HRA 분야에서는 특히 경력 이동 경로 식별, 잠재적인 후보자 접촉, 헤드헌터 비용 절감, 후보자 사전 평가 등을 통한 인재 영입전략 구축을 의미한다[18].

해외연구에서 채용 부문에 HRA를 적용한 사례는 다음 두 가지의 주제로 나누어진다. 첫째, 모집(Recruitment) 단계에서 소셜미디어(SNS) 및 지원서 데이터에서 자연어처리기법(NLP)을 활용하여 기술(skill), 개인 특성(personality traits), 성과(achievements) 등을 분석하고, 이를 바탕으로 직무요구사항(Job requirements)에 적합한 지원자 선발에 관한 연구이다. 연구 방법론으로 조건부 무작위장(Conditional Random Fields), 최대엔트로피모델(Maximum Entropy Markov Models) 등을 활용하였다[6]. 국내 기업들의 인공지능을 활용한 채용이 이미 활성화된 것에 비해 국내 학술 연구는 거의 없는 편이다[20].

둘째, HRA 활용한 채용의 효과성 및 채용 영향 변인에 관한 연구가 이루어졌다. 인공지능을 활용하여 선발하는 기업에 대한 입사지원자의 지원 의도에 대해 검증하여, 인공지능을 활용한 채용이 효과적인지 실증적으로 분석하였다[21]. 또한, 인공지능 채용에서 빈번하게 활용되는 인공지능 기반 인터뷰 시스템 사용 의도의 선행요인을 규명하는 연구들이 있다[22]. 구체적으로 김용우 등[23]은 빅데이터 분석 기술을 이용하여 구직자의 SNS에서 특정 단어의 언급 빈도를 추출하여 분류 및 통계를 내는 방식으로 구직자의 적성과 능력을 고려한 직업 예측 정보를 제공할 수 있는 시스템을 설계하였고, 채용절차 중 가장 시간이 많이 소요되는 자기소개서 검토를 자동화하는 방안을 연구하였다. 또한, 채용 단계에서 텍스트 마이닝(Text Mining)과 기계 학습기법을 활용하여 자기소개서를 자동으로 스크리닝할 수 있는 시스템을 개발하였다[24]. 이는 채용에서 개인-직무 적합성(Person-Job Fit)을 고려하고 채용업무를 자동화하여 업무효율을 높일 수 있는 장점이 있다.

1.2 적응 (ONBOARD)

적응(onboard) 단계는 신규입사자가 새로운 조직에 빠르게 적응 및 안착할 수 있도록 돕는 활동을 의미한다[18]. HRA 관점에서 신규입사자의 행동 분석, 역량 분석을 통한 업무 부여, 성격 분석을 활용한 멘토 연결 등 신규입사자의 조직사회화 시스템을 구축할 수 있다[17][18]. 전통적 인사관리 기능 중 교육 및 훈련에 포함된다. 국내 연구자료에서 HRA를 활용하여 위 두 주제를 다루고 있는 연구는 찾을 수 없어 본 연구에서는 적응(Onboard) 분야의 국내 문헌 분석은 시행하지 않았다.

1.3 업무수행 환경 (WORK better)

업무수행 환경은 구성원들의 업무역량을 충분히 발휘하도록 환경 조성에 관련된 활동을 의미한다[18]. 예를 들면, 시장 동향 및 직원들의 경향 식별, 외부의 지적 자원(intellectual capital)을 사용할 수 있도록 하거나, 비공식 커뮤니티 발굴, 전략적인 전담팀(TF) 구성, 전문기술을 가진 offering과 수요 연결 등이 해당한다[18][19]. 업무수행 환경은 전통적 인사관리 영역에서 배치·이동, 팀 내 행동 역학(team dynamics), 인적자원 배치(human resource allocation) 등을 포함한다[6].

해외연구에서는 기계 학습을 활용하여 조직 구성원의 개발 요구를 파악하고, 관련 교육을 추천하거나, 직원들이 챗봇을 이용하여 경력 상담을 받을 수 있는 시스템과 교육/개발의 효과성을 평가하는 연구가 진행되었다[6]. 팀 행동과 관련하여 기계 학습을 활용하여 팀원 추천시스템, 팀 구성원 특성을 고려하여 팀 성과 및 효율성 예측, 팀 감성 분석(team sentiment) 및 의견 분석을 통한 팀 분위기(climate) 인식에 관한 연구가 주로 이루어졌다[6][25]. 텍스트 마이닝과 분류기법을 활용하여 인적자원 배치(allocation) 시스템 설계에 관한 연구도 확인할 수 있다[6].

국내연구에서는 대기업 사례연구, 외부 온라인 데이터를 활용한 연구, 팀 의사결정 연구로 나누어 볼 수 있다. 국내 사례연구에서는 업무 및 경력 데이터 등 사내 데이터를 활용하여 개인별 역량점수 및 기존 업무량을 조사하여 현재 주요 직무 및 부가적인 직무를 파악하거나, 리더 육성을 위한 역량을 범주화하였다[25]. 사용된

방법론은 텍스트 분석, 군집 분석(clustering analysis), 토픽 모형화(topic modeling) 등이다. 또한, 사내 데이터를 분석하여 적정인력 산정 및 인력 예측, 인력재배치 등의 계획을 세우고, 경력개발 및 학습에 활용하였다[25][26]. 또한, 기존 인터뷰 방식의 한계를 보완하는 방법으로 소셜 네트워크 분석(SNA)을 활용하여 조직 재설계를 시행하는 연구도 있다[27].

조직 외부 데이터 활용하는 경우에는 웹 크롤링(web crawling) 등의 자료수집과 자연어 처리, 텍스트 마이닝을 주로 활용하였다[27][28]. 예를 들어 최기철, 이상용[28]의 연구에서 구직자에게 기업 리뷰를 제공하는 플랫폼 잡플래닛에서 자료를 수집, 형태소 분석으로 명사를 추출하여 이를 직원을 위한 내부마케팅으로 측정하였고 내부마케팅은 기업 성과(시가총액 변화)와 제한적인 정(+)의 효과를 보였다[28]. 또한, 김성준 등[29]은 소셜미디어 빅데이터를 구조적 토픽 모형화 등의 텍스트마이닝 방법론을 활용하여 구성원이 조직 내 끈대문화를 주관적으로 인지할수록 조직문화를 부정적으로 평가하였다[29]. 최근 팀 의사결정에 관한 연구도 발표되었는데 기존 연구에서 자기보고(self-report) 설문이나 횡단면연구(cross-sectional research)로 진행한 데 비해 홍운기 등[30]은 음성 센서를 통해 팀 내 상호작용 패턴을 종단면(time-series)으로 측정하여 팀의 의사결정 과정에 영향을 주는 요인을 연구하였다[30].

1.4 성과 평가 (EVALUATE performance)

성과 평가란 '조직과 개인이 특정 기간 역할 수행을 통해 책임져야 할 성과목표를 사전에 합의한 성과 책임 지표(key performance indicator, KPI)와 목표 수준을 기준으로 달성 여부를 평가하는 것'을 의미한다. 공정하고 효율적인 성과 평가 시스템의 구축을 통해 조직 구성원의 동기부여, 성과, 선발 및 유지 등 인적자원관리의 다수의 주요 기능에 영향을 줄 수 있다[19]. 실무에서는 Klout score(SNS 평판 점수)와 회사의 KPI의 결합, 평가를 위한 인터뷰 최적화 및 외부 네트워크 추적관리 등을 통해 인력의 배치 및 이동, 평가, 교육, 승계 등 간의 유기적인 관리를 시도하고 있다[18].

해외연구는 주로 기계 학습을 활용하여 평가 비용을 줄이고, 구성원의 성과 수준을 예측하는 연구를 수행하

였다[6]. 반면, 국내연구는 평가 자동화 시스템 연구와 HRA를 활용한 평가센터(Assessment Center, AC) 및 다면평가를 다루고 있다. 구체적으로 인사평가에 개인이 직접 작성하는 설문 조사를 활용할 때 개인의 업무 특성이 반영되지 않아 객관적 평가가 어려운 문제를 해결하기 위하여 직원 개인이 실시간으로 발생하는 전자 업무 수행자료를 활용하였다[31]. 구체적으로, 데이터를 기반으로 개인별 업무 사건을 생성하고, 이를 병합하여 업무 프로파일을 구성하고 이를 기반으로 한 실시간 인사평가 시스템을 제안하였다[31]. 또한, 대리인 이론을 중심으로 관리자 자동추천 시스템을 구축하는 사례도 파악되었는데 사내의 정형 및 비정형 데이터를 활용하여 우수리더와 열위 리더를 구분하는 요인을 확인하고, 정성적 방법으로 관리자 필요 경험 등을 프로파일링하였다[32]. 이를 통하여 관리자 포지션에 대한 적합도를 도출하고, 우수/열위 리더 인자를 고려하여 후보자가 어디에 속하는지 판단하는 시스템을 구축하였다[32].

또한, 평가센터나 다면평가에 HRA를 활용하여 성과평가의 신뢰성을 확보하고자 하였다. 평가센터 연구에서 일부 연구에서 혼재되어 사용되고 있는 전통적인 가설 검정과 예측의 차이점을 설명하기 위해 빅데이터 분석을 통해 기존 평가센터(AC)의 유효성을 확인하고 평가 도구 중 역할연기와 인 바스켓(in-basket)이 고성과자 예측에 유효하다는 증거를 제시하였다[25][33]. 마지막으로 정형 및 비정형 데이터 수집 및 분석을 통해 다면평가 대상자를 예측하는 방안을 제시하였다[24]. 다면평가 운영 시 큰 어려움 중 하나인 평가자 지정 문제를 해결하기 위해 기계 학습을 활용하였다. 효과적인 평가자 선정은 피평가자와 긴밀하게 업무를 협업한 사람이 적합하다고 보았고 업무 연락 횟수, 메신저 대화량, 사내 전자문서시스템에 올려놓은 파일에 대한 수정 권한 공유 여부 등을 업무 협업자로 정의하여 효과적인 평가자 선정에 이바지하였다.

1.5 관리 및 유지 (Retain best people)

관리 및 유지(retention) 기능은 조직 내 필요한 직원들의 육성과 유지를 목적으로 하는 역량 평가, 교육, 핵심인재 관리 등의 인적자원관리를 의미한다[18]. 최

근 국내외로 정보기술(IT) 산업에서 인재 확보 및 유출을 막기 위해 전사적으로 HR 제도의 종합적인 검토 및 혁신을 꾀하는 등 특히 실무에서 큰 노력을 기울이고 있다. HRA를 활용하여 구성원의 주관적 의견뿐만 아니라 객관적 행동을 분석할 수 있다. 구체적으로, 조직문화, 경력경로 제안, 전환배치 등 인재 관리 및 유지를 위하여 폭넓은 전략을 세울 수 있다[18].

전통적인 HRM 에서 관리와 유지 영역에 관한 연구들은 대부분 직무만족도 및 조직 몰입도를 측정하여 이직 의도를 예측하는 등의 연구가 주를 이루었다[19]. 해외 HRA 연구의 경우 직원들의 소셜미디어 텍스트마이닝 기법을 활용하여 감성 분석(sentiment analysis)을 통해 구성원들의 기업에 대한 감정 및 직원몰입(employee engagement)을 예측하였다[6]. 또한, 경력 경로의 다양한 시점에서 예상되는 역량 레벨을 예측하고, 구성원에게 알맞은 경력 경로를 제안하거나 성과수준(performance level)과 직무만족도(job satisfaction level)를 기준으로 구성원 맞춤형 인센티브를 설계하고 그 효과성을 검증하였다[6].

해외연구와 마찬가지로 국내연구도 활용 가능한 데이터 원천이 확대되었다는 점을 알 수 있었다. 특히 직무만족도(Job Satisfaction) 분석은 전통적인 인적자원 관리 연구에서 유지(retention)를 예측하는 주요 변수였으나 기업으로부터 데이터를 확보하기 어려웠다. 그러나 최근 온라인 자료를 수집할 수 있는 기법이 개발되면서 다양한 원천의 자료수집이 가능해져 관련 연구가 쉬워졌다[34]. 구체적으로, 국내 잡플래닛 데이터를 이용해 서운채 등[35]는 다중 회귀분석을 실시하여 내부평판 요인과 직무만족도 간의 상관관계를 분석하였고, 텍스트마이닝 기법을 활용하여 정성적 평가데이터를 분석하여 키워드 추출 후 구성원의 직무만족도에 영향을 미치는 내부평판 요인을 확인하고, 요인별로 기업의 특성을 연결하여 분석하였다. 또한, 국내 제조 대기업 구성원을 대상으로 조직몰입과 인사제도에 대한 설문을 진행하였고, 분류나무(Classification Tree)기법을 활용하여 구성원의 조직몰입에 영향을 주는 인사제도의 우선순위를 확인하였다[37].

또한, 이종서 등[34]는 IT, 제조/화학, 서비스업에 해당하는 총 1만6천여 건의 기업 리뷰 자료를 분석하여

텍스트마이닝, 우세분석, 토픽 모형화(LDA)를 통해 직무 만족/불만족 요인을 확인하고, 산업별 차이가 있음을 제시하였다. 안병대 등[36]은 잡플래닛 기업 리뷰를 분석해 기업 개성을 측정하고, 직원의 직무 만족과 기업의 이직률 간의 관계에 유의한 영향을 미친다는 사실을 확인하였다. 데이터 활용 측면에서는 자연어 처리(NLP) 기법 중 Word2Vec을 활용하여 기업 개성을 설명하는 단어사전을 구축하였다는 점에서 기존 연구와 차별성을 가진다. 위 연구를 통해, 기업 외부 데이터를 활용하여 데이터 확보가 어려운 기업 내부 이직률을 추정하여 HRA가 전통적 인적자원관리 주요 연구 대상인 유지(retention) 연구에 추가적인 인사이트를 제공할 수 있다.

1.6 퇴직/해고 (END)

퇴직/해고는 조직과 개인 간 고용 관계(employment relationship)의 종료를 의미하며 구체적으로, 이직 여부 및 퇴사율 예측, 퇴직의 영향 모니터링, 퇴직으로 인한 부정적 영향 예측, 퇴직자 관리 등의 이슈를 포함한다[18]. HRA를 활용하여 퇴직 의도-퇴직이라는 도미노에서 중간 과정을 제거하거나, 퇴직 후 팀 효능감 저하를 예방하는 조치 등 전략적 의사결정을 도울 수 있다. 퇴직/해고 부문은 HRA의 국내외 연구가 매우 활발히 이루어지는 분야로 전체 연구 중 연구 빈도와 출간물의 숫자가 가장 높을 뿐 아니라 기계 학습 등 다양한 최신 연구방법 등을 연구에 활용하고 있다 [6][7]. 이 분야의 해외연구는 주로 퇴사 여부를 예측하기 위해 업무 또는 구성원 관련 요소를 탐색하는 연구 또는 두 요소를 모두 활용하거나, 자발적 이직(Voluntary turnover)을 예측하기도 하였다[6]. 또한, 퇴직이 조직에 미치는 영향에 관한 연구는 국내외 연구 모두 확인할 수 없었다. 최근 IT산업에서 높은 이직률 및 이직비용 상승으로 어려움을 겪고 있는 만큼, HRA의 이직비용에 관한 추후 연구가 필요하다[42].

국내연구들은 데이터의 원천(내부 및 외부), 활용 기법(머신러닝, 딥러닝 등), 그리고 산업별 직군별 연구를 수행하였다[38]. 예를 들어, 온라인 커뮤니티 데이터를 확보하여 직원의 퇴직 여부에 영향을 미치는 요인을 분석하는 연구들이 주를 이루고 있는데 특히, 시간의 흐

름에 따라 kNN, Decision Tree, Neural Network, SVM, 랜덤 포레스트(Random Forest), XGBoost와 같은 최신 기계 학습기법을 이용해 퇴사 여부 예측 변수를 확인하고, 퇴사 요인을 수치로 확인하는 등의 연구를 진행하였다[38-40]. 이를 통해 퇴사 예측 모델이 평균 약 95%의 높은 정확도를 보여주며 이를 실무에서 적용할 수 있게 되었다[38].

또한, 산업별, 직군별 HRA 연구들이 다수 진행되었다. 의료산업 분야에서는 최주희 등[41]은 다중신경망 회로(multiple neural network)를 활용하여 대학병원의 신규간호사 이직률 예측 및 전략적 인적자원관리 방안을 제시하였다. 일정 기간에 퇴사한 간호사 1천여 명의 정보를 이용하여 1년 이내 조기 이직을 88.7%의 정확도로 예측하였고, 3년 이내 이직률은 79.8%의 정확도로 예측하는 결과를 보여주었다[41]. IT산업의 경우, 최진욱 등[42] 기존의 조직만족도 연구에서 자주 활용된 잠플래닛 기업리뷰 데이터와 함께 기업 재무데이터 및 각 기업의 이직 정보 데이터를 종합적으로 사용하여 기존 연구에 더해 추가적인 6가지 적용모델을 사용하는 등 기존 연구를 확장했다[42].

조직 내부 데이터를 활용하여 퇴직 여부를 예측한 사례도 일부 찾아볼 수 있다[41][43]. 채용 과정에서의 인/적성시험 결과 데이터를 기반으로 입사 3년 미만의 조기 퇴사자를 분석하였다[43]. 제조 직군과 R&D 직군으로 구분하여, 지도학습(supervised learning)방법 중 로지스틱 회귀분석 알고리즘을 사용해 조기 퇴직 예측 모델을 분석하였다. 연구결과, 직군에 따라 영향요인이 달라지는 것을 확인하였고, 예측 정확도는 각각 89.0%, 87.9%로 높은 수준을 나타내고 있다[43]. 이는 다른 연구들과 달리 초기 채용단계에서 생성된 데이터를 활용하여 조기 퇴직 예측 모델을 제시했을 뿐 아니라 이를 활용하여 고성공자 예측 등으로도 확장할 수 있다. 최근 이중학 등[44]는 HR 분야에서 거의 활용된 바가 없는 베이지안 통계 방법론을 활용하여 평가센터(AC)에서 관리 역량이 낮은 직원들의 99% 이상의 확률의 조기 퇴직을 예측하였다.

IV. 토의 및 결론

본 연구는 HRA의 국내연구 동향을 이해하고 향후 연구 방향을 제안하기 위해 수행되었다. 이를 위해 해외 문헌연구에서 검토한 HRA 연구와 국내의 개별 연구들을 고찰하였다. HRM의 전략적 파트너로의 역할 전환[17] 흐름에 맞춰 HRA 관점에서 본 근로자 생애주기(Employee Lifecycle)를 활용하여 채용, 적응, 업무 환경, 성과 평가, 관리와 유지 및 퇴직의 여섯 가지 영역을 분류 기준으로 삼았다. 구글 스칼라(google scholar)와 한국학술지 인용 색인(KCI) 등에서 수집한 국내 HRA 관련 연구 45건 중에서 근로자 생애주기 사례와 관련된 24건의 논문들을 중점적으로 국외 연구와의 비교분석을 통해 문헌 고찰을 시행하였다. 주요 결과는 다음과 같다.

첫째, 국내연구의 세부 주제의 분포가 해외연구와 유사한 특성을 갖는다. 특히 유지(retention) 및 퇴직 부문에서 국내외 연구가 모두 활발하게 이루어지고 있고, 기계 학습기법 역시 국내에도 활발하게 활용되고 있다는 것을 알 수 있었다. 이는 아마도 최근의 IT 산업의 높은 인력 수요를 반영하는 상황일 것이다. 또한, 연구 방법론 측면에서 조직 내부에서만 수집할 수 있었던 이직 및 유지(retention)에 관련된 데이터를 데이터 기법의 발전으로 다양한 원천을 지닌 데이터를 조직 외부에서도 수집하기 쉬운 것에 기인한다.

둘째, 교육 및 개발과 관련된 국내 HRA 연구가 해외 연구에 비해 상대적으로 부족하다. 해외 연구의 경우 교육 및 개발, 팀 내 행동 역학, 그리고 인적자원 배분 및 할당의 연구가 활발히 진행되고 있으며, 특히 교육 프로그램 추천시스템, 경력개발 지원 등 교육 및 개발 측면에서의 연구가 활발히 진행되고 있다. 반면 국내연구는 업무 및 경력 데이터를 활용하여 개인별 역량 및 직무 파악, 그리고 리더 육성을 위한 역량 범주화 작업에 그치고 있다. 앞으로 마케팅 분야에서 사용하는 추천시스템(recommendation system)을 적용하여 해당 알고리즘을 활용하게 된다면 교육 콘텐츠 추천이나, 경력 경로 지도에 관한 연구를 수행할 수 있을 것으로 기대한다.

마지막으로, 기계 학습(machine learning)이 빠르게 발전하면서 HRA 연구에 활용할 수 있는 현상 또는 사건의 범위와 연구 방법론이 점점 다양해지고 있다.

국내연구에서 채용, 유지, 퇴직의 영역에서 기계 학습의 활용이 이루어지고 있다. 또한, 기존 연구에서 기계 학습의 대표적인 알고리즘(Decision Tree, kNN 등)을 활용하고 있고 최근에는 기계 학습 알고리즘에 의해 생성된 결과를 사용자가 이해하고 신뢰할 수 있도록 하는 설명 가능한 인공지능 (eXplainable Artificial Intelligence, XAI)에 대한 관심이 높아지고 있다[2]. XAI를 활용하여 HRA 결과에 대한 해석을 명확하게 할 수 있고, 그 과정을 통해 HR 데이터에서 새로운 인사이트(Insight)를 얻는 데에 도움이 될 것으로 기대된다.

국내외 HRA 연구의 현재 위치를 비교하여 국내 연구의 전망(prospect)을 제시하기 위해 Lepeniotti et al.[7]의 가치모델에 근거하여 국내 연구의 상대적 위치를 파악하고자 한다. Lepeniotti et al.[7]은 시간 흐름 및 애널리틱스 영역에 따라 HRA가 기술분석(descriptive analytics)에서 비즈니스 가치가 높은 예측(predictive analytics) 및 처방 분석(prescriptive analytics)의 영역으로 변화한다고 주장하였다. 초반의 기술분석 단계에서는 사건의 원인이 발생하여 변수 간의 인과관계를 찾아내는 전통적 HR 연구방법과 유사하다[2][7]. 반면, 예측분석(Predictive analytics) 영역은 사건의 징조들을 통해 향후 미래에 일어날 일들을 예측하며 더 나아가 처방 분석(Prescriptive analysis)은 특정한 처방이 어떠한 결과를 낳는지를 확인하기 위한 시뮬레이션이 필요하다[2][7].

송기룡 등[2]은 국외 연구를 고찰하면서 해외 HRA의 실무와 연구는 기술분석 영역과 예측분석 영역의 사이에 위치하며 특히, 기계 학습기법을 활용하는 연구가 증가하면서 예측분석 영역의 초입에 위치할 것이라는 의견을 제시한 바 있다. 본 연구의 근로자 생애주기에 근거한 국내 HRA 문헌 고찰의 결과에 의하면 국내연구는 채용, 유지 및 퇴직 부분을 제외하면 기계 학습이 적극적으로 활용되지 않고 있다. 따라서 국내 HRA는 아직 기술적 영역에 머물러 있고, 예측분석 영역으로 진입하는 과정에 있다고 판단할 수 있다.

국내 HRA가 예측분석과 처방 분석 단계로 발전하기 위해서는 HR 관련 빅데이터 확보가 전제되어야 한다. 그러나 대부분 기업에서 HR 데이터를 체계적으로 수집·저장·분석하는 시스템이 구축되어 있지 않고, 해당

시스템이 운영되고 있더라도 직원 개인정보 문제, 기업 내부 정보에 대한 민감성 등을 이유로 학술 연구에서 다루기가 매우 어렵다. 이 때문에 다수의 국내 연구가 온라인 기업정보 플랫폼(잡플래닛)의 데이터를 활용하거나, 해외 오픈 데이터 사이트(Kaggle)를 활용할 수밖에 없었다. HRA 연구가 국내 기업의 특성을 고려한 양질의 연구를 수행하기 위해서 국내 기업의 HRA에 대한 많은 관심과 데이터 생성 및 관리에 대한 지속적인 관심이 필요하다.

본 연구는 다음과 같은 한계점이 있다. 해외 및 국내 HRA 연구 동향의 비교를 수행하기 위해 국내 HRA 논문의 경우 40여 개 이상의 개별 논문을 직접 검토하였으나, 해외 HRA 논문은 주요 문헌 고찰논문을 활용하였다는 한계가 있다. 이는 본 연구의 분석 방향이 해외 연구의 거시 동향에 근거한 국내 연구의 상세한 분석을 목적으로 했기 때문이다. 또한, 각 논문이 활용한 기계 학습의 구체적인 실험 과정에 대한 분석을 다루지 못하였다. 같은 기계 학습기법을 사용하더라도 활용한 데이터의 양, 데이터 유형, 기계 학습을 활용할 때 사용한 프로그래밍 언어 등 연구자의 판단에 따라 실험 환경이 달라질 수 있다. 향후 다양한 사례에서 기계 학습을 활용한 연구가 이루어지고 각 연구를 기술적으로 분석하여 HRA 연구 목적에 따라 적합한 알고리즘에 대한 시사점을 제공할 수 있을 것이다.

기계 학습 및 인공지능 기법들은 하루가 다르게 다양해지고, 정교해지는 추세이다. HRA에 이러한 방법을 모두 적용해야 하는 것은 아니지만 최근의 증거기반 의사결정(evidence-based decision-making)이라는 기술 패러다임의 흐름을 외면하기 어려운 일이다[1]. 따라서 HR 분야에서도 연구 목적에 맞는 자료를 수집하고, 적합한 분석기법이 무엇인지 검토하고, 적용할 수 있는 역량을 갖추어 HR 연구가 발전하는 기회로 만들 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] D. McIver, M. L. Lengnick-Hall, and C. A. Lengnick-Hall, "A strategic approach to workforce analytics: Integrating science and

- agility,” *Business Horizon*, Vol.61, No.3, pp.397-407, 2018.
- [2] 송기룡, 김경석, “HR 애널리틱스의 연구동향 및 과제,” *조직과 인사관리연구*, 제44권, 제4호, pp.129-160, 2020.
- [3] David P. Lepak and A. Snell Scott, “The human resource architecture: Toward a theory of human capital allocation and development,” *Academy of management review*, Vol.24, No.1, pp.31-48, 1999
- [4] Jay B. Barney, “Resource-based theories of competitive advantage: A ten-year retrospective on the resource-based view,” *Journal of management*, Vol.27, No.6, pp.643-650, 2001
- [5] <https://www.washingtonpost.com/news/business/wp/2016/09/07/this-employee-badge-knows-not-only-where-you-are-but-whether-you-are-talking-to-your-co-workers/>
- [6] S. Garg, S. Sinha, A. K. Kar, and M. Mani, “A review of machine learning applications in human resource management,” *International Journal of Productivity and Performance Management*, Vol. ahead-of-print, No. ahead-of-print, 2021.
- [7] K. Lepenioti, A. Bousdekis, A. D. Apostolou, and G. Mentzas, “Prescriptive analytics: Literature review and research challenges,” *International Journal of Information Management*, Vol.50, pp.57-70, 2020.
- [8] L. Bassi, “Raging debates in HR analytics,” *People & Strategy*, Vol.34, No.2, pp.14-18, 2011.
- [9] T. H. Davenport, J. Harris, and J. Shapiro, “Competing on talent analytics,” *Havard Business Review*, Vol.88, No.10, pp.52-58, 2010.
- [10] <https://rework.withgoogle.com/blog/the-evolution-of-project-oxygen/>
- [11] <https://rework.withgoogle.com/print/guides/5721312655835136/>
- [12] https://dbr.donga.com/article/view/1201/article_no/9099
- [13] J. Garcia-Arroyo and A. Osca, “Big data contributions to human resource management: a systematic review,” *The International Journal of Human Resource Management*, Vol.33, No.20, pp.4337-4362, 2019.
- [14] Y. Zhang, S. Xu, L. Zhang, and M. Yang, “Big data and human resource management research: An integrative review and new directions for future research,” *Journal of Business Research*, Vol.133, pp.34-50, 2021.
- [15] D. Ulrich and J. H. Dulebohn, “Are we there yet? What’s next for HR?,” *Human Resource Management Review*, Vol.25, No.2, pp.188-204, 2015.
- [16] Swan Insights, *Big Data for HR*,
- [17] 이성복, “근로생애주기별 HR 애널리틱스 적용 방안,” *임금HR연구*, 제25권, 제3호, pp.18-31, 2017.
- [18] <https://www.slideshare.net/SeongBokLee/hr-61351070>
- [19] 배종석, *인적자원론: 가치, 사람 그리고 제도 제3판*,弘文社, 2018.
- [20] 이재진, *비즈니스 파트너, HR 애널리틱스비즈니스 파트너, HR analytics*, 온크미디어, 2020.
- [21] 이환우, 이새롬, 정경철, “채용 전형에서 인공지능 기술 도입이 입사 지원의도에 미치는 영향,” *정보시스템 연구*, 제28권, 제2호, pp.25-52, 2019.
- [22] 광명숙, *인공지능 기반 인터뷰 시스템 사용 의도의 선행요인 규명: 공존감과 신뢰감, 지각된 유용성, 지각된 사용용이성을 중심으로*, 이화여자대학교, 석사학위논문, 2021.
- [23] 김용우, 박석천, 홍석우, 김태연, “빅데이터 분석 기술을 이용한 인사채용 예측 시스템 설계,” *한국정보처리학회 학술대회논문집*, 제20권, 제2호, pp.1042-1045, 2013.
- [24] 김용근, “의사결정 지원을 위한 HR애널리틱스 활용 사례,” *임금HR연구*, 제25권, 제3호, pp.74-87, 2017.
- [25] 서정오, 최우재, 김용근, “HR 애널리틱스 활용사례연구: 국내 대기업을 중심으로,” *기업경영연구*, 제27권, 제6호, pp.147-161, 2020.
- [26] 김성준, “HR 애널리틱스를 활용한 리더 육성 및 관리 사례,” *임금HR연구*, 제25권, 제3호, pp.88-97, 2017.
- [27] 김용근, 류성민, “SNA 기법을 활용한 과학적 조직제 설계 철강관련 A사례를 중심으로,” *Korea Business Review*, 제20권, 제4호, pp.27-44, 2016.

[28] 최기철, 이상용, “직원을 위한 내부마케팅이 기업의 시가 총액 변동률에 미치는 영향 분석: 잡플래닛 기업 리뷰를 중심으로,” Information Systems Review, 제20권, 제2호, pp.39-62, 2018.

[29] 김성준, 이중학, 채충일, “끈대, 한국기업 조직문화 차원의 탐구,” 조직과 인사관리 연구, 제45권, 제2호, pp.1-35, 2021.

[30] 홍운기, 우한규, 정운혁, “음성 센서를 활용한 팀 의 사결정 과정에서 팀원의 영향력 연구,” 생산성논집(구. 생산성연구), 제35권, 제3호, pp.37-60, 2021.

[31] 임영훈, 이한주, 이원석, “개인별 작업 로그 빅데이터 기반 실시간 업무성과 모니터링,” 한국차세대컴퓨팅학회 논문지, 제13권, 제3호, pp.42-51, 2017.

[32] 김용근, 서정오, 최우재, “HR Analytics 활용 직책자 자동추천 시스템 사례 연구: 대리인 이론을 중심으로,” 대학경영학회지, 제33권, 제9호, pp.1625-1645, 2020.

[33] 이중학, 스티븐김, 송지훈, 채충일, “HR Analytics 연구 및 활용에서의 가설 검정과 예측의 차이점: Assessment Center 사례를 중심으로,” 조직과 인사관리연구, 제44권, 제2호, pp.103-123, 2020.

[34] 이종서, 김성근, 강주영, “직무 리뷰 분석을 통한 산업군별 직무만족/존속 요인 및 직무불만족/이직 요인에 관한 연구,” 한국IT서비스학회지, 제16권, 제1호, pp.1-26, 2017.

[35] 서운재, 김형중, “직무만족도에 영향을 미치는 내부평판 요인에 관한 연구: 기업정보 제공 소셜 미디어 빅데이터를 중심으로,” 디지털콘텐츠학회논문지, 제17권, 제4호, pp.295-305, 2016.

[36] 안병대, 최진욱, 서용무, “기업개성이 직원의 직무만족과 기업 이직률의 관계에 미치는 영향 : 잡플래닛 기업 리뷰를 중심으로,” 한국IT서비스학회지, 제19권, 제3호, pp.35-56, 2020.

[37] H. W. Lee, “HR Analytics : Predicting Above Average Commitment by Ranking HR Practices,” 경영컨설팅연구, Vol.18, No.3, pp.179-187, 2018.

[38] 윤유동, 이철화, 지혜성, 임희석, “기계 학습 방법을 이용한 직장 생활 프로파일 기반의 퇴직 예측 모델 개발,” 컴퓨터교육학회 논문지, 제20권, 제1호, pp.87-97, 2017.

[39] 윤보람, *인사 자료 분석에서 이직 분류를 위한 기계 학습의 활용*, 서울대학교, 석사학위논문, 2020.

[40] 박연정, 이도길, “HR 데이터 기반의 퇴사 예측 모델 개발,” 한국정보통신학회 종합학술대회 논문집, 제28권, 제1호, pp.297-300, 2021.

[41] 최주희, 박혜경, 박지은, 이창민, 최병관, “인공지능을 이용한 신규간호사 이직률 예측,” 한국융합학회논문지, 제9권, 제9호, pp.431-440, 2018.

[42] 최진욱, 신동원, 이한준, “IT 기업 직원의 만족 및 불만족 요인에 따른 이직률 예측: 토픽모델링과 머신러닝을 활용하여,” 한국데이터정보과학회지, 제32권, 제5호, pp.1035-1047, 2021.

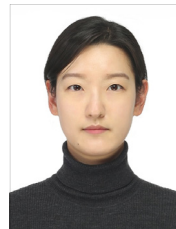
[43] 김영박, 김형중, “인성 데이터를 활용한 조기 퇴사자 예측,” 한국디지털콘텐츠학회 논문지, 제19권, 제1호, pp.141-147, 2018.

[44] 이중학, 스티븐김, 송지훈, 장다니엘, “HR 애널리틱스 연구 및 실무에서의 베이지안 통계 활용: 퇴임 임원의 데이터를 중심으로,” 조직과 인사관리연구, 제44권, 제3호, pp.83-104, 2020.

저 자 소 개

조 희 진(Hui-Jin Jo)

준회원



- 2014년 2월 : 이화여자대학교 영어영문학과(학사)
- 2020년 9월 ~ 현재 : 이화여자대학교 빅데이터분석학과 석사과정

<관심분야> : HR 애널리틱스, 머신러닝, 답러닝, 자연어처리

안 지 영(Ji-Young Ahn)

정회원



- 현재 : 이화여자대학교 경영학과 부교수

<관심분야> : 인적자원관리, 경영자보상, HR 애널리틱스