

# HR Analytics 관련 해외동향 및 공공부문 인사운영 도입방안

2022년 7월

인사혁신처  
최시영

## [차 례]

<b>[국외훈련 개요]</b> .....	2
<b>[훈련기관 개요]</b> .....	3
I. 서론 .....	4
II. HR Analytics의 정의 및 프로세스 .....	11
III. 공공 민간 부문 HR Analytics 도입 사례 검토 .....	36
IV. HR Analytics 도입을 위한 필수요소 .....	71
V. 공공 부문 HR Analytics 도입시 고려요인 .....	91
VI. 한국 정부에의 HR Analytics 적용 가능성 .....	95
VII. 결론 .....	101
<b>[참고문헌]</b> .....	103

## [국외훈련 개요]

1. 훈련국 : 뉴질랜드

2. 훈련기관명 : 빅토리아 대학교

(VUW : Victoria University of Wellington)

3. 훈련분야 : 인사행정

4. 훈련기간 : 2020.11.9. ~ 2022.8.23.

## [훈련기관 개요]

1. 주소 : Wellington School of Business and Government  
Victoria University of Wellington  
PO Box 600, Wellington 6140, New Zealand
2. 전화번호 : +64 800 842 867
3. 이메일 : [ppo@vuw.ac.nz](mailto:ppo@vuw.ac.nz)
4. 기능 : 빅토리아 대학교의 행정경영대학원 내 행정대학원 (School of Government)은 Public Policy, Public Management, Public Administration, e-Government, Restorative Justice 등의 전공 과정을 운영 중
5. 조직 : Girol Karacaoglu(Head of School), Dr Amanda Wolf(Academic Programme Leader : MPP, MPM, MEGov, EMPA), Prof Jonathan Boston, Dr Verna Smith 등 다수 교직원으로 구성

# I. 서론

## 1. 연구 배경

전통적으로, 인사관리(personnel management)의 질적인 특성(qualitative nature)은 HR 관련 의사결정이 주로 과거의 경험, 관리자의 의견, 직관에 기초하도록 만들었다. (Ekka, 2021 ; Shrivastava et al., 2018) 하지만 조직을 둘러싼 환경이 복잡해지고 경쟁이 치열해짐에 따라, 핵심 인재를 발굴하고 육성하는 HR의 전략적인 기능(finding and cultivating knowledge stars, which are individuals who disproportionately contribute to firm knowledge and who help capture opportunities in the external environment)이 부각되고 있다. (Hamilton & Sodeman, 2019) 이러한 조직의 생존과 성장을 위한 증거 기반의 의사결정(evidence-based decision making)에 대한 요구와 Big Data, AI와 같은 정보통신기술의 급속한 발전이 결합되면서 HR 관련 의사결정의 방식이 전반적으로 변화하고 있다. 머신 러닝(machine learning), AI((artificial intelligence)과 같은 첨단 기술은 HR 담당자들이 복잡한 HR 관련 이슈 또는 더 나은 의사결정을 위해 대규모의 데이터를 확보하고 분석하는 것을 가능하게 해 준다. (Zeidan & Itani, 2020) HR과 관련한 데이터를 의사결정에 적극적으로 활용하려는 최근의 트렌드가 HR Analytics(Human Resources Analytics)이며, 많은 조직들이 HR Analytics에 관심을 가지고 있다. 많은 조직들은 HR Analytics를 통해 현재 채용부터 교육훈련 등 HR policies에 대한 투자가 효과적인지, 나아가 조직의 목표 달성에 기여하고 있는지를 검증하기를 원한다. (Momin & Mishra, 2015)

실제로, 2016년 SHRM(the Society for Human Resources Management)에 의해 실시된 연구에 따르면 10,000명 이상의 직원을 보유한 조직의 79%가 HR 파트에 data analysis roles를 보유하고 있다. (Margherita, 2021) 2016년 Deloitte의 Global Human Capital Trends에 따르면 10개 기업 중 6개 기업이 향후 5년 내 HR Analytics를 실행할

계획을 가지고 있다고 답변했다. Workforce data를 조직의 성과를 예측하는 데 활용하는 기업의 비율은 44%로 2015년 조사의 29%에 비해 증가하였다. (Patre, 2016) 2015년 실시된 EIU(Economist Intelligence Unit)의 조사결과에 따르면, 응답 조직의 82%는 향후 3년 간 HR 파트에서 Big Data 기술의 사용을 시작하거나 증가시킬 것이라고 응답하였다. (Klimoski et al., 2016) 또한 2018년 Deloitte에 의해 실시된 Global Human Capital Trends survey에서 HR Analytics는 HR trend에서 두 번째로 높은 순위를 차지하였다. (Tursunbayeva et al., 2021) 또한 활용 분야에 있어서도 과거에는 채용(recruitment), 보고(reporting), 비효율성 감소 등 특정 HR Process에 집중되었던 반면, 점차 HR 부서들이 직접적으로 조직의 성과를 향상시키는 데 HR Analytics를 활용하고 있다. (Margherita, 2021)

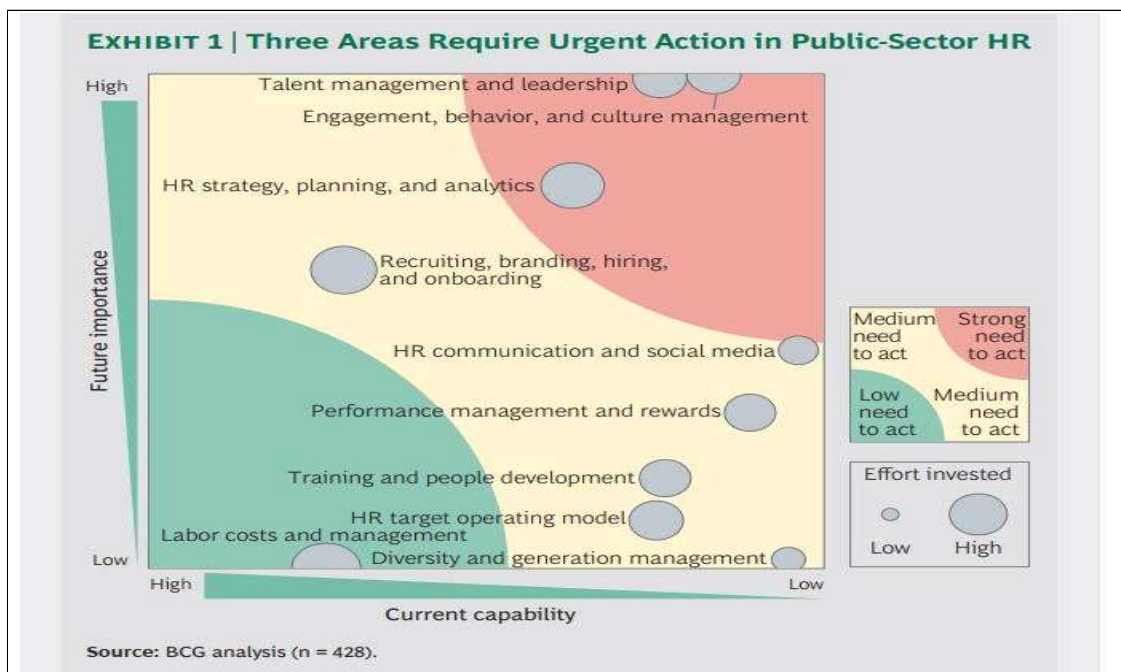
하지만 동시에 많은 조사들이 각 조직들의 데이터 분석 관련 역량이 이러한 관심을 충분히 뒷받침하고 있지 못하다고 지적하고 있다. 2020년 링크드인에서 전 세계 35개국 약 7,000명 이상의 HR 전문가들을 대상으로 조사한 결과에 따르면 73%의 응답자가 향후 5년동안 People Analytics가 조직에서 주요 우선순위가 될 것이라고 답했지만, 55%는 기본적인 애널리틱스와 관련해서 여전히 도움이 필요한 상태라고 답변했다. (KIRD, 2021) 2015년 딜로이트가 실시한 조사에 따르면, 조사 대상 기업의 75%가 HR Analytics를 사용하는 것이 조직 성과에 중요하다고 답변했지만, 그중 8%만이 HR Analytics를 실행하기에 충분한 역량을 갖추고 있다고 응답했다. (Minbaeva, 2018) 이와 함께, 255개의 유럽 소재 기업과 분석 전문가들을 대상으로 한 연구에서, workforce planning과 같은 HR Analytics 분야에서 진전이 이루어지고 있으나, 대부분의 기업들은 여전히 관련 역량을 더 발전시켜야 하는 수준이라는 것을 확인했다. (Minbaeva, 2018)

딜로이트는 이러한 역량 갭(capability gap)을 “Organizations are new to this discipline, and many suffer from poor data quality, lack of skills, and a weak business case for change.”으로 설명하고 있다. 즉,

많은 조직들이 HR Analytics에 많은 관심을 가지고 있으나, 그에 반해 활용할만한 데이터가 부족하고, 관련된 선행지식을 확보하고 있지 못하는 등 준비도(readiness)가 낮은 상태인 경우가 많다.

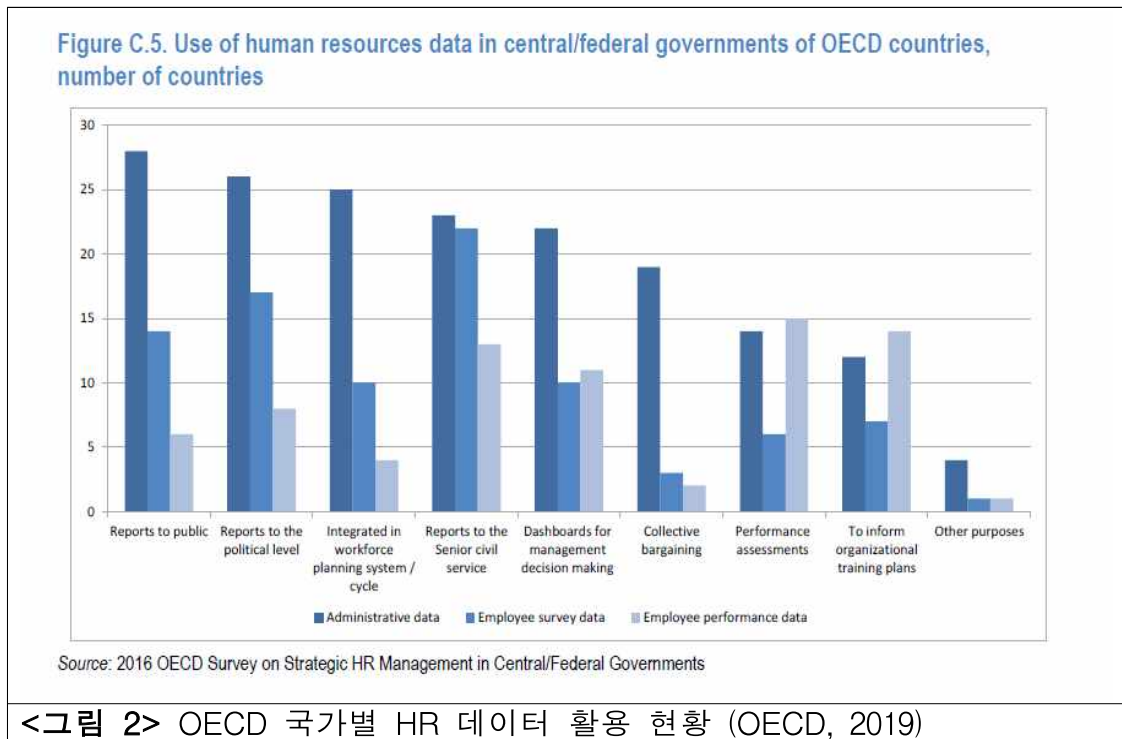
## 2. 공공 부문 도입 현황

전세계적으로 많은 정부들이 데이터 분석을 인사관리(personnel management)에 적용하려는 다양한 시도를 하고 있다. BCG(Boston Consulting Group)가 2014년에 실시한 400명 이상의 정부 부문 HR leaders들을 대상으로 한 Creating People Advantage survey에 따르면, 공공 부문 HR 담당자들은 더 향상된 분석 기술을 확보해야 한다는 중대한 도전에 직면했다고 인식하고 있다. (Boston Consulting Group, 2016) 또한 이들은 HR Analytics의 시급한 도입이 필요한 분야로 3가지를 제시하고 있다. 1) 참여(engagement), 행동(behavior), 문화(culture) 관리 2) 인재 관리(talent management), 리더십(leadership) 3) HR 전략(strategy), 계획(planning), 분석(analytics) <그림 1 참조>



<그림 1> 공공 부문에서 HR Analytics 도입이 시급히 필요한 3가지 영역 (Boston Consulting Group, 2016)

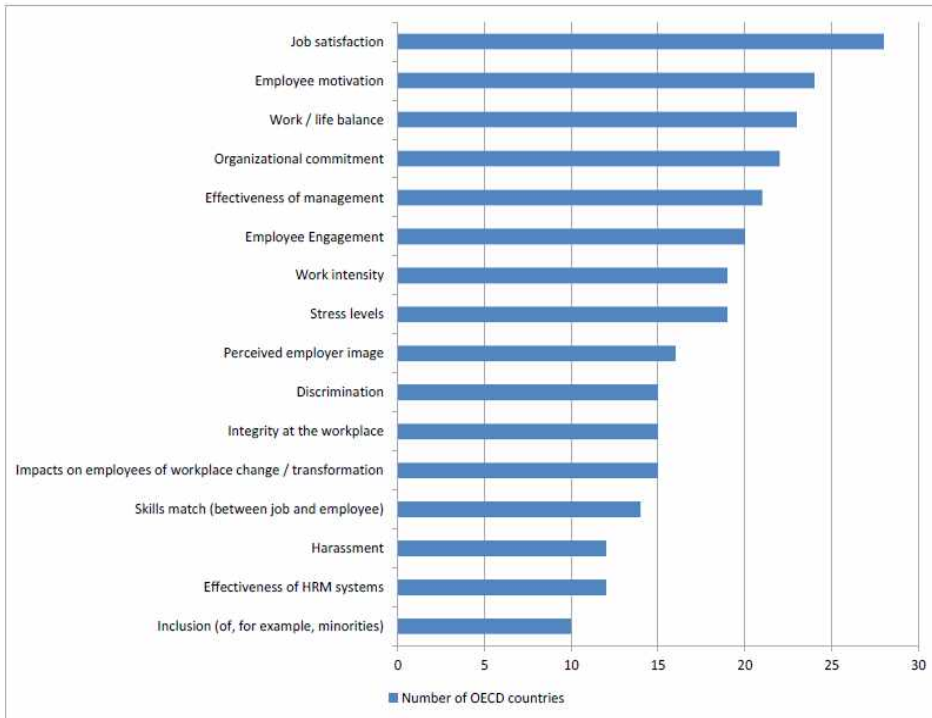
2016년 OECD 국가들을 대상으로 실시된 조사(Survey on Strategic Human Resources Management in Central Government of OECD countries)는 3가지 형태의 데이터에 주목하고 있다 - 1) 행정 (administrative) 데이터 2) 직원 조사(employee survey) 데이터 3) 직원 성과(employee performance data). 조사 결과 실제로 많은 OECD 국가들이 직원 수, 연령 및 성별과 같은 기본적인 HR 데이터를 수집하고 통합 관리하고 있다. 또한 정기적인 설문조사를 통하여 직원들의 직무 만족도(job satisfaction), 동기부여(motivation), 일과 삶의 균형(work/life balance)에 대한 직원들의 인식(perceptions)을 측정하고 있다. (OECD, 2019)



또한, 2019년 OECD에서 발표한 Recommendation of the Council on Public Service Leadership and Capability의 14가지 바람직한 공공 서비스를 위한 원칙(14 principles of a fit-for-purpose public service) 중 하나로 "HR 데이터 분석을 활용한 장기적이고 전략적이고 체계적인 인사관리(people management)"를 제시하고 있다. (34)



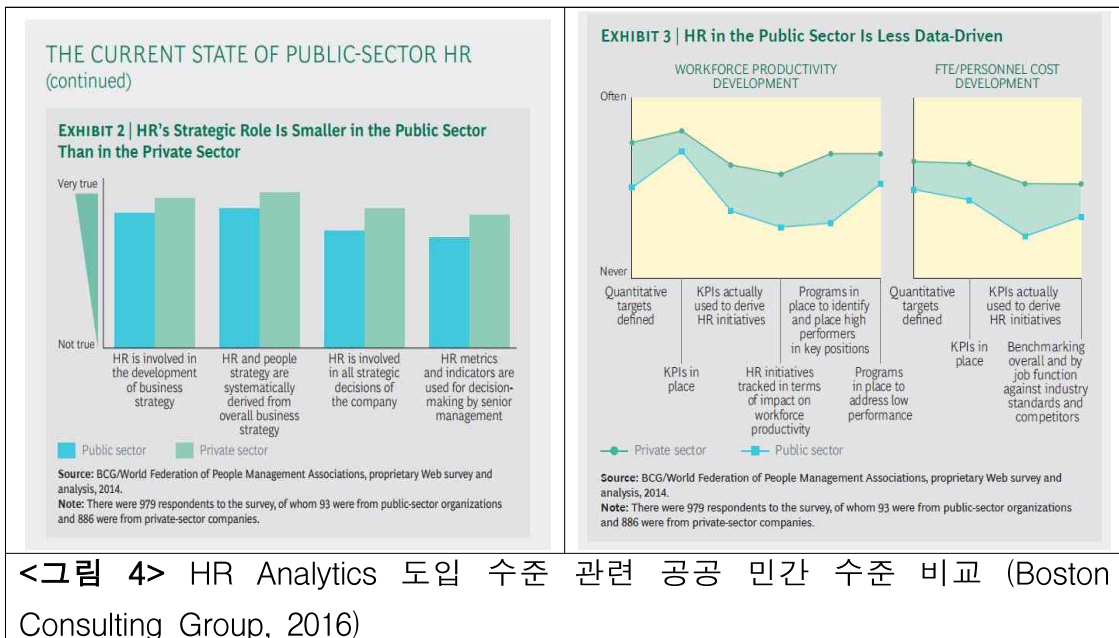
Figure C.3. Aspects assessed in employee surveys in central/federal governments, 2016



Source: 2016 OECD Survey on Strategic HR Management in Central/Federal Governments.

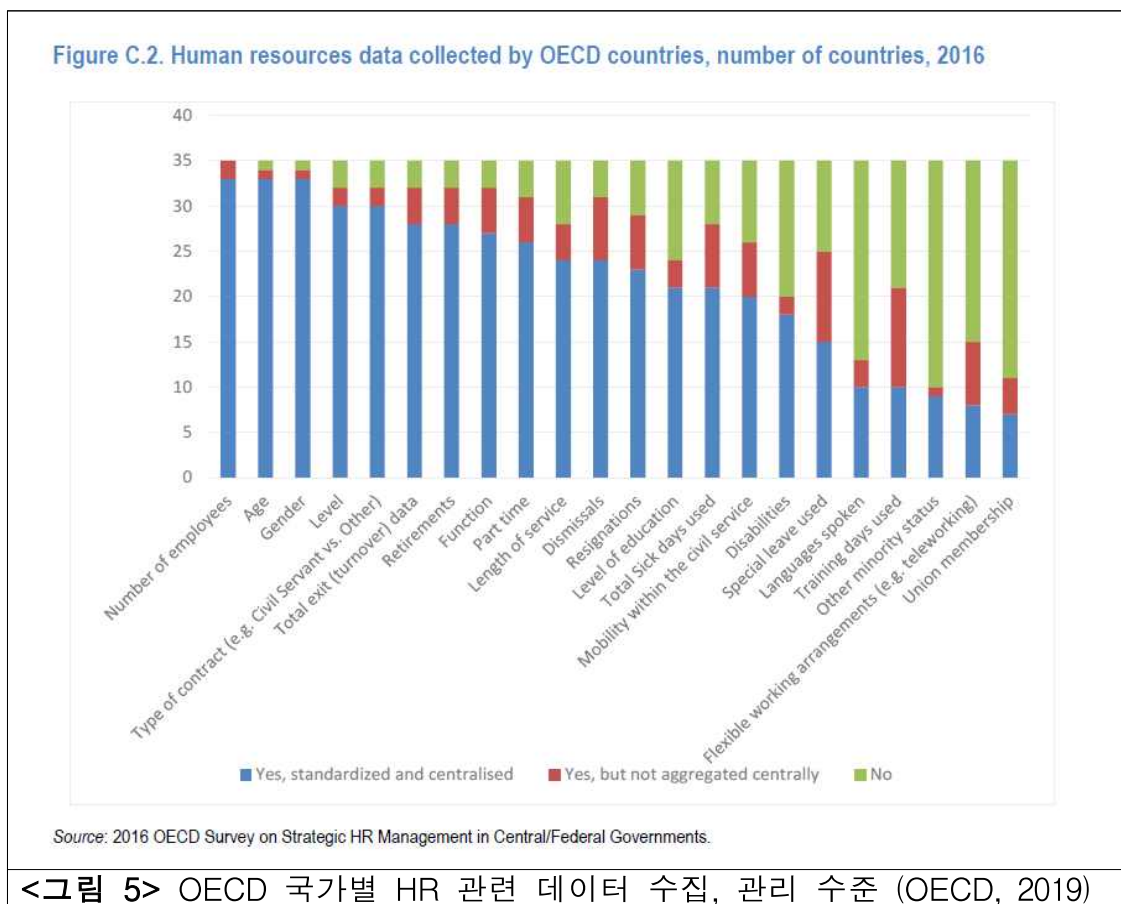
<그림 3> Employee survey를 통해 확인하는 데이터 (OECD, 2019)

하지만 공공 부문의 경우 상대적으로 민간 기업들에 비해 HR Analytics에 대한 활용도가 낮은 것이 사실이다.



<그림 4> HR Analytics 도입 수준 관련 공공 민간 수준 비교 (Boston Consulting Group, 2016)

실제로 공공 조직들은 생산성을 향상시키거나 HR 관련 비용을 낮추는데 관련된 시도들을 측정하기 위한 KPI 사용 빈도가 낮다. 실제로, BCG의 조사에 따르면 50% 미만의 공공 조직만이 HR 관련 데이터를 통합 관리하는 데이터 관리 시스템을 갖추고 있을 뿐 아니라, 40%의 공공 조직만이 HR 데이터 분석을 위한 전담 팀(dedicated team)을 보유하고 있다. (Boston Consulting Group, 2016)



또한 많은 정부들이 기본적인 데이터들을 수집, 관리하고 있으나, 근무 환경(working conditions)이나 조직 문화(organizational culture)와 관련한 세부적인 HR 데이터, 즉 소수 계층의 지위(minority status), 유연 근무 환경 등과 관련된 데이터는 체계적으로 관리하고 있지 않다. 또한 교육훈련(training), 휴가(leave), 이동성(mobility) 등과 관련된 데이터 역시 개별 부처 차원에서 수집되고는 있으나 통합 관리, 활용은 부족한 경우가 많다. (OECD, 2019)

이렇게 공공 부문에서 HR Analytics의 활용이 저조한 데에는 여러 이유가 있으나, 공공 부문의 특수성이 중요 원인 중 하나로 작용하고 있다. 원인 중 하나는 공공 부문을 규율하는 많은 법령 및 절차들이다. 예를 들어 우리나라를 포함하여 여러 국가들의 공공 부문은 해고(layoffs), 승진(promotions) 등 인사와 관련한 엄격한 규정을 가지고 있다. 또한 전보 또는 근무지 이동 등에 있어서도 엄격한 제한이 존재하는 편이다. 이에 더해, 공공 부문은 여러 조직으로 구성되어 있으며, 각 조직들은 법령에 의해 그 업무영역이 명확히 구분되어 있다. 이러한 구분은 데이터를 통합적으로 활용하거나, 인력을 자유롭게 배치하는 데 있어 제한요인으로 작용하기도 한다. (Boston Consulting Group, 2016) 결국 이러한 제약요인은 공공 조직이 HR Analytics을 도입하는 단계에서부터 세심하게 고려해야 하는 요소이다.

### 3. 연구 방법

이번 연구는 HR Analytics의 정의, 구체적으로 어떤 세부적인 요소 프로세스로 구성되어 있는지 여부를 문헌 분석을 통해 정리하고자 한다. 이에 기반하여, 공공과 민간 부문에서 이미 도입되어 있는 실제 HR Analytics 사례들을 분석하여 비슷한 유형끼리 분류하고자 한다. 이러한 사례 분석과 학술 문헌 리뷰를 바탕으로 각 조직이 성공적으로 HR Analytics를 도입하고 실질적으로 효과를 내기 위해 필요한 요소들을 추출하고자 한다. 마지막으로, 한국 공공 부문에서 HR Analytics 우선 도입이 필요한 분야를 탐색해보고, 앞에서 분석한 HR Analytics 도입을 위한 필수요소를 중심으로 현재 한국 공공부문이 어느 정도 준비가 되어 있고 추가적으로 고려해야 할 부분이 무엇인지를 논의하고자 한다.

## II. HR Analytics의 정의 및 프로세스

### 1. 정의(Definition)

HR Analytics의 정의에 대해서는 여러 학술논문에서 제시된 연구자들의 논문이 다수 존재한다. 우선, HR Analytics 용어에 대해서도 HR Analytics, People Analytics, Talent Management Analytics, Human Capital Analytics, Workforce Analytics, or Talent Analytics 등 다양한 용어들이 함께 사용되고 있다. 이들은 공통적으로 HR 분야에 있어 본격적인 데이터의 활용을 지칭한다는 점에서 유사한 의미를 지니며, 다만 어떤 활용분야를 더 강조하는지에 있어서 일부 차이가 존재한다. (Margherita, 2021 ; Zeidan & Itani, 2020) 또한 Electronic Human Resources Management (e-HRM), Human Resources Information System (HRIS) 등도 인사 관련 의사결정에 있어 데이터를 전략적으로 활용한다는 측면에서 유사한 개념이다. 이번 연구에서는 HR Analytics 라는 용어를 사용한다.

Falletta는 2014년 Fortune 1,000에 속한 220개 기업에서 HR analytics 를 수행하고 있는 담당자에 대한 조사를 통해 HR Analytics의 정의를 조사했다. (Falletta & Combs, 2021)

Rank	The meaning of HR analytics
1	Making better human capital decisions by using the best available scientific evidence and organizational facts with respect to "evidence-based HR"
2	Moving beyond descriptive HR metrics (i.e. lagging indicators – something that has already occurred) to predictive HR metrics (i.e. leading indicators – something that may occur in the future)
3	Segmenting the workforce and using statistical analyses and predictive modeling procedures to identify key drivers (i.e. factors and variables) and cause and effect relationships that enable and inhibit important business outcomes
4	Using advanced statistical analyses, predictive modeling procedures and human capital investment analysis to forecast and extrapolate "what-if" scenarios for decision-making
5	Standard tracking, reporting and benchmarking of HR metrics
6	Ad-hoc querying, drill-down and reporting of HR metrics and indicators through an HRIS and/or HR scorecard/dashboard reporting tool
7	Operations research and management science methods for HR optimization (i.e. what's the best that can happen if we do XYZ or what is the optimal solution for a specific human capital problem?)

Source(s): Adapted from Falletta (2014)

<표 1> HR Analytics의 의미 (Falletta & Combs, 2021)

HR Analytics는 증거 기반(evidence-based) HR과 관련하여 가장 적합한 과학적 증거와 조직의 중요한 사실관계들을 활용하여 더 나은 HR 관련 의사결정을 하는 것을 의미한다. 또한 많은 담당자들이 단순히 과거의 사실관계를 확인하는 서술적(descriptive) HR metrics 수준을 넘어서서 미래에 발생 가능한 사안을 예측하는 예측적(predictive) HR metrics를 HR Analytics의 주요 특성으로 언급했다. 이와 함께 발전된 통계 분석(statistical analysis), 예측 모델링(predictive modeling) 등을 주요 특징으로 제시하기도 했다. 또한 이 정의는 프로세스(process)로서의 HR Analytics의 특성을 강조하고 있다. 이것은 HR Analytics의 전체 단계가 유기적으로 긴밀하게 연결되어 있음을 의미한다.

또한 van den Heuvel & Bondarouk(2017)도 HR Analytics가 단순히 버튼 한 번(at the push of a button)으로 가치 있는 결과(insights)를 만들어내는 도구(tool)가 아니라 전체적인 process임을 강조한다. 그들의 정의에 따르면, HR Analytics는 정신적 프레임워크(mental framework), 논리적인 진행(a logistical progression)이자 일련의 통계 실행(a set of statistical operation)이다. 따라서 HR Analytics에도 "garbage in - garbage out" 격언이 적용될 수 있다. 불충분한 데이터는 수준 높은 분석과 결합하더라도 의미 있는 결과를 도출할 수 없다. 충분한 데이터가 제공되었더라도 분석의 수준이 낮다면 의미 있는 결과를 기대할 수 없는 것도 마찬가지이다. 또한 관련성이 높고 잘 짜여진 연구 의제가 없다면, 데이터와 분석으로부터 얻어진 시사점들은 전략적 가치가 높지 않을 것이다 이는 기술적 측면의 이슈가 HR Analytics를 도입하는 데 있어 충분조건이 아닌, 필요조건임을 의미한다. 급격히 발전한 분석 tools을 도입하는 것은 조직 목표 달성과 연결된 전략적 사고와 결합될 때에만 그 효과를 발휘할 수 있다. 이런 관점에서 van den Heuvel & Bondarouk(2017)은 HR Analytics를 더 나은 의사결정을 위해 조직의 성과와 관련된 인적 요소(people-drivers)에 대한 체계적인 확인(identification) 및 수치화 (quantification)로 정의한다.

Authors	Definition
Lawler <i>et al.</i> (2004)	HR analytics (is a process) ...to understand the impact of HR practices and policies on organizational performance. Statistical techniques and experimental approaches can be used to tease out the causal relationship between particular HR practices and such performance metrics as customer satisfaction, sales per employee and, of course, the profitability of particular business activities (p. 29)
Bassi (2011)	HR analytics is an evidence-based approach for making better decisions on the people side of the business; it consists of an array of tools and technologies, ranging from simple reporting of HR metrics all the way up to predictive modeling (p. 16)
Mondare <i>et al.</i> (2011)	HR analytics (is defined) as demonstrating the direct impact of people data on important business outcomes (p. 21)
Strohmeier (2015)	HR intelligence and analytics. . . refer to the overall process of information technology-based provision of management information for the domain (of) human resources. (p. 3)
Economist Intelligence Unit and SHRM Foundation (2016)	Workforce analytics uses statistical models and other techniques to analyze worker-related data, allowing leaders to improve the effectiveness of people-related decision-making and human resources strategy (p. 10)
Marler and Boudreau (2017)	A HR practice enabled by information technology that uses descriptive, visual and statistical analyses of data related to HR processes, human capital, organizational performance and external economic benchmarks to establish business impact and enable data-driven decision-making (p. 15)
van den Heuvel and Bondarouk (2017)	HR analytics is the systematic identification and quantification of the people drivers of business outcomes, with the purpose of making better decisions (p. 129)
CIPD (2018)	HR analytics, also known as people analytics, is the use of people data in analytical processes to solve business problems. HR analytics uses both people data, collected by HR systems and business information. At its core, HR analytics enables HR practitioners and employers to gain insights into their workforce, HR policies and practices, with a focus on the human capital element of the workforce, and can ultimately inform more evidence-based decision-making (Source: CIPD Website)
Tursunbayeva <i>et al.</i> (2018)	People analytics is an area of HRM practice, research and innovation concerned with the use of information technologies, descriptive and predictive data analytics and visualization tools for generating actionable insights about workforce dynamics, human capital and individual and team performance that can be used strategically to optimize organizational effectiveness, efficiency and outcomes and improve employee experience (p. 231)
Huselid (2018)	Workforce analytics refers to the processes involved with understanding, quantifying, managing and improving the role of talent in the execution of strategy and the creation of value. It includes not only a focus on metrics (e.g. what do we need to measure about our workforce?), but also analytics (e.g. how do we manage and improve the metrics we deem to be critical for business success?) (p. 680)
Falletta and Combs, (in this paper)	HR analytics is a proactive and systematic process for ethically gathering, analyzing, communicating and using evidence-based HR research and analytical insights to help organizations achieve their strategic objectives
<p><b>Note(s):</b> Countless definitions of HR analytics can be found in books, reports, white papers, as well as on various websites and blogs. The definitions included in this review were limited to those found in the academic literature and on the websites of <i>CIPD</i> and <i>SHRM</i> – which are the two largest HR professional associations in the world</p>	

<표 2> HR Analytics 정의 (Falletta & Combs, 2021)

Falletta & Combs(2021)은 여러 정의를 종합하여, 여러 정의들이 공통적으로 포함하고 있는 핵심 요소들을 추출했다. 이러한 공통요소들로는 측정(metric), 외부 기준(external benchmark), 의사결정(decision-making), 가치 창출 (value creation), 기술의 역할 (the role of technology), 발전된 통계 분석 (advanced statistical analysis), 데이터 시각화(data visualization) 등이 있다. 이를 종합하여 HR Analytics를 '조직의 전략 목표 달성을 지원하기 위해 윤리적 관점을 고려하여 데이터를 수집하고(gathering), 분석하고(analyzing), 상호소통(communicating)하는 동시에 증거 기반의 HR 연구 및 분석 기법 등을 활용하는 적극적(proactive)이고 체계적인(systematic) 과정'으로 정의한다. 이 정의는 HR Analytics가 전체적인 조직의 전략 목표를 달성하는 데 기여해야 한다는 점을 강조하고 있다.

Margherita(2021) 역시 다양한 HR Analytics 정의들을 분석하여 HR Analytics와 관련된 106개의 개념과 자원들을 정리하고 있다. 여기에는 인공지능(Artificial Intelligence), 클라우드 시스템(Cloud-based system), 데이터 클러스터링 기술(Data Clustering tools)과 같은 기술적 요소뿐만 아니라 소셜 미디어(Social Media and professional network), 온라인 채용(online recruitment), 기술 평가(skill assessment, identification and normalization) 등과 같은 활용 분야 등을 망라한다.

Adapted definition	Source
Extensive use of data, statistical and quantitative analysis, <i>explanatory and predictive models</i> , and fact-based management to drive decisions and actions involving personnel	Davenport & Harris, 2007
A set of <i>six kinds of analytics</i> in terms of human-capital facts, analytical HR, human-capital investment analysis, workforce forecasts, talent value model, and talent supply chain	Davenport et al., 2010
<i>Logical analysis</i> that uses objective business data as a basis for reasoning, discussion, or calculation	Fitz-enz, 2010
<i>Evidence-based</i> approach to managing people and people processes within organizations	Bassi et al., 2010
Evidence-based HR driving <i>strategic impact</i> based on logic-driven analytics, segmentation, risk leverage, synergy and integration and optimization	Boudreau & Jesuthasan, 2011
Approaches for uncovering unique <i>insights</i> about people that enable faster and more accurate <i>decision-making</i> to executives	Guenole et al., 2015
Rigorously <i>tracking HR investments and outcomes</i>	Ulrich & Dulebohn, 2015
<i>Multidisciplinary approach</i> to integrate methodologies for improving the quality of people-related decisions	Mishra et al., 2016
<i>Bringing together HR and business data</i> for analyzing people-related risks, performance characteristics, engagement and culture, and identifying career paths	Bersin et al., 2016
A HR practice enabled by information technology that uses <i>descriptive, visual, and statistical analyses</i> of data related to HR capital and organizational performance to establish business impact and enable data-driven decision-making	Marler & Boudreau, 2017
HR analytics is the <i>systematic identification and quantification</i> of the people drivers of business outcomes	van den Heuvel & Bondarouk, 2017
<i>Data, metrics, statistics and scientific methods</i> , with the help of technology, to gauge the impact of human capital management practices on business goals	Kryscynski et al., 2017

<표 3> HR Analytics 정의 (Margherita, 2021)

Margherita(2021)은 이렇듯 각 연구자들의 정의를 종합하여 4가지의 핵심 요소(key elements)를 도출했다. 첫 번째는 인사 관련 의사결정에 대한 증거 기반 접근 (an evidence-based approach)이다. 둘째는, HR data의 분석(analysis)과 시각화(visualization) 관련 체계적인 방법론을 채택하는 것이다. 셋째는, 조직의 최고위층, 의사결정권자의 필요에 부응하는 것이다. 네 번째로 다층적 측면의 노력을 수반한다. (multi-process and multi-application endeavor)

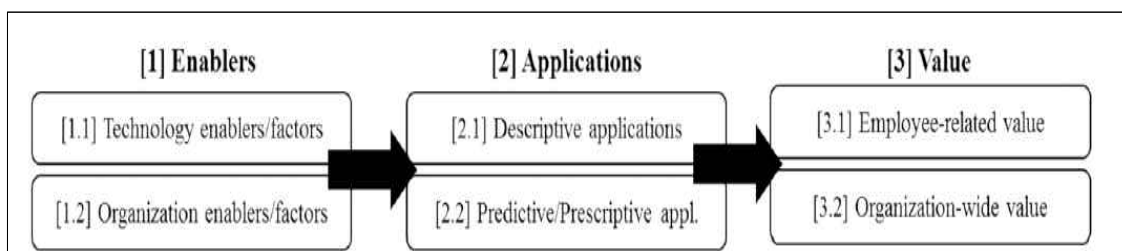


Fig. 3. Areas of concepts found in reviewed works associated to HR analytics.

<그림 6> HR Analytics 정의 관련 개념 영역 (Margherita, 2021)

Marler and Boudreau (2017)는 HR Analytics를 '조직성과에 영향을 미치고 데이터에 기반한 의사결정을 하기 위해 HR processes, 인적 자원(human capital), 조직 성과, 외부 경제 지표 등과 관련된 데이터를 활용하여 descriptive, visual, statistical 분석을 활용하는 IT 기술에 의해 가능해진 HR practice로 정의하고 있다.

Shrivastava et al.(2018)는 HR Analytics를 데이터 마이닝(data mining), 예측 분석(predictive analytics), 맥락 분석(contextual analytics)과 같은 분석 기술을 더 나은 의사결정을 위해 사용하는 것이라고 정의하고 있다. Zeidan & Itani(2020)은 정확한 분석 기반, 증거 기반의 인사 관련 의사결정을 제공하기 위한 능력을 HR Analytics로 정의하면서, HR Analytics는 상이한 내부의 HR functional data와 외부 데이터를 통합하는 과정을 포함한다고 언급하고 있다.



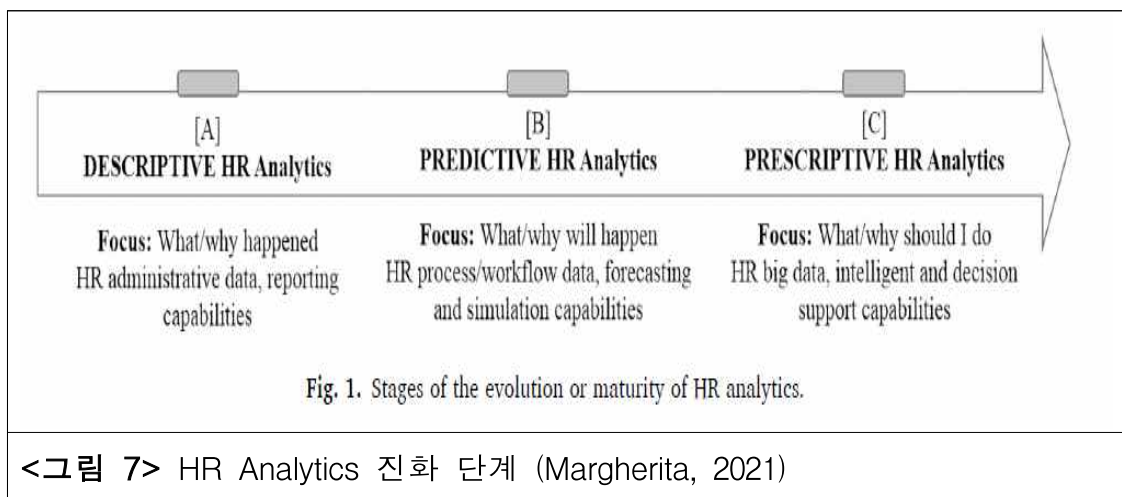
OECD에서는 공공 부문에 특화된 성격의 HR Analytics를 DD(data-driven) HRM라는 개념으로 설명하고 있다. OECD는 DD HRM을 인력 구조 데이터(demographic data), 급여 및 이직률과 같은 행정 업무 관련 데이터(administrative data) 직원 대상 설문조사를 통해 확인한 직원들의 인식 관련 데이터(employee perception data), 그리고 성과 데이터 등 HR 관련 데이터를 수집(collecting), 측정(measuring), 활용(using)함으로써 더 나은 인사 관련 의사결정을 하도록 하는 전략적 프로세스로 정의하고 있다. (OECD, 2019) DD HRM은 직관이나 개인적 경험 대신에 데이터와 증거에 기초한다는 특징을 갖는다. Data-driven HRM과 관련해서는 민간 부문과 비교할 때 공공 부문에 분석 practices를 도입할 때 특별히 고려해야 할 요소로서 개인정보 이슈(privacy), 윤리적 이슈(ethical issues) 등이 존재한다.

다양한 정의에 대한 논의 중 HR Analytics에 활용되는 분석 기술에 대해 강조하는 것들도 존재한다. Shrivastava et al. (2018)은 대표적인 분석 기술로 데이터 마이닝(data mining)과 머신 러닝(machine learning)을 제시하고 있다. 데이터 마이닝은 대량의 raw data에서 특정한 흐름(trends)를 확인하고 이를 의미 있는 정보로 전환해주는 기술이다. 머신 러닝은 데이터를 분석하고 패턴을 확인하는 기술로 인공지능(Artificial Intelligent)의 한 형태이다.

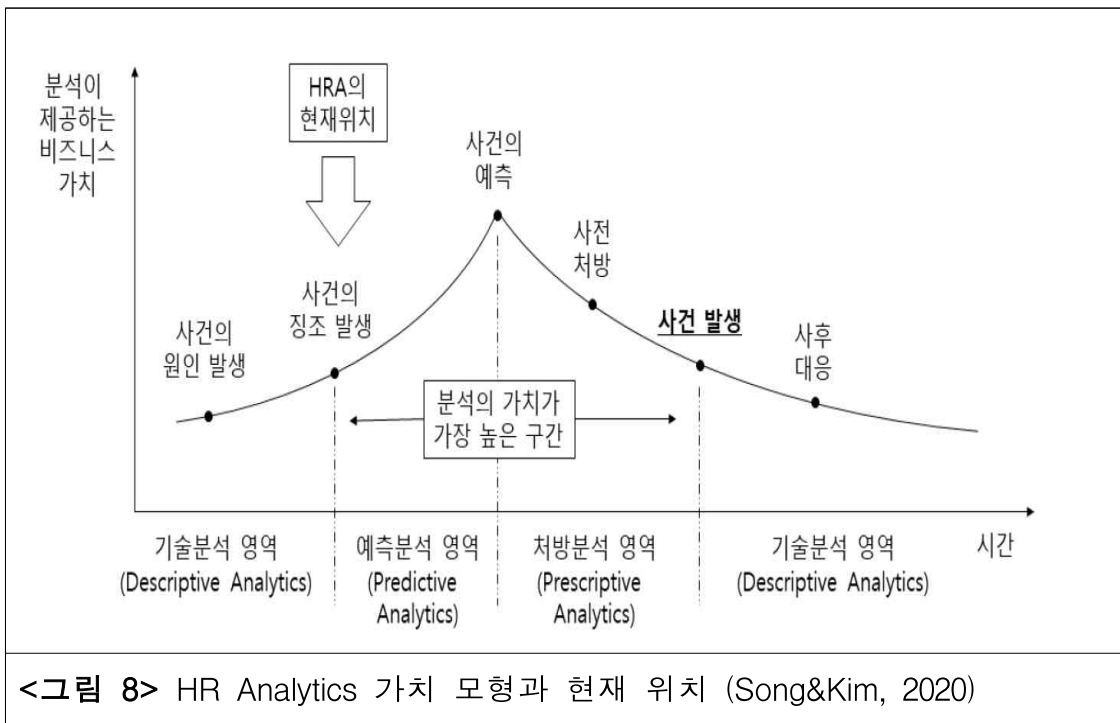
Chung&Kim(2020)은 HR Analytics에 활용되는 디지털 기술을 4가지로 분류하고 있다. 1) 효율성 기술(efficiency technologies; 예: 클라우드) 2) 연결망 기술(connectivity technologies, 예: 5G, IoT), 3) 신용 및 탈 금융화 기술(trust disintermediation technologies, 예: blockchain), 4) 자동화 기술 (automation technologies, 예: Big Data, AI) 이 중에서도 HR Analytics는 효율성 기술 중 하나인 클라우드 기술을 활용하여 대용량의 데이터를 저장할 수 있으며, 자동화 분야 대표 기술인 Big Data 기술을 활용하여, 비정형화된 데이터들을 빠른 속도로 가공, 처리할 수 있다. 5G 및 IoT와 같은 연결망 기술을 통해 직원들의 행동 등에 대한 다양한 데이터를 확보할 수 있으며, 보안 및 암호화 기술을 통해

법적 윤리적 테두리 내에서 HR Analytics가 실행될 수 있도록 해 준다. 동시에 HR Analytics에 의해 인적자원이 가진 잠재적인 능력·창의성을 최대한 끌어낼 뿐만 아니라, 인적자원들 간의 갈등의 최소화하고 협업 생산성을 극대화할 수 있는 팀 구성(group composition)도 가능하게 해줄 수 있다.

HR Analytics의 발전 단계를 구분하는 연구 사례들도 존재한다. Heuvel and Bondarouk (2017)는 기술의 발전 단계에 따라 HR Analytics의 진화단계를 기본적인 자동화(automation)에서부터 빅데이터와 인공지능의 디지털 전환(transformation)으로 구분하고 있다. Margherita(2021)은 HR Analytics의 진화 3단계를 제시하고 있다. 3단계는 과거 발생한 문제의 원인 등을 사후에 분석하는 ‘descriptive analytics’, 미래에 일어날 가능성이 있는 문제에 대한 답을 찾는 ‘predictive analytics’, 조직의 발전을 위해 어떤 방향으로 어떤 일을 해야 하는지에 대한 답을 제시하는 ‘prescriptive analytics’이며 prescriptive analytics가 가장 난이도가 높은 단계이다. 이 모델은 성숙도에 기초하여 발전 단계를 구분했다는 점에서 주목할 만하다. 많은 조직들이 predictive analytics, prescriptive analytics 단계의 사이에 위치하고 있으며, prescriptive analytics 단계로의 발전이 필요하다. (Song&Kim, 2020)

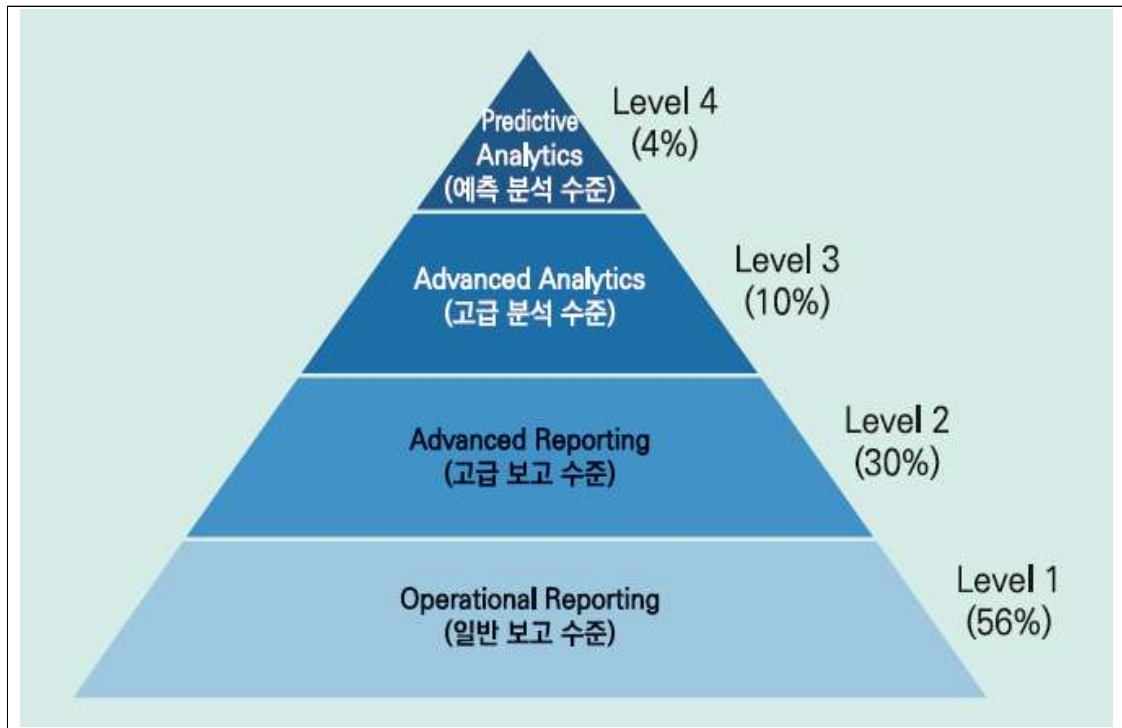


이러한 진화단계를 분석이 제공하는 비즈니스 가치와 연계하여 설명하기도 한다. 기술 분석 영역(descriptive analytics)은 사건의 원인이 발생한 시기에 이루어진다. 사건의 징조가 발생할 때부터 실제 사건의 예측이 이루어지는 구간은 예측분석 영역(predictive analytics)이다. 사건에 대한 예측을 바탕으로 사건 발생 전 사전 처방을 하는 단계가 처방분석(prescriptive analytics) 영역이다. 이 중 예측분석과 처방분석 영역이 분석의 가치가 가장 높은 구간이다. 이 연구에서는 현재 HR Analytics와 관련된 많은 practices들이 기술 분석 영역에 머물러 있다고 보고 있으며, 지속적인 연구와 개선을 통해 예측분석, 처방분석으로 발전해 나가야 한다고 주장한다.



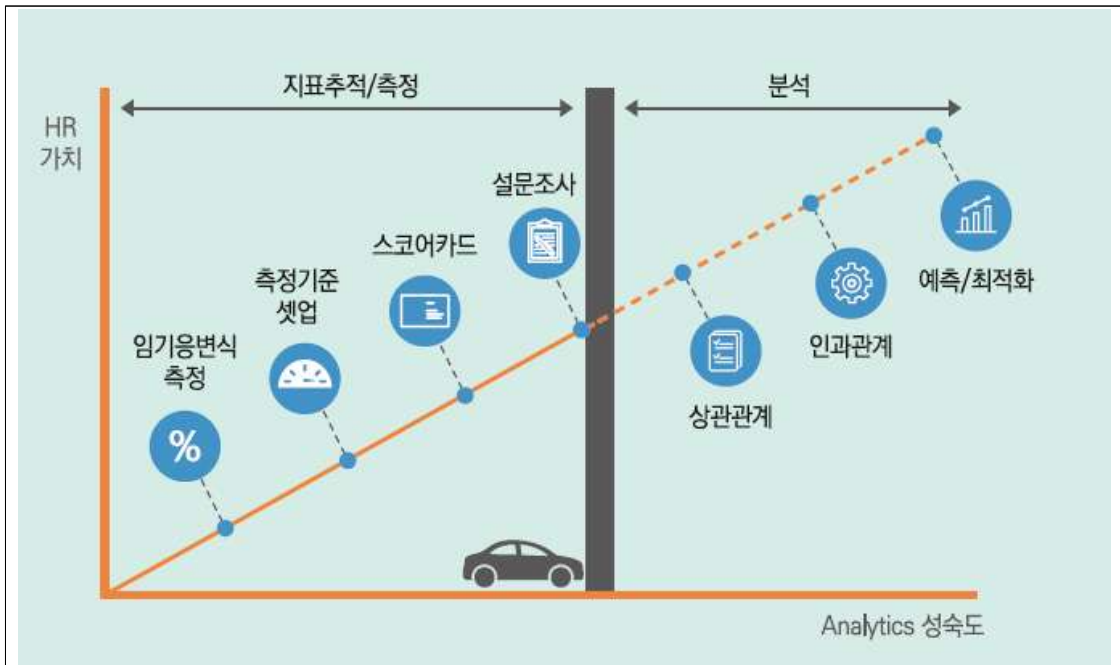
Josh Bersin은 HR Analytics의 성숙도에 따른 4단계 모델을 제시하고 있다. 가장 초보적인 단계는 일반 보고 수준(operational reporting)과 고급 보고 수준(advanced reporting)이다. 일반 보고 수준은 HR 관련 현황, 과거에 발생한 문제점 등에 대한 원인 등을 사후적으로 분석하는 단계를 의미한다. 더 고차원적인 단계로 고급 분석 수준(advanced analytics), 예측 분석 수준(predictive analytics)을 제시하고 있다. 이는 향후 발생할 가능성이 있는 문제에 대한 예측뿐만 아니라 그에 대한

해결책을 제시하는 단계의 분석이다. 이 단계들은 predictive analytics, prescriptive analytics와 유사한 단계라고 할 수 있다.



<그림 9> Josh Bersin의 'HR Analytics 성숙도' 4단계 모델(KIRD, 2021)

John Boudreau는 HR Analytics의 성숙도에 따라 크게 2단계로 구분했다. 첫 번째 단계는 단순히 지표를 추적하고 측정하는 수준이다. 이 단계에서는 구체적인 계획이 아닌 임기응변식 측정에 기초하는 경우가 많다. 설문조사 등의 방식을 통해 데이터를 수집하고, 스코어카드 등을 활용하여 각 데이터의 값을 정리한다. 하지만, 이 단계에서는 데이터의 표면적 수치를 넘어서는 내면의 의미 있는 추세, 인과관계 등을 파악하기는 어렵다. 두 번째 단계는 '분석'의 영역이다. 데이터에 대한 분석을 통해 여러 변수들 간의 복합적인 상관관계, 인과관계를 파악하고 이를 바탕으로 예측하고 기존의 조직 운영방식을 최적화하는 데 활용한다.



<그림 10> John Boudreau의 'Wall of HR' (KIRD, 2021)

이러한 다양한 HR Analytics의 개념 정의를 종합해볼 때, 공통적으로 나타나는 특징은 다음과 같다.

- 1) 분석 대상으로서의 조직 내외부의 다양한 데이터
- 2) 방대한 데이터를 효과적으로 분석할 수 있는 advances analytic technology (Data mining and machine learning)
- 3) HR Analytics의 궁극적인 목적인 조직의 전략적 의사결정 지원

다양한 출처를 통해 수집된 각종 인적자원 관련 데이터들이 Big Data 분석 및 AI와 같은 발전된 분석 tools에 의해 효과적으로 분석될 수 있는 것이다. (Chung&Kim, 2020 ; Shrivastava et al., 2018) 의사결정 지원과 관련해서는, HR Analytics의 본질적인 목적은 "분석을 통해 혁신적인 insights를 창출하는 것이 아니라 조직 내 인력 운영과 관련한 의사결정을 지원하는 것"에 있다. (van den Heuvel & Bondarouk, 2017)

## 2. 프로세스(Process)

앞서 HR Analytics 정의에 대한 논의에서 많은 연구들이 process로서의 HR Analytics의 특성을 강조하고 있다. 그로 인해 각 연구자들이 다양한 HR Analytics process를 제시하고 있다.

Fink(2017)는 HR Analytics가 조직의 목표달성에 기여하고, 가치를 창출할 수 있는 방향으로 수행되기 위해서 7단계의 프로세스를 거쳐야 한다고 주장한다. 이 7단계의 프로세스는 다음과 같다. 이 모델은 목표 설정부터 효과성 검증에 이르기까지 HR Analytics의 논리적 일관성을 강조한다.

- 1) 올바른 질문하기 (asking the right question)
- 2) 올바른 방법론 확인하기 (identifying the right method to answer that question)
- 3) 데이터 탐색 및 생성 (locating or generating the data to answer the question)
- 4) 효과적이고 적절한 데이터 분석 (effectively and appropriately analyzing the data)
- 5) 분석에 기반한 인사이트 도출 (developing insight based on the analysis)
- 6) 인사이트에 기반한 행동 착수 (taking action based on that insight)
- 7) 행동의 효과성 측정 (measuring results to determine whether your action was effective)

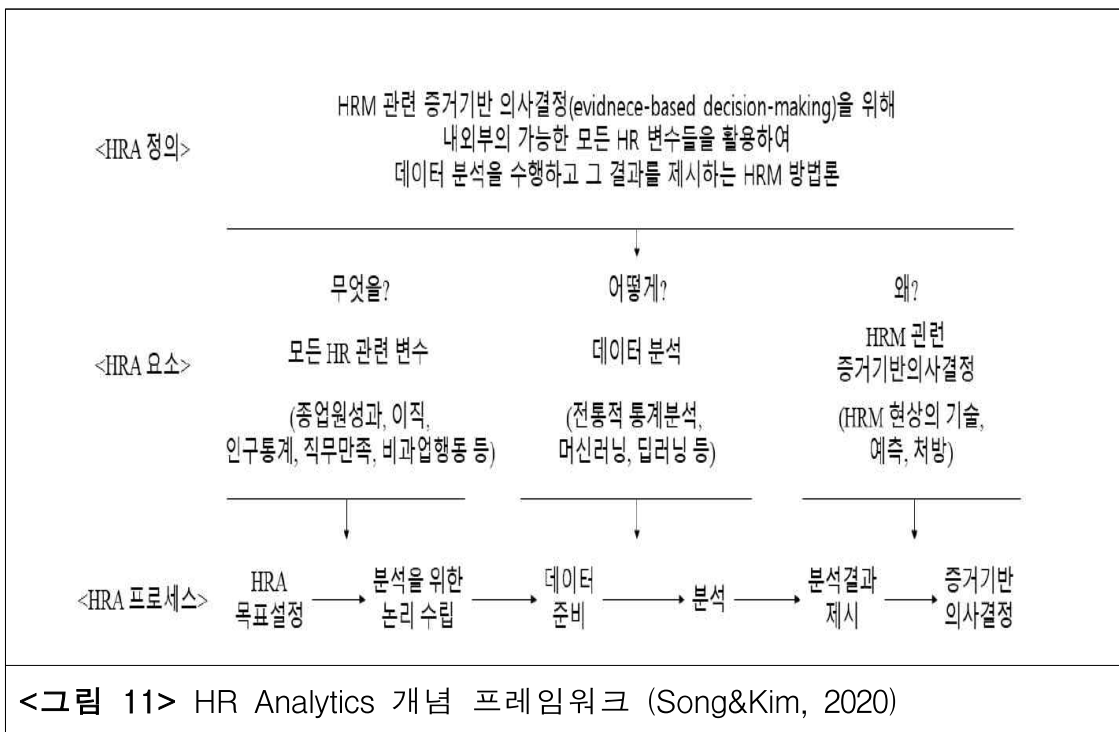
Song&Kim(2020)는 여러 논문들의 HR Analytics 프로세스를 정리하여

1) 목표 설정 (prioritizing goals) 2) 분석을 위한 논리 수립 (establishing logics) 3) 데이터 준비 (data gathering) 4) 데이터 처리 (data preprocessing) 5) 분석 (analyzing) 6) 의사결정 (decision making)의 6단계로 구분하고 있다. 다른 모델과는 달리, 이 모델은 데이터 분석의 사전 단계로서 데이터 정비(data-cleaning), 데이터 표준화

(data format standardization)을 독립적인 별도의 단계로 규정하고 있다는 점을 주요 특징으로 한다.

저자 및 발표년도	제안 프로세스
Hamilton & Sodeman(2020)	기업가치사슬 및 역량 고려 → 주요 문제 설정 → 데이터원천 확인 → 이해관계자들과의 협력 → 데이터분석 → 윤리적 문제 검사 → 분석 결과검토 → 일선관리자의 변화 실행
Tambe, Cappelli & Yakubovich(2019)	데이터생성 → 머신러닝 분석 → 의사결정 → 수행
Mclver, Lengnick-Hall & Lengnick-Hall(2018)	이슈 우선순위 선정 → 연역과 귀납의 통합적 접근 → 데이터준비 → 분석 → 시사점 제공 및 실행
Claus(2019)	프로젝트 파악 → 팀 구성 → 데이터 분석 → 전략실행
Shah, Irani & Sharif(2017)	전략수립 → 데이터 측정 → 분석 → 결과보고 → 실행
Marler & Boudreau, (2017)	로직수립 → 분석수행 → 수치화를 통한 결과제시 → 의사결정 및 실행

<표 4> HR Analytics 프로세스 정리 (Song&Kim, 2020)



<그림 11> HR Analytics 개념 프레임워크 (Song&Kim, 2020)

Green(2017)는 Guenole et al. (2017)가 제시한 8단계 방법론 (methodology)을 소개하고 있다. 이 8단계의 방법론은 HR Analytics를 선도하는 기업 담당자, 학계 관계자, 컨설턴트, 애널리스트 60명을 대상으로 한 인터뷰 결과를 통해 도출한 것이다. 이 모델은 분석의 결과에 대한 고위층(top management), 계선 관리자(line manager) 등과 같은 이해관계자(stakeholders)의 지지의 중요성을 강조하고 있다.

왜 이 프로젝트를 실행하는가? (Why undertake the project?)

- 1) 비즈니스 문제 정의 (Frame business questions)
- 2) 가설 설정 (Build hypotheses)

이 프로젝트는 어떻게 실행되는가? (How should the project be carried out?)

- 3) 데이터 수집 (Gather data)
- 4) 분석 실행 (Conduct analyses)
- 5) 인사이트 도출 (Reveal insights)
- 6) 제안사항 결정 (Determine recommendations)

이 프로젝트를 통해 어떤 결과를 얻는가? (What will result from the project?)

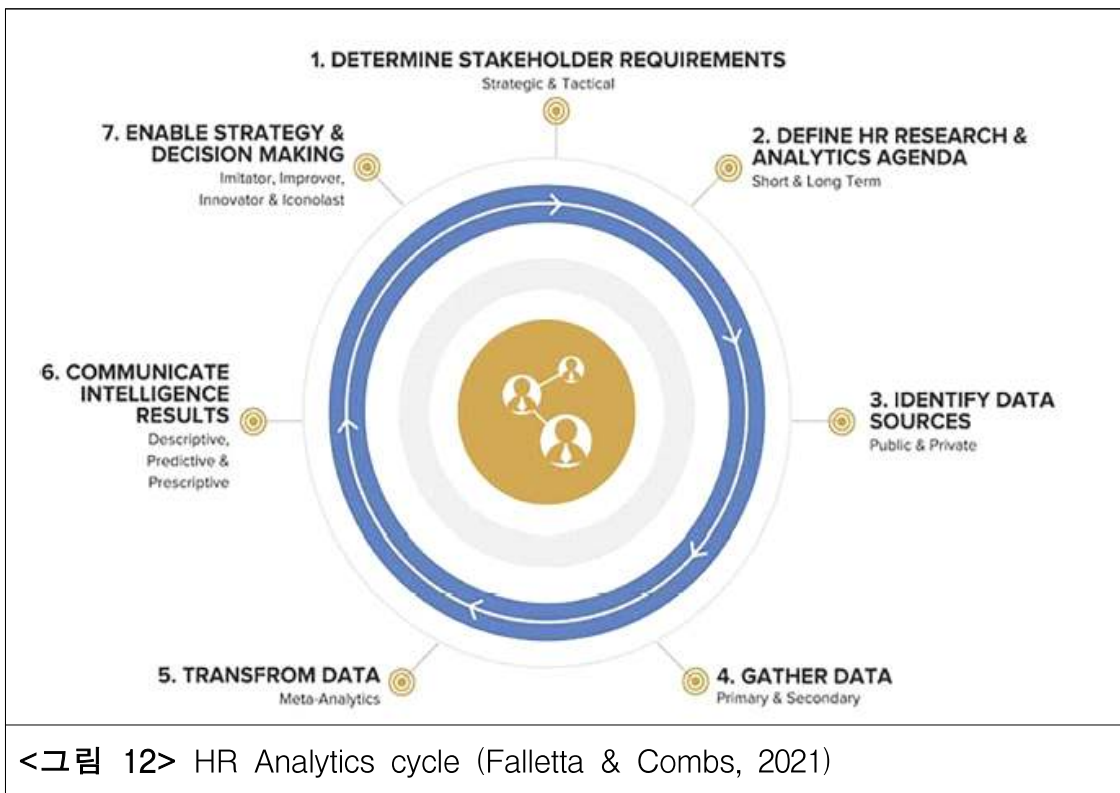
- 7) 인사이트 시각화, 제안사항을 통합한 스토리 만들기 (Get your point across)
- 8) 실행 및 평가 (Implement and evaluate)

Falletta & Combs(2021)은 다음과 같은 HR Analytics cycle을 제시한다. 이 흐름(cycle)은 분석을 통해 적절한 결과가 도출되기 위해서는 이해관계자의 지지와 명확한 분석 대상의 선정이 필요하다는 점을 강조하고 있다.

- 1) 이해관계자 요구사항 파악 (Determine stakeholder requirement)

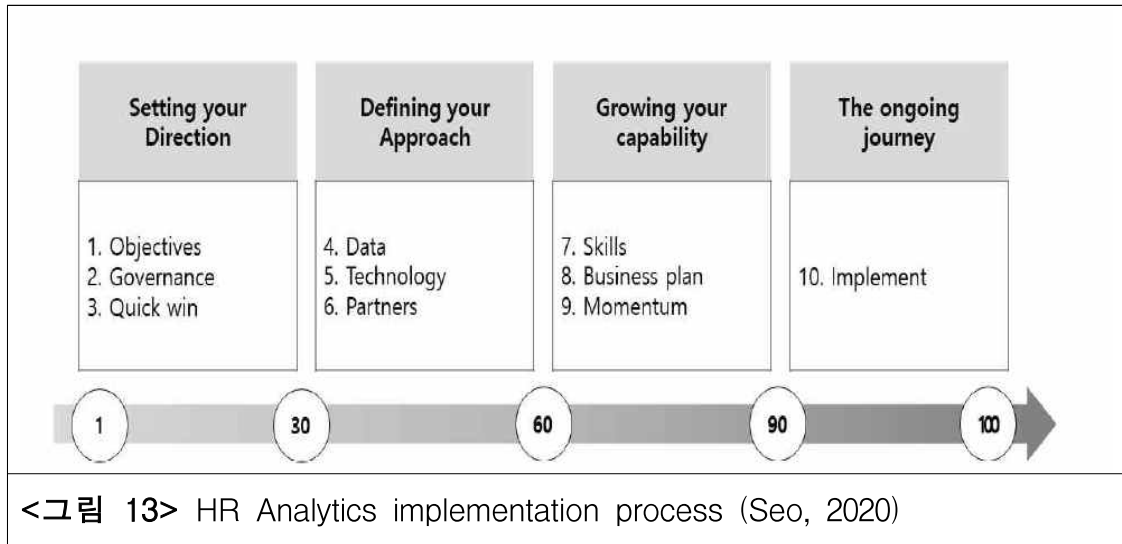


- 2) 연구 주제 선정 (define HR research & analytics agenda)
- 3) 데이터 source 파악 (identify data source)
- 4) 데이터 수집 (gather data)
- 5) 데이터 변환 (transform data)
- 6) 분석결과 공유 (communicate intelligent results)
- 7) 전략 및 의사결정에 반영 (enable strategy & decision making)



IBM은 HR Analytics가 기업에 정착될 수 있는 기간을 초기 100일로 설정하고 이 기간의 HR Analytics 활용 프로세스를 4단계로 제시하고 있다. 첫 번째 단계는 방향 설정 (setting your direction)으로 분석의 목표를 설정하고 거버넌스(governance)를 만드는 과정을 포함한다. 두 번째 단계는 접근방식 결정(defining your approach)으로서 실제 분석을 위한 데이터, 기술, 참여 대상(partners)들을 결정하는 과정이다. 세 번째는 능력 배양 (growing your capability), 마지막 단계는 지속 추진 (the ongoing journey), 즉 실행 단계이다. (Seo, 2020) IBM 모델은 HR Analytics의 필수 과정 중 하나로 HR Analytics의 실행을 위한 역량

(competency) 배양을 포함시켰다는 점에서 의미가 있다.



또한 IBM은 영향도(level of impact)와 난이도에 따라 분석 프로젝트를 분류하고 있다.

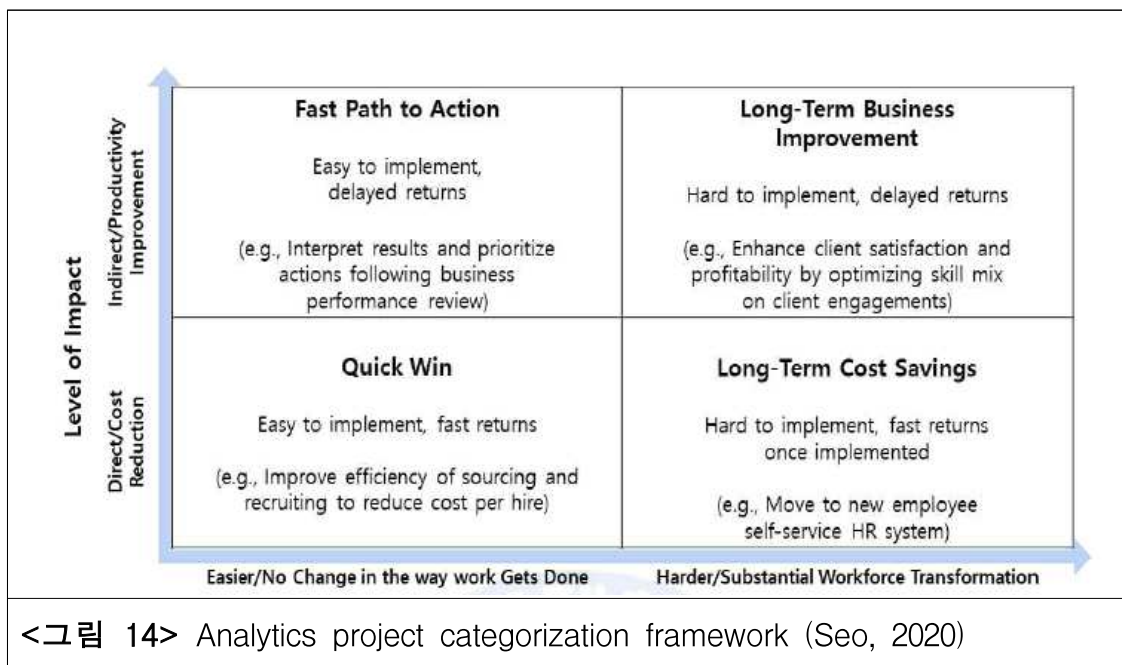
첫 번째로 영향도 측면에서 직접적이고 비용 감소의 성격이 강하고, 난이도 측면에서는 실행이 용이하고 업무 수행 방식에서 직접적인 변화가 없는 경우를 'quick win'으로 분류하고 있다. quick win의 경우 실행이 용이하고, 효과 또한 즉각적으로 나타난다. quick win의 예는 채용 관련 비용을 감소시키기 위한 자원 배분 및 절차 관련 효율성을 상승시키는 것이다.

두 번째로 영향 측면에서는 비용 감소와 관련성이 높고 난이도 측면에서는 실질적 전환이 이루어지는 경우는 'long-term cost saving' project에 해당한다. 이러한 프로젝트는 실행하기는 어렵지만 실행되면 그 효과는 바로 나타난다. 대표적인 예는 새로운 직원 대상 self-service HR system을 도입하는 것 등이 있다.

세 번째로, 영향 측면에서는 생산성 향상과 관련되어 있고, 실행이 용이한 경우는 'fast path to action' 성격의 프로젝트에 해당한다. 이러한 프로젝트는 실행하기는 쉽지만, 효과가 발생하기까지는 시차가 존재한다.

대표적인 예로 성과 리뷰에 따라 결과를 해석하고 행동 우선순위를 설정하는 것 등이 있다.

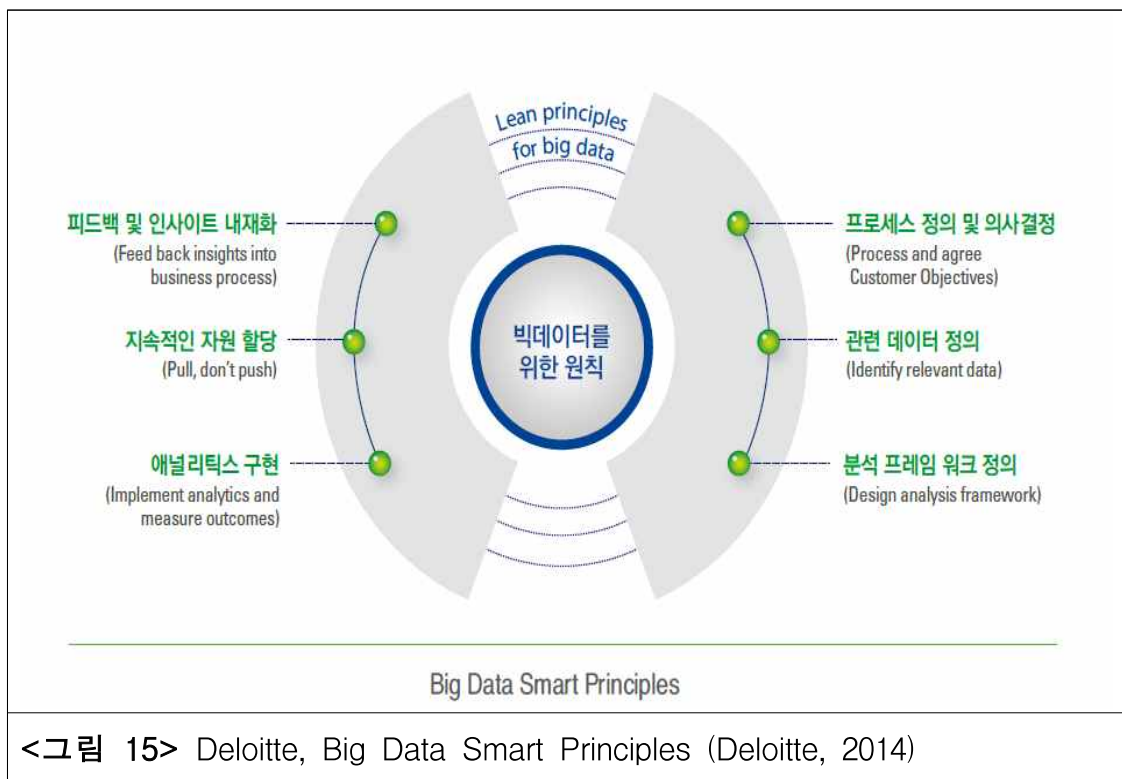
마지막으로 실행이 어렵고 전면적인 변화를 가져오면서 생산성 향상과 관련된 분석 프로젝트는 ‘long-term business improvement’ 이다. 고객 참여 관련한 기술들을 최적화함으로써 고객 만족도와 이윤을 향상시키는 것이 이에 해당한다.



딜로이트는 Big Data smart principles로서 6단계 프로세스를 제시하고 있다. (Deloitte, 2014) 이 모델은 분석 활용(analytical practices)에 대한 합의를 필수적인 요소로 고려한다.

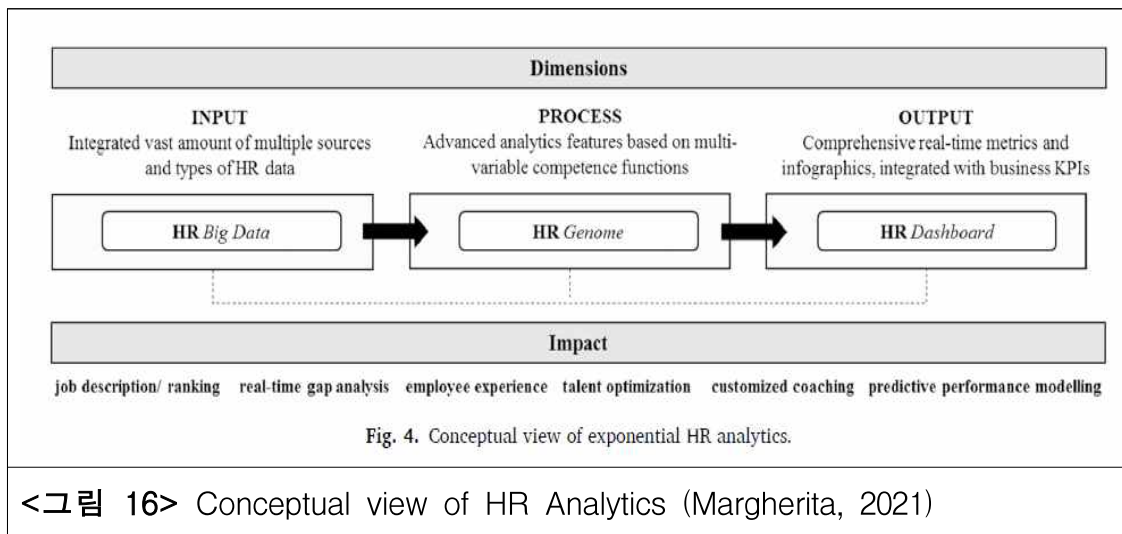
- 1) 프로세스 정의 및 의사결정 목표 설정 (process and agree customer objectives) - 분석을 통해 얻고자 하는 결과를 명확하게 설정해야 한다. 이 과정에서 최대한 다양한 이해관계자들의 의견을 충분히 수렴할 필요가 있다.
- 2) 관련 데이터 정의 (identify relevant data) - 분석 이슈와 관련성이 높은 데이터의 소재 여부, 확보 가능성, 표준화 정도 등을 확인한다.

- 3) 분석 프레임워크 설계 (design analysis framework) - 분석 도구 선정, 분석을 위한 알고리즘 구성
- 4) 분석 실시 (implement analytics and measure outcomes) - 실제 분석 작업을 수행하고, 분석을 통해 도출된 결과의 적절성을 검증
- 5) 지속적인 자원 할당 (pull, don't push) - 의도한 분석 결과를 얻기 위해 분석에 적합한 형태의 데이터 지속 제공, 의사결정권자의 분석 실행에 대한 적극적인 지지 표명 등
- 6) 분석결과의 반영 (feedback insights into business process) - 분석 결과를 실제 조직 의사결정 과정에 반영



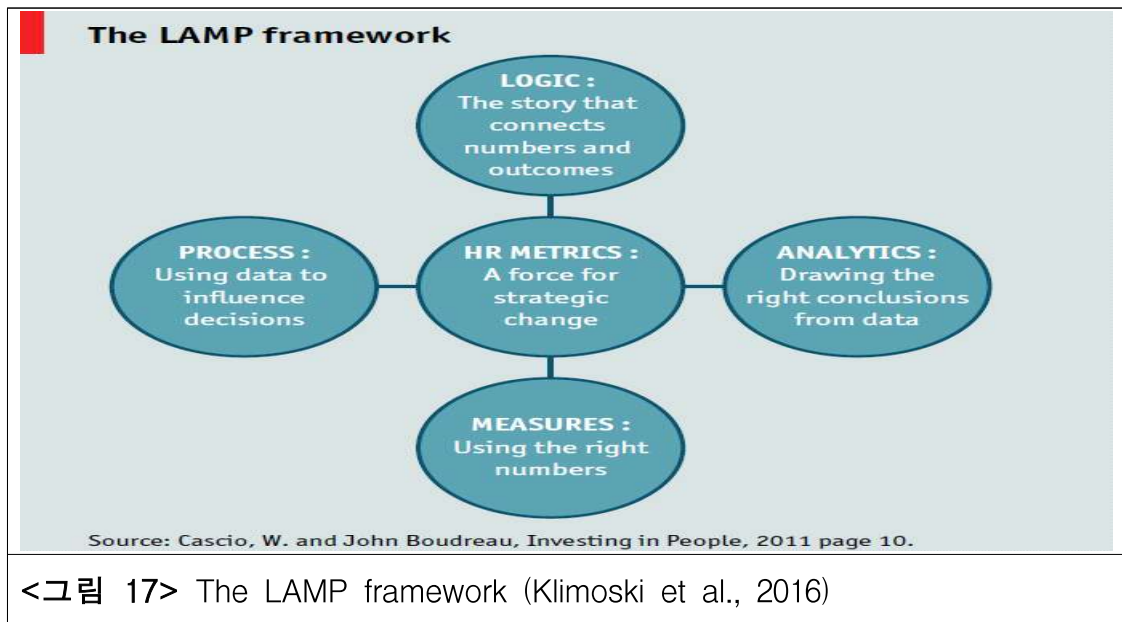
Margherita(2021)은 HR Analytics 구현을 위해 input-process-output의 3가지 drivers를 제시하고 있다. Input은 대용량의 다양한 데이터 (massive quantities and varieties of HR data sources)의 확보 가능성 (availability)을 의미한다. Process는 HR 관련 데이터를 처리하기 위한 정교한 방법론과 분석 툴의 채택 및 개발(adoption/development)을 의미한다. 새로운 가치를 창출하는 HR metrics와 발전된 시각화/보고

(visualization/reporting) system을 Output이라고 한다. 이러한 process를 통해 실제 조직에 영향을 끼칠 수 있는 분야로는 직무 기술, 등급 설정 (job description / ranking), 실시간 역량 갭 분석 (real-time gap analysis), 개인화된 맞춤형 코칭 (customized coaching), 예측적 성과 모델링 (predictive performance modeling) 등이 존재한다. (Margherita, 2021) input-output model에 기초하여, Marghaerita는 분석 과정에 거쳐 산출되는 metrics, 조직 구성원과 결과를 공유하기 위해 활용하는 설명 tools 등 구체적인 결과물을 제시하고 있다.

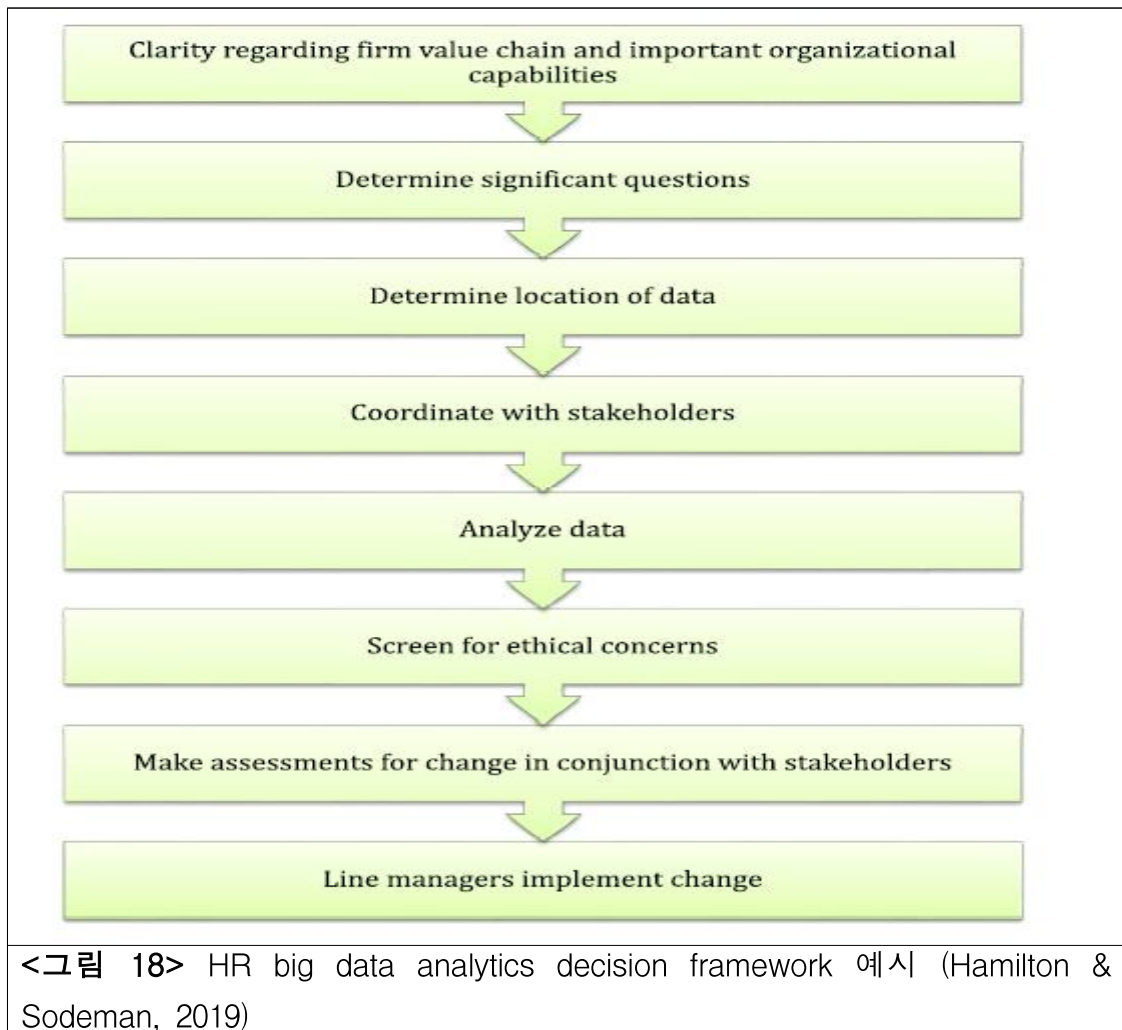


Klimoski et al.(2016)은 분석 대상과 기대 결과와의 명확한 논리적 연결을 강조하는 LAMP framework를 제시하고 있다. HR 측정(HR measurement) 시스템이 고위 의사결정자의 관심을 끌고 투자를 이끌어내기 위해 필요한 4가지 요소가 LAMP이다.

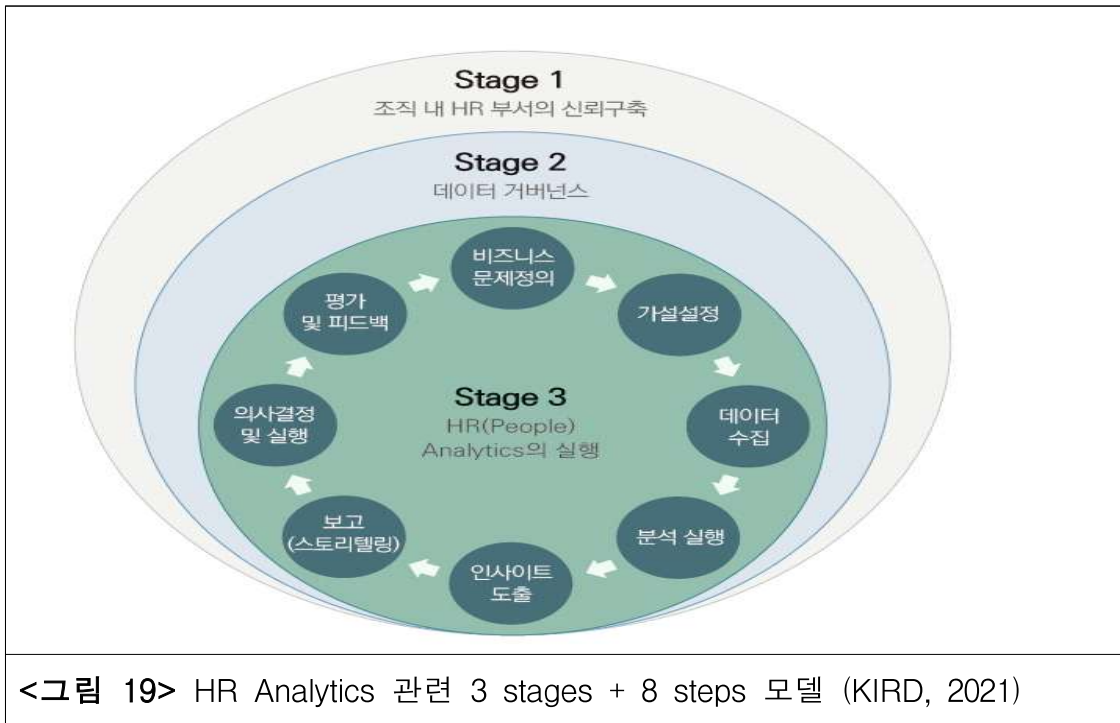
- 1) L(logic) - 데이터와 분석을 통해 도출된 결과 간의 연관성
- 2) A(analytics) - 데이터로부터 의미있는 결과를 도출
- 3) M(measures) - 분석 목표에 부합하는 적절한 데이터 선정
- 4) P(process) - 실제 의사결정에 데이터의 활용



Hamilton & Sodeman(2019)은 HR big data analytics decision framework의 예시를 제시하고 있다. 이 프레임워크의 기본 틀은 다른 프로세스와 유사하나, 이해관계자의 참여를 별도의 단계로 설정했다는 점에서 그 차이점이 존재한다. 이 프레임워크에서는 데이터 소재를 확인한 이후 단계로 ‘이해관계자와의 조정 과정 (coordinate with stakeholders)’을 제시하고 있다. 또한 분석 과정 및 분석 결과에 대한 윤리적 측면 고려를 별도의 단계로 설정했다는 점도 특징적인 점이다. (screen for ethical concerns). 또한 분석 결과를 실제 변화 과정에 반영하는 과정에서도 이해관계자의 참여를 공식화하고 있다. (make assessments for change in conjunction with stakeholders)

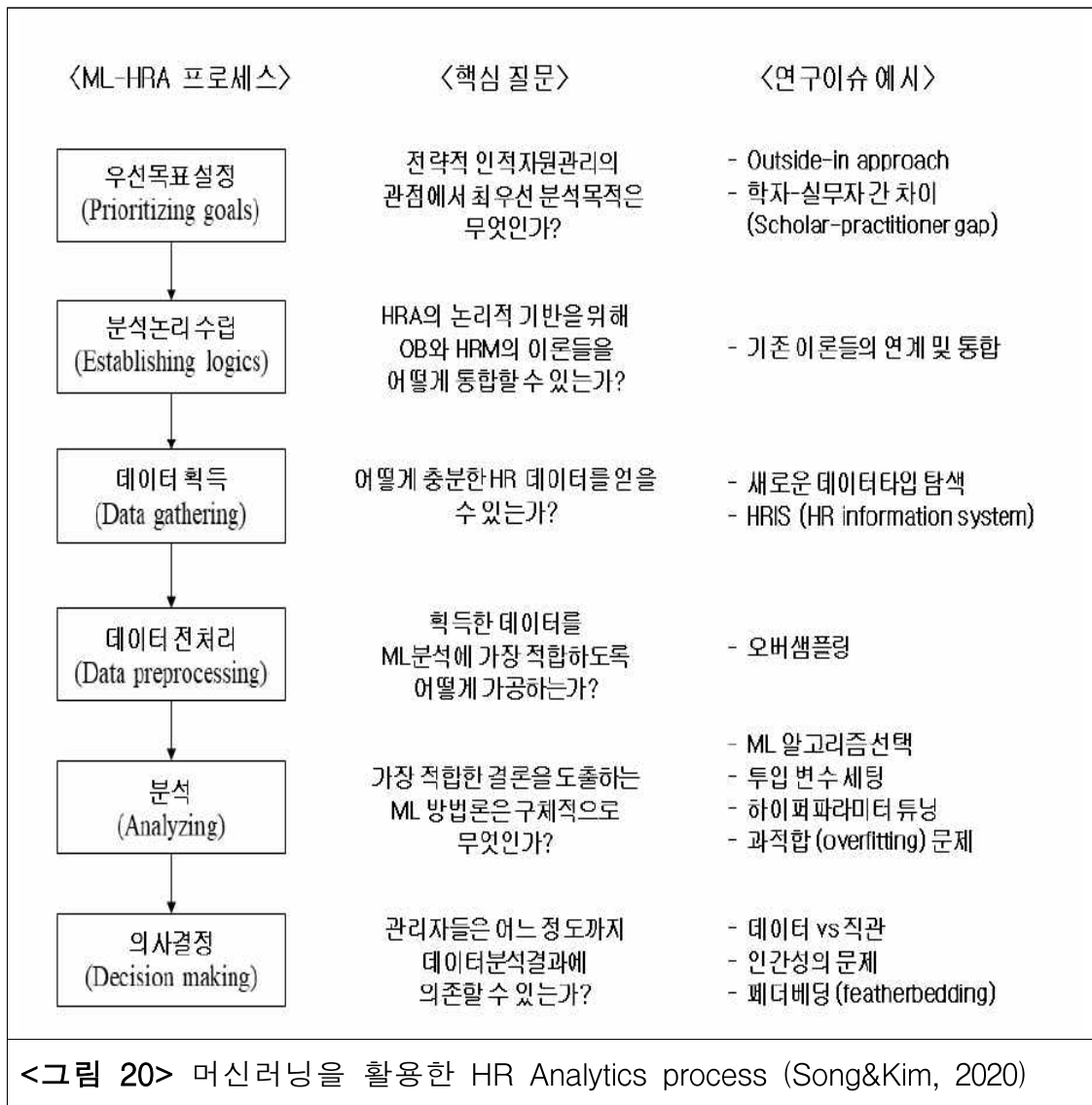


KIRD(2021)에서는 HR Analytics 실행을 위한 3 stages와 8개의 단계를 제시하고 있다. Stage 1은 조직 내 HR 부서의 신뢰를 구축하는 단계이다. HR Analytics 관련 프로젝트를 수행하기 위한 데이터를 수집할 때, 이 프로젝트를 수행하는 이유가 직원들에게 명확하게 전달되어야 하고, 해당 프로젝트로 인해 조직과 직원 개인에게 어떠한 효과가 기대되는지를 설명해야 한다. stage 2는 데이터 거버넌스의 구축이다. 데이터 거버넌스는 데이터 관리 및 취합에 대한 정책, 기준, 담당자, 방법, 절차 등을 세우는 일이다. 이를 위해 HRIS(Human Resources Information System)을 구축하는 것이 필요하다. HRIS를 통해 직원들의 일반 프로파일, 급여, 채용 프로세스, 복지, 보상, 출퇴근 기록 등과 같은 데이터를 통합적으로 관리할 수 있다.



stage 3 단계는 실제 HR Analytics의 실행 단계이다. 이 실행 과정은 비즈니스 문제 정의, 가설 설정, 데이터 수집, 분석 실행, 인사이트 도출, 보고(스토리텔링), 의사결정 및 실행, 평가 및 피드백의 8개 단계로 이루어져 있다. 이 실행 과정에서 주목할 만한 것은 평가와 피드백 단계이다. HR Analytics의 경우 당초 의도했던 유의미한 시사점이 도출되지 않을 가능성이 존재한다. 하지만 단순히 이러한 상황을 실패로 규정하지 않고, 전체 실행 단계를 점검함으로써 다음 시도 때 더 나은 결과를 도출할 수 있다. 또한 우수사례(best practices)를 전체 조직 구성원이 공유함으로써 HR analytics가 조직 업무 운영방식 전반에 내재화될 수 있다. 이런 측면에서 다수의 이해관계자가 참여하는 평가와 피드백이 중요하다.

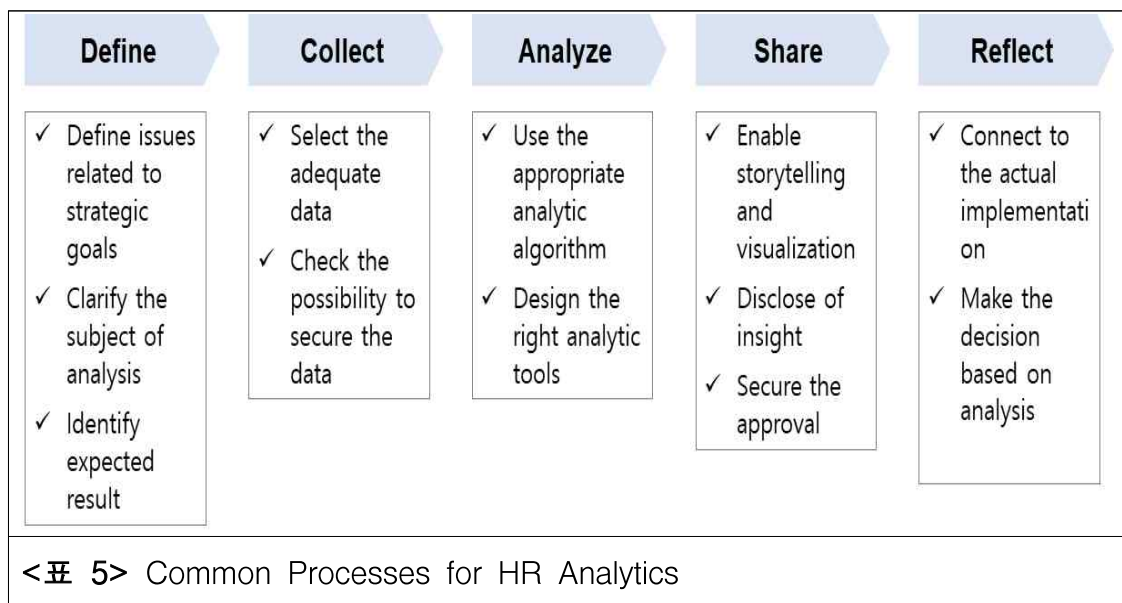




Song&Kim(2020)는 구체적으로 머신러닝을 활용한 HR Analytics process를 제시하고 있다. 머신러닝은 인간의 연산능력으로는 해결할 수 없는 복잡한 계산을 컴퓨터의 반복연산을 통해 해결하는 인공지능(AI)의 한 분야이다. 머신러닝의 종류에는 나이브베이즈, 의사결정나무, 랜덤포레스트 심층신경망(딥러닝) 등이 있다. 이러한 머신러닝은 풍부한 학습 데이터가 존재하는 경우 각 알고리즘에 맞는 최적의 답을 찾을 수 있고 이를 바탕으로 새롭게 주어지는 데이터의 값을 높은 확률로 예측할 수 있다는 점에서 HR Analytics에 부합하는 기술이다.

실제 머신러닝을 활용하여 분석을 하는 과정에서는 특히, 알고리즘 선택, 변수 엔지니어링, 하이퍼 파라미터(hyper-parameter) 튜닝 세 가지가 중요하다. 알고리즘의 경우, 어떤 알고리즘을 선택하느냐에 따라 예측 가능성이 달라진다는 점에서 분석 목적 및 확보 가능한 데이터 등을 고려하여 최적의 알고리즘을 찾는 것이 필요하다. 변수의 경우에도 순도가 높은 변수 조합을 제공할 경우 최종 분석의 예측도가 높아질 수 있다. 하이퍼 파라미터 튜닝은 각 알고리즘 별로 조율이 필요한 세부 지표들을 의미한다. 심층신경망을 예로 들자면, 은닉층의 개수, 은닉층 퍼셉트론 수, 활성화 함수, 아웃풋 함수, 데이터 주입방식, 최적화 방법, 연산 반복 수 등 여러 세부 지표들을 갖는다. 세부 지표들에 대해 적절한 조율이 이루어지지 않는 경우 특정 변수, 데이터들이 과다 대표되는 문제가 발생할 수 있기 때문에 주의가 필요하다.

이러한 다양한 프로세스, 프레임워크 분석을 통해 공통적으로 강조하는 요소들을 도출하고 이를 반영한 HR Analytics의 표준적인 절차를 규정해볼 수 있다.



첫째로, 분석 대상을 정의(define)하는 단계이다. 이때 분석 대상은 조직의 전략적 목표(strategic goals)와 밀접하게 연계되어 있어야 한다.

앞서 언급한 바와 같이 HR Analytics는 조직이 직면한 문제를 해결하는데 기여하고, 조직의 의사결정에 도움을 줄 때 의미를 가질 수 있다. 정의 단계에서 필요한 것 중 하나는 분석 대상(subject of analysis)을 명확히 하는 것이다. 분석을 통해 검증하고 싶거나, 분석결과를 활용하여 조직의 어떤 프로세스 또는 운영방식 등을 개선하고 싶은지를 면밀하게 검토해야 한다. 모호한 분석 동기만으로는 아무리 풍부하고 관련성 높은 데이터를 활용한다고 하더라도 유의미한 시사점(insights) 도출을 기대하기 힘들다. 이는 곧 문제 정의 단계에서 분석을 통해 어떤 결과 도출을 기대하는지를 함께 검토해야 함을 의미한다.

둘째, 데이터를 수집(collect)하는 단계이다. 데이터는 HR 부서에서 관리하고 있는 인사 관련 기본 데이터에서부터 조직 내 각 부서에서 개별적으로 관리하고 있는 데이터들을 망라할 수 있다. 예를 들어 재무 부서의 예산 관련 데이터, 각 프로젝트 담당 부서에서 관리하고 있는 실적 데이터, 업무 관련 생성 문서, 직원들끼리 주고받은 이메일 등 다양한 데이터들이 분석의 대상이 될 수 있다. 조직 내부뿐만 아니라 조직 외부에도 활용할 수 있는 다양한 형태의 데이터들이 존재한다. 이 때 중요한 것은 어떤 데이터가 분석 목표와 관련성이 있는지를 확인하는 한편, 실제 그 데이터를 확보할 수 있는지 여부를 확인하는 것이다. 분석을 위해 필요하다고 하더라도 접근이 제한되거나 개인정보, 보안 이슈 등을 활용할 수 없는 데이터가 존재할 수 있다. 또한 데이터 품질(quality) 관련 분석을 위해 너무 많은 데이터 정비(cleaning)가 필요한 경우가 발생할 수 있다.

셋째, 수집한 데이터를 분석(analyze)하는 단계이다. 가장 중요한 것은 분석 목표에 부합하는 알고리즘(algorithm)을 설계하는 것이다. 알고리즘을 설계하는 것은 사람이기 때문에, 알고리즘 설계 과정에서 편견이나 선입견이 반영되는 것을 방지하는 것이 중요하다. HR Analytics가 단순히 기술적 이슈에 의해 좌우되는 것이 아니라, 분석 전문가 확보 등 복합적 요인들과 관련되어 있다. 이러한 알고리즘 설계와 함께, 확보한 데이터의 종류, 분석 주제의 성격 등을 종합적으로 고려하여 가

장 효율적인 분석 툴(analytic tools)를 선정하는 것도 필요하다.

넷째, 분석 결과를 공유(share)하는 단계이다. HR Analytics를 통한 분석결과는 실제 조직의 의사결정에 반영되었을 때에만 의미를 가진다. 하지만 조직에서 주요 의사결정을 담당하는 고위직들은 세부적인 분석 내용보다는 그 분석이 조직의 개선 및 성과 향상에 어떻게 기여할 수 있는지에 관심을 가진다. 이런 분석결과를 조직 경영진 또는 일반 직원들에게 직관적이면서도 명확하게 설명하기 위해 다양한 시각화(visualization) 및 스토리텔링 기법을 활용하는 것이 중요하다. 조직 내 다양한 이해관계자들이 이해 가능한 수준으로 분석 결과 및 도출된 시사점을 공유할 때 이 분석결과가 실제 조직 운영방식 개선 및 성과 향상을 위한 노력에 반영될 가능성이 높아진다.

마지막으로, 실제 의사결정에 반영(reflect)하는 단계이다. HR Analytics를 활용하는 목적은 다양하다. 단순히 HR process를 개선하는 것에서부터 업무환경에서 직원들이 불편함을 느끼는 지점을 찾아 개선함으로써 조직문화를 개선하는 것, 더 나아가 조직의 성과에 영향을 미치는 변수를 찾아 개선방향을 도출하는 것 까지 HR Analytics는 다양한 분야에서 활용될 수 있다. 이러한 HR Analytics는 기존까지 생각하지 못했던 새로운 아이디어, 시사점을 도출할 수 있다. 이와 동시에 기존부터 인지하고 있었지만 계량화된 근거가 부족하여 추진하기 어려웠던 프로젝트, 또는 정책에 대한 추진 근거를 제공해줄 수도 있다.

### Ⅲ. 공공 민간 부문 HR Analytics 도입 사례 검토

HR Analytics에 대한 관심이 증가함에 따라, 실제 공공과 민간 여러 조직에서 HR Analytics를 활용하는 사례가 증가하고 있다. 많은 사례들이 특정 HR process 개선에 집중되어 있지만, 점차 HR Analytics를 직접적으로 조직의 성과 향상과 연결시키는 시도들 또한 증가하고 있다. (Margherita, 2021) 공공 조직 및 민간 기업에서 활용되고 있는 HR Analytics 사례를 다양한 학술논문, 컨설팅 회사 보고서, OECD 보고서 등을 통해 확인하고 정리하고자 한다. 이러한 사례들은 HR Analytics 활용 분야 또는 목적에 따라 크게 1) Workforce planning 2) HRD 3) 인재채용 4) 리더십 5) 조직문화 개선 6) 조직성과 향상 등으로 분류될 수 있다.

#### 1. Workforce Planning

OECE는 workforce planning을 단기 및 장기 조직 목표를 달성하기 위해 조직이 필요로 하는 기술을 가진 최적임자(people with the right skills)를 필요한 만큼 확보하고 적절한 시점에 적합한 직위에 배치하고자 하는 동적인 과정(dynamic process)으로 정의하고 있다. HR Analytics는 장기 트렌드를 관찰함으로써 실제 조직에 필요한 역량, 인력과 현재 확보 수준과의 갭을 예측하는 것을 도와줄 수 있다. (OECD, 2019) 이러한 workforce planning은 포괄적인 개념으로, 이 안에는 조직의 종합적인 장기 인력계획 수립, 채용수요 파악, 승계계획(succession plan) 승진 및 전보 프로세스 개선, 핵심인력의 유출 방지 등 다양한 활용분야가 존재한다. (Ekka, 2021 ; Momin & Mishra, 2015)

##### 1) 장기적 종합 인력계획 수립

###### <호주 APS (the Australian Public Service)>

the Australian Public Service (APS)는 2020년 각 기관들의 workforce

planning과 관련된 역량을 강화하고, 현재의 일상적인 업무에서부터 전략적 활동에 기초한 미래에 초점을 맞춘(future-focused) 기술과 역량을 확보하기 위한 장기 전략 프로그램을 추진했다.

이 프로그램은 APS Centre of Excellence(CoE)의 형태를 띠고 있으며, Australian Public Service Commission (APSC) 내에 전담 팀 (Workforce Strategy & Planning team)을 구성하였다. 이 전담 팀은 각 기관들의 workforce planning 담당자의 역량을 분석하고 기관에 대한 조사를 실시했다. (Service et al., 2021)

이러한 조사 결과를 바탕으로 APSC 팀은 4가지 영역, 사업 전략 (business strategy), 인력 및 문화/실행(people and culture/implementation), 보고 및 데이터 분석(reporting and data/workforce analytics), 거버넌스 및 수단들(governance & tools)에서의 성숙도 모델(maturity model)을 개발했다. 이 성숙도 평가에 기초하여, workforce planning 관련 APS CoE가 설정되었다. CoE는 4가지 영역에 걸쳐 다양한 initiatives와 서비스를 제공하고 있다.

- leadership : workforce planning 결과에 대한 리더십 책임성 (accountability)를 확립
- Tools & Technology : 정책 자문, 프레임워크, 수단, 자원, 기술적 솔루션 등을 통해 APS와 각 기관들이 가장 높은 수준의 workforce planning을 지원
- analytics & insights : 각 기관에 증거 기반의 전략적 workforce planning을 제공하기 위한 데이터 주도적(data-driven) workforce 및 노동 시장 관련 시사점

이 사례는 조직 내에서 실제로 workforce planning 업무 담당자의 역량을 향상시키는 데 초점을 맞추고 있다. 이것은 HR Analytics를 도입

하는 데 필수적인 요건 중 하나인 분석 역량(analytical ability)를 보유한 전문 인력을 확보하는 것과 연계되어 있다.

**Table 1. Simplified APS Maturity model on workforce planning capabilities**

Level 1 Ad hoc/ initial	Level 2 Foundational	Level 3 Competitive/Organised	Level 4 Differentiating/Mature
Limited strategic approach to workforce planning. May occur at a local level, is conducted in an ad-hoc manner with no formalised process, and is disconnected from business planning processes	Formal workforce planning processes in place and deployed in at least part of the organisation; not yet fully embedded across the entire organisation or integrated into the business planning cycle.	Workforce planning is developed and deployed throughout the organisation, fully integrated into the business planning cycle. Senior leaders and the HR team have the skills needed to engage in (strategic) workforce planning. Focus tends to still be on output and not outcome.	Workforce Planning developed and deployed throughout the organisation as an ongoing process of continually aligning the workforce to organisational deliverables and strategy. It is fully integrated into the business planning and risk management cycles & contributes to organisational performance. Formally evaluated and incorporated into continuous improvement processes

Source: Information provided by APSC. Detailed maturity model can be accessed from the APS Centre of Excellence for Workforce Planning at [apswfp@apsc.gov.au](mailto:apswfp@apsc.gov.au).

**<표 6> APS 성숙도 모델 (Service et al., 2021)**

### <미국 OPM의 HRStat program>

이와 유사하게 미국 OPM(The Office of Personnel Management)은 HRStat program을 2013년에 도입했다 HRStat는 조직의 전략 목표를 달성하고 기관의 인적 자본(human capital) 의사결정에 있어 데이터 기반의 review 사용을 지지하는 문화를 만들기 위해 인적자본의 결과를 향상시키고 각 기관의 성과 관련 능력을 향상시키기 위한 데이터 기반의 리뷰이다. (OECD, 2019)

HRStat는 단순히 자연 감원 비율(attrition rates), 성과평가 계획의 완료(completion of performance evaluation plans), 고용 및 교육 프로그램 참여율 데이터 등 현재의 HR 관련 이슈에 대한 단순한 자료만을 제공하는 것이 아니다. 여러 연방정부 기관들은 향상, 혁신, 비용 효율성 제고 등이 필요한 HR 영역에 대한 data-driven review에 참여한다.

HRstat는 HR 관련 의사결정에 대한 실증적인 근거를 제공하는 동시에 각 기관들에게 HR process를 발전시킬 수 있는 학습과 시사점을 얻을 수 있는 지속적인 수단을 제공해 준다.

**Table C.1. Common metrics agencies have used in HRStat reviews**

Categories	Metrics
Federal Employee Viewpoint Survey	Engagement Index, Workload Index, Inclusion Quotient, Intention to Leave, Talent Management Index, Job Satisfaction Index, Inclusive Work Environment Index, Leadership Index, etc.
Hiring metrics	Time to hire, number of applicants, candidate quality, demographics/diversity, disability status, measuring applicants' satisfaction, etc.
Training	Completion of training, satisfaction with training, mentoring experience satisfaction, etc.
Performance management	Performance appraisal, performance management process analysis
Agency personnel database sources	Promotions, demographics (occupation, years of service, diversity, veterans, disability), telework and alternative work schedule, health and wellness, attrition, etc.

Source: (US Office of Personnel Management, 2017[14])

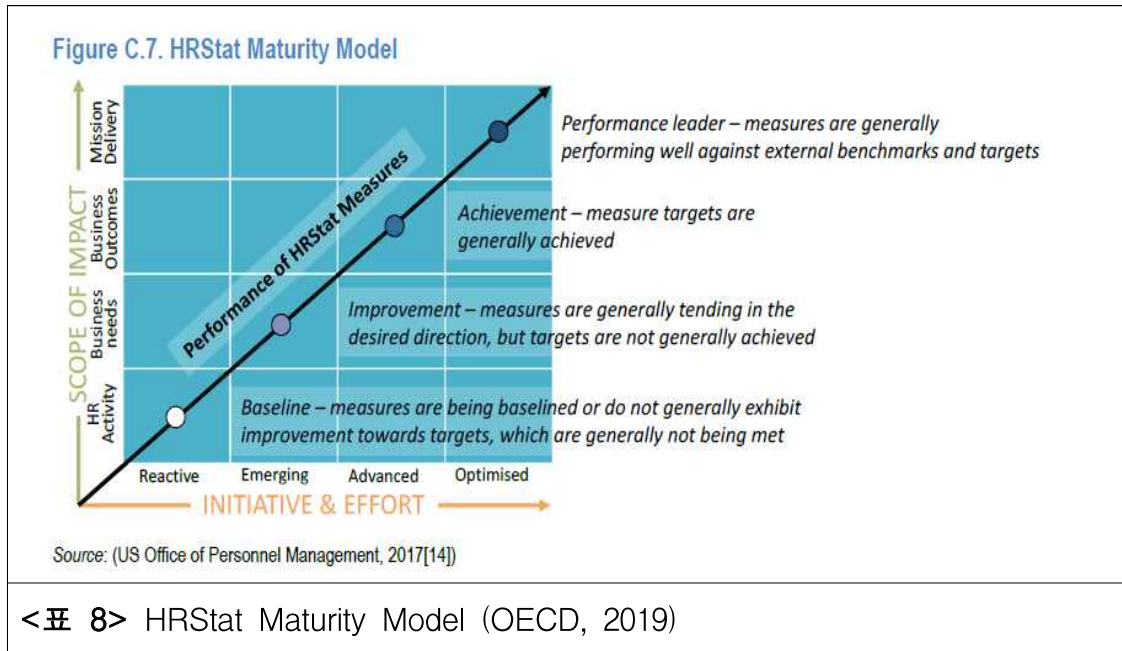
**<표 7> 기관들이 HRStat reviews에 사용하는 metrics (OECD, 2019)**

또한, HRstat 프로그램은 각 기관들의 Data-driven HRM의 성숙도 단계를 평가할 수 있는 진단 프레임워크로서 성숙도 모델을 포함하고 있다. 이 성숙도 모델은 영향 범위 (scope of impact)와 계획 및 노력 (initiative&effort) 수준에 따라 성숙도를 4가지 단계로 구분한다.

- baseline (HR activity + reactive) 측정의 수준이 목표치 대비 향상되는 수준에 미치지 못함
- improvement(business needs + emerging) 측정이 의도한 방향으로 진행되나, 목표치에 도달하지는 못함
- achievement(business outcome + advanced) 측정 목표치에 도달
- performance leader(mission delivery + optimized) 측정 결과가 외부 기준이나 목표치를 상회함



이를 통해 각 기관들은 HR process 관련 의사결정에 있어 실패에 대한 두려움 없이 데이터를 적극적으로 활용하는 다양한 경험을 할 수 있고, 우수사례(best practices)들을 통해 분석 과정을 개선해 나갈 수 있다.



**<멕시코 정부 에너지부 (ministry of energy)>**

멕시코 정부의 에너지부(ministry of energy) 사례는 향후 10년 간 석유 및 가스 산업 관련 일자리에 있어 현재와 미래의 skill gaps을 확인하기 위해 workforce planning을 활용한 사례이다.

이 모델은 숙련 노동력의 수요 공급과 깊이 관련되어 있는 석유 가격, 교환 비율 등 다수의 적용 가능한 거시경제 변수를 활용한다. 핵심 기술(critical skills) 격차에 대한 이해에 기초하여, 에너지부는 그들을 다양한 이해관계자들과 이 이슈에 대해 적극적으로 논의할 수 있었다. 에너지부는 workforce planning과 analytics를 재생 에너지 (renewable energy) 등 본인들의 담당 업무 중 다른 분야에도 확대 적용할 수 있었다. (OECD, 2019)이 사례는 HR Analytics가 조직 외부의 인력 수급을 예측하는 것 까지 폭넓게 활용될 수 있다는 점을 보여주고 있다.

## <호주 정부 공공 부문 workforce 예측>

Australian public sector workforce 관련 사례 연구는 1999년부터 2015년까지의 데이터셋을 분석했다. (Ghosh et al., 2016) 이 연구는 크게 인력 구성 다양성 (workforce diversity)와 고령층 (ageing workforce) 범주에서 숨겨진 패턴이나 흐름을 파악하는 것을 목표로 진행되었다.

인력 구성 다양성(diversity)과 관련하여, 인종별(ethnic) 구성, 장애인(disability), 원주민(Aboriginal people)들의 인적 비율을 확인한다. 원주민 계층에 비해 다른 인종 출신들이 리더십 직위(salary band 6 이상)에 3배 이상 높은 진출 가능성을 보여주었다. 전체 인력구성 중 장애인 비중의 감소는 salary band 2~5에서의 감소가 큰 영향을 미쳤다. 이와 반대로 오히려 salary band 6 이상에서 장애인 직원의 구성 비율은 일정 수준을 유지했다.

리더십(관리층) 인력 구성 관련해서는, 연령(age)은 무보수 병가(unpaid sick leave) 사용과 음의 상관관계를 보여주었다. 다만, 전체 인력 차원에서는 연령과 휴가 사용 간의 명확한 상관관계는 나타나지 않았다.

이와 유사하게, 호주 New South Wales 주의 the Public Service Commission는 조직 내 균형인사 (diversity and inclusion) 측면에서 향상을 유도하고 그 결과를 모니터링하기 위해 data-driven 접근을 채택했다. (OECD, 2019)

PSC는 2025년까지 고위직에 여성 비율 50%를 달성하기 위해서 고위직 10개 중 최소 6개 직위에 여성을 임용하는 것이 필요하다는 것을 확인했다. 그전까지는 평균적으로 10개 직위에 4명의 여성이 임용되고 있었다. 이러한 노력의 결과 현재는 10개 직위 당 5.5 임용 수준까지 달성했다.

이 두 가지 사례는 HR Analytics가 균형인사(diversity) 정책 또는 적

극적인 목표치 수립에 있어 구체적인 근거 및 정당성(legitimacy)를 제공해줄 수 있다는 것을 보여준다.

### <시스코(Cisco)> (KIRD, 2021)

민간기업의 경우 시스코는 자연어 처리(Natural Language Processing)와 예측 모델링 기법을 활용하여 조직의 전략적 목표를 달성하기 위해 필요한 핵심 역량을 갖춘 인재를 얼마나 보유하고 있는지, 어떤 방식으로 부족한 인재를 확보해야 하는지에 관련한 workforce planning을 수립하였다. 시스코는 HR Analytics를 통하여 불안정한 기업 환경 속에서 안정적으로 핵심인재를 확보하기 위한 방식 중 1) 외부에서 직접 채용(buy) 2) 임시적으로 외부 전문가를 활용(borrow), 3) 내부 인력 중 가능성 있는 후보자를 육성(build) 어떤 것이 효과적인지를 검증했다.

이러한 종합적 인력계획은 조직의 발전 및 성과 향상을 위해 어떤 역량, 기술이 가장 필요한지를 파악하는 것에서부터 출발한다. 이를 위해 시스코는 다양한 출처로부터 관련 데이터를 수집했다. 조직 외부의 전반적인 인력 시장 추이 데이터와 관련 직종의 다른 회사들의 채용 현황, 내 외부 전문가들과의 심층 인터뷰를 통해 현재 기업에 가장 필요하고 또 가장 부족한 역량이 무엇인지를 파악했다.

그 결과, 시스코가 파악한 핵심 기술 중 하나는 UX(user experience)와 UI user(interface)이다. UX는 사용자 경험으로, 사용자가 특정 제품, 서비스, 시스템 등을 활용하면서 느끼는 행동, 반응과 같은 경험을 총체적으로 설계하는 것이다. UI는 사용자가 실제 제품, 시스템을 어떤 방식으로 사용하는지를 설계하는 것이다. 이 핵심 역량을 확보하기 위해 시스코는 두 가지 방식을 시도했다. 첫 번째는 리스킬링(re-skilling)으로, 현재 이 업무를 담당하고 있지 않으나 현재 다른 업무를 수행하고 있는 인력 중 유능한 인력들이 이 역량을 습득할 수 있도록 학습 기회를 제공하는 것이다. 다른 하나는 업스킬링(up-skilling)으로 현재 이 업무를 수행하고, 관련 역량을 갖춘 인력들의 숙련도 및 전문성을 한 단계 더

높일 수 있는 훈련 기회를 제공하는 것이다.

시스코는 이를 위해 탠트 클라우드(Talent Cloud)라는 전사적 인재 관리 플랫폼을 활용하여 필요한 역량과 현재 기술 수준과의 격차를 줄이기 위해 노력하고 있다. 관리자들은 각 직원들의 역량 및 기존 업무 이력, 학습 현황 등을 이 플랫폼을 통해 확인할 수 있어 새로운 프로젝트를 시작할 때 맞춤형 인력을 배치할 수 있다. 또한, 이 플랫폼을 통해 다면평가(360도)가 진행되고 상하, 부하, 동료 들의 피드백이 축적됨으로써 개인의 평판(reputation) 또한 확인할 수 있다. 이는 직원들의 자발적인 학습 욕구를 자극할 뿐만 아니라 조직 차원에서는 체계적인 인력계획을 위한 구체적인 근거를 제시해줄 수 있다.

시스코 사례는 조직의 핵심 기술(core skills)을 확인하고 해당 기술을 확보(filling the skill gap)하기 위해 필요한 인력을 어떻게 확보할 것인지 HR Analytics를 통해 결정했다는 점에서 의미가 있다.

#### <코카콜라(CCE : coca-colaa enterprises)> (CIPD, 2021)

CCE(coca-cola enterprises) 사례는 다양한 데이터를 활용한 직무 분석(job analysis)의 중요성을 강조한다. CCE는 각 팀의 필요 역량 (skill set)에 기초하여, 직무를 세분화할 수 있었다. 이러한 과정은 자연적인 역량 개발 파이프라인(talent development pipeline)을 만들어냈고, 필요한 역량이 적합한 직무와 매칭될 수 있도록 했다.

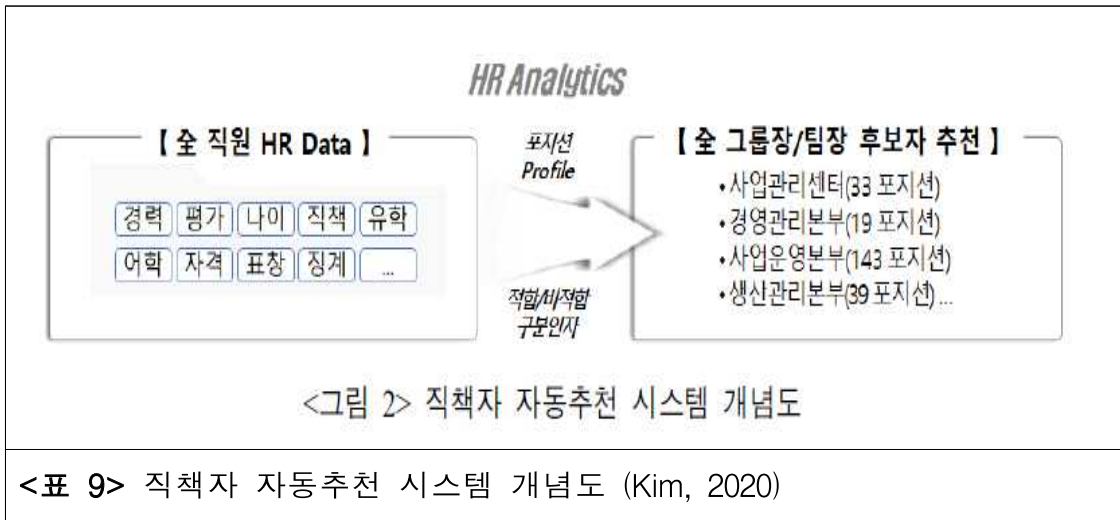
이를 위해 CCE는 다양한 부문의 데이터를 수집하고 결합함으로써 해결책을 찾아냈다. HR 부서가 보유하고 있는 일반적인 인사정보에서부터, 각 서비스 센터에서 보유하고 있는 개별 사례 관리 시스템 정보, 신입 직원 교육(on-boarding) / 채용(recruitment) 관련 정보 등 다양한 정보들을 활용했다. 각 시스템에 산재한 데이터를 한 곳으로 통합하여 다양한 분석을 실시했다. 이를 통해 CCE는 각 데이터 분석 결과를 설명할 수 있는 스코어카드(scorecard) 방식을 확립했다.

## 2) 최적임자 추천

많은 기업들이 직원들을 그들이 보유한 역량(skill set)과 그동안의 성과에 따라 적합한 직위에 배치한다. 더 효과적인 적임자 - 적합 직위 배치(employee-role mapping)는 직원들의 교육 수준, 직무 경험, 역량, 성과 등 개인 프로파일과 관련된 변수 간 상관관계를 검증함으로써 이루어질 수 있다 (Ekka, 2021)

<포스코(Posco)> (Kim, 2020 ; Seo, 2020)

한국의 포스코는 직책자 자동추천시스템을 개발하여 활용하고 있다. 직책자 자동추천시스템은 데이터 분석을 통해 어떤 후보자가 특정 업무를 수행하는 데 있어 적합한 역량을 보유하고 있는지를 파악하는 것을 도와준다. 즉 지식 (Knowledge), 기술 (Skill), 능력 (Ability)으로 대변되는 개인역량 점수를 측정하여 객관적 의사결정을 내리게 도와주는 역할을 하는 것이다 이러한 직책자 자동추천시스템은 적극적 대리인 이론 (Positivist Agency Theory) 관점에서 경영진과 HR 담당자 간의 정보 비대칭 문제를 완화하는 역할을 할 수 있다. 또한 HR 부서 입장에서도 짧은 시간 내에 특정 직위에 최적임자를 추천하는 데 있어 큰 부담을 느낄 수 있어, 이러한 자동추천시스템은 인사 담당자의 부담을 경감하는 데도 기여할 수 있다.



직책자 자동추천시스템을 설계하기 위해 가장 우선적으로 필요한 작업은 각 직책별 프로파일과 개인의 정보를 매칭하기 위한 데이터 표준 작업이다. 과거 조직 직급, 부서의 경우 현재와 다른 경우가 많아 이를 현재의 조직 현황과 표준화했다.

각 직책에 필요한 역량을 정의하기 위해 현재 그 직위에서 역할을 수행하고 있는 현직자를 대상으로 전수조사를 실시했다. 현재 업무를 충실히 수행하기 위해 필요한 경험 (업무, 근무지역, 국내부서, 해외법인, 직책, 그룹사), 개인 역량 (성과평가, 학위, 전공, 외국어 능력 등) 등 10여개의 요건을 정의하도록 했고, 각 요건별 우선순위도 작성하도록 했다.

동시에, 각 개인별 자격을 검증하기 위해서는 크게 우수 리더와 그렇지 못한 리더로 구분하는 작업을 진행했다. 이를 나누는 기준은 상위 직책까지의 승진 여부이다. 최근 10년 간 이용 가능한 정형, 비정형 데이터를 활용하여 분석을 진행했다. 개인 신상, 학력, 평가정보, 자격, 포상, 징계 등의 개인 프로파일 데이터를 활용하였고 필요시에는 데이터에 대한 가공을 실행했다. 평가점수의 경우 연도별로 가중치를 부여하기도 하고, 본인평가와 최종 평가 간 차이를 활용하기도 했다. 또한 부서의 핵심인재로 선정된 횟수를 반영하기도 했다.

이러한 분석 결과 부서 핵심인재 선정 횟수가 높을수록, 역량평가 점수가 높을수록, 또한 유학 경험, 해외근무 경험이 있을수록 우수 리더로

분류될 수 있는 가능성이 높아졌다. 이와 반대로, 본인평가와 최종 평가 간 간극이 클수록 우수하지 못한 리더로 분류될 가능성이 높은 것으로 파악됐다.

결국 직책자 포지션별로 정의된 프로파일과의 비교를 통해 각 직위에 대한 적합도를 도출하고, 우수/열위 리더를 분류하는 변수를 고려하여 각 후보자가 우수/비우수 중 어디에 속하는지를 판별하는 것이 이 시스템의 기본 방식이다.



포스코 사례는 HR Analytics의 도입이 의사결정권자에게 더 풍부한 정보를 제공함으로써 주인-대리인 문제(principal-agent problem)를 해결하는 데 기여할 수 있다는 사실을 보여주고 있다.

#### <국내 유통 대기업> (Seo, 2020)

국내 유통 대기업 중 하나는 기존 승진 방식의 효과성을 검증하고 개선하기 위해 HR Analytics를 활용하고 있다. 이 기업은 대리급에서 중간

관리자인 과장으로 승진하기 위해 시험을 실시하고 있다. 특히, 사무직과는 달리 영업직에 대해서는 역량평가(assessment) 방식을 도입하고 있다. 이 기업은 현재의 역량평가 방식이 우수 영업관리자를 판별하는데 효과적인지를 검증했다.

이 그룹의 인재개발원에서는 기존 역량평가(assessment center) 방식에 대한 성과예측 모델을 만들었다. 후보자들의 각 세부역량별 점수를 확인하고, 이들이 실제 과장이 되었을 때 성과평가 점수 간 경로 분석(path-analysis)을 실시하여, 역량평가 점수와 성과와의 상관관계를 검증하고자 했다. 이러한 분석을 통해 기존의 역량평가 방식이 고성과자 예측에 있어 의미가 있으며, 역량평가 세부 도구 중 어느 것이 더 성과 예측과 관련성이 높은지를 구체적으로 확인할 수 있었다. 이를 바탕으로 기존 역량평가 제도의 개편이 가능했다.

이러한 사례들은 HR Analytics가 HR 제도 또는 집행(practices)의 효과성을 입증할 수 있는 유용한 도구가 될 수 있음을 보여준다. 이러한 분석은 조직에게 현재의 HR 제도를 유지해야 하는지 수정해야 하는지를 결정할 수 있도록 해 준다.

#### <스칸디나비아 기반 다국적 회사> (Minbaeva, 2018)

스칸디나비아 다국적 회사는 각 국가별 소재한 지사 간 재배치(relocation)의 효과성을 검증하기 위해 HR Analytics를 활용했다.

이 회사의 분석 팀은 지난 10년 간 이동(career move) 데이터와 승진(promotion)과 급여(salary) 데이터를 결합 분석했다. 이를 바탕으로, 지사별 재배치(relocation)가 미래의 업무 성과와 긍정적이면서도 확실한 양의 상관관계를 갖는다는 것을 밝혀냈다. 또한 이동 빈도(frequency of relocations) 역시 미래의 승진 가능성과 긍정적 상관관계가 있는 것을 확인할 수 있었다. 이러한 과학적 근거를 바탕으로, 이 회사는 직원들의 순환 배치를 통해 전반적인 조직의 성과를 향상시킬 수 있었다.



### 3) 이직률 감소

많은 회사들이 채용 정보, 정년보장, 성과 정보, 배치 정보 등을 종합적으로 활용하여 직원들의 이직률(turnover)를 낮추기 위한 예측적 분석(predictive analytics)을 활용한다. (Nocker & Sena, 2019) 이러한 분석은 이직률을 낮추기 위한 조직의 전반적인 프로세스 개선과 함께 각 개인의 특성을 파악하여 어느 직원이 이직할 가능성이 높은지를 사전에 파악하고 개인에게 맞는 보상체계 등을 막는 등의 선제적 조치를 가능하게 한다. (Shrivastava et al., 2018)

#### <다국적 quick-service 레스토랑 체인> (McKinsey, 2017)

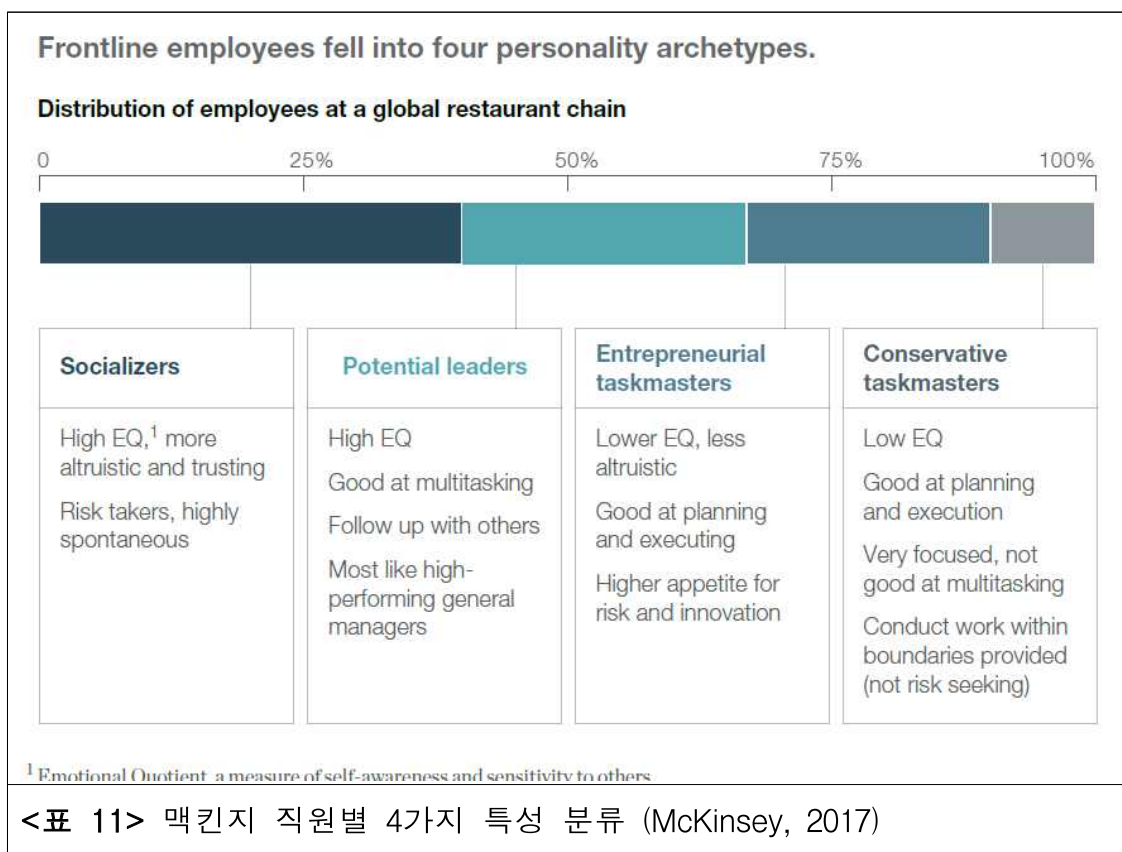
맥킨지 보고서에 따르면, 이 회사는 다른 같은 직종 회사에 비해 직원들이 이직률이 지속적으로 높아지는 문제를 가지고 있었다. 경영진은 이직률을 낮추는 것이 고객 경험(customer experience)을 향상시키고 기업의 수입을 증가시키는 방법이라고 생각했다.

이직률 문제를 해결하기 위해 가장 먼저 시작한 것은 현장 근무자들의 행동 경험을 기업이 모델링할 수 있는 데이터로 변환시키는 것이다. 우선 이직률 감소를 통해 개선하고자 하는 목표를 3가지로 명확하게 설정했다. (점포별 수입 증가, 평균 고객 만족도 증대, 서비스 속도) 이후에는 필요한 데이터와 현재 보유하고 있는 데이터 간의 격차를 좁히는 작업이 진행되었다. 채용과 신입 직원 교육과 관련하여 각 개인의 특성에 대한 데이터가 거의 축적되어 있지 않았다. 이런 문제를 해결하기 위해 심리 측정(psychometric assessment) 전문가를 협업하여, 데이터 분석 전문가들이 각 직원들의 인성(personalities)와 인지 기술(cognitive skill)에 대한 타입을 형성할 수 있는 작업을 진행하였다.

동시에 조직 문화와 장기적 기업 성과에 영향을 미칠 수 있는 경영 관행(management practices)들을 점검했다. 또한 센서를 활용하여 각 직원들의 행동과 다른 직원과의 협력 관계 등을 모니터링 했다. 이를 바탕

으로 전체 직원들의 특성을 4가지로 유형화할 수 있었다. 이러한 분류는 EQ, 멀티태스킹 능력, 위험에 대한 태도, 혁신에 대한 인식 등을 기준으로 이루어졌으며, socializers, potential leaders, entrepreneurial taskmasters, conservative taskmasters로 분류되었다.

레스토랑과 같은 직접 고객을 상대하는 직종의 경우, 각 직원들의 특성이 조직의 성과와 밀접한 관련을 갖는다는 점에서 이러한 직원들의 특성 분류는 의미를 갖는다.

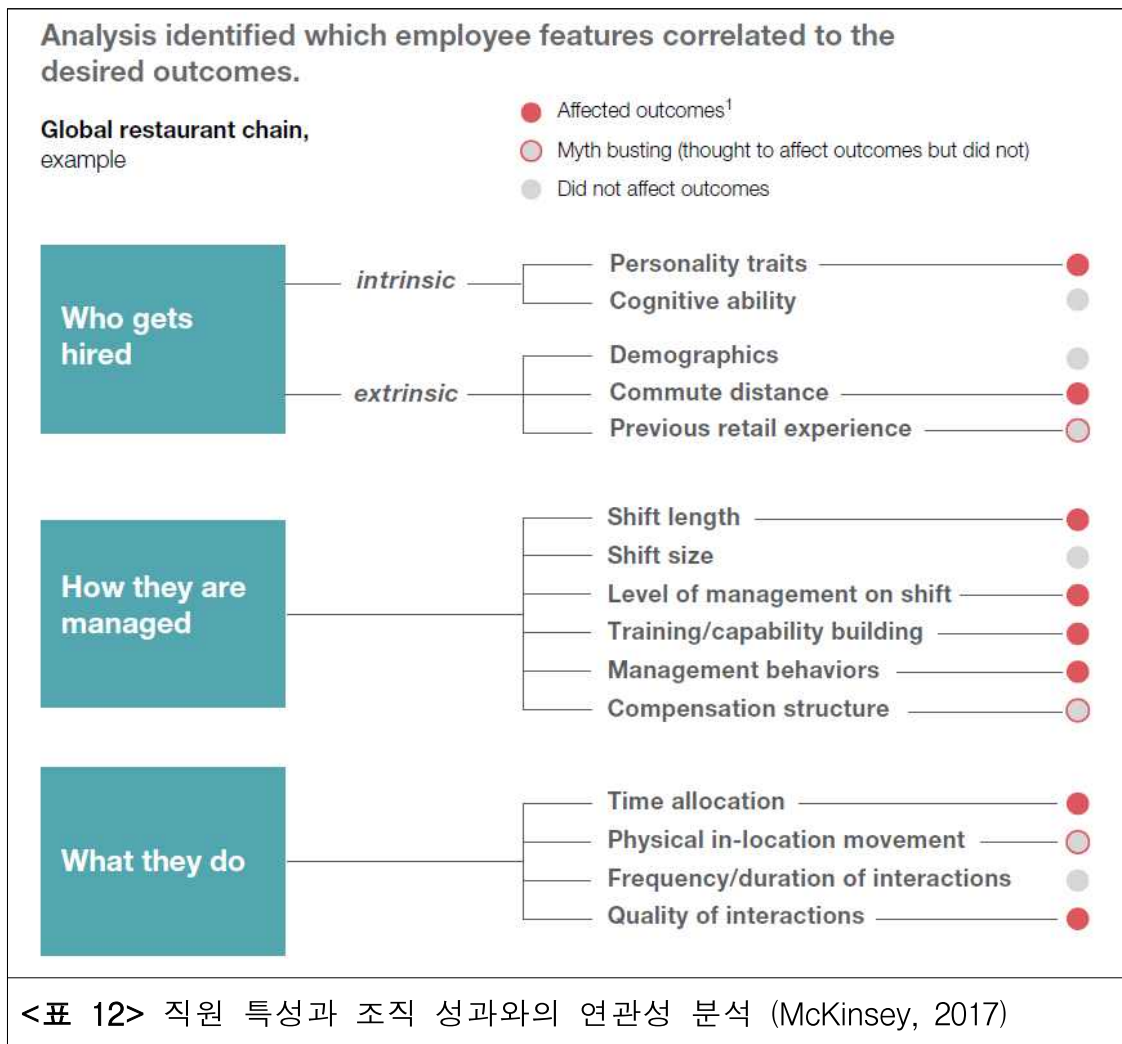


이러한 개인별 특성 분석과 함께, 어떤 변수들이 이직률에 영향을 미치는지를 확인했다.

분석 결과, 많은 조직들이 직원들의 동기부여를 위해 활용하는 다양한 보상체계(compensation)들은 실제 이직률 감소에 크게 효과가 없는 것으로 드러났다. 이에 반해, 경력 개발(career development) 지원과 조직 문화 (cultural norms)는 이직률 감소에 기여할 수 있는 것으로 확인되

었다. 또한 관리자들의 행동방식 또한 크게 관련성이 높은 것으로 확인되었다. 예를 들어 직원들에게 권한을 위임하고, 적극적 피드백을 통해 직원들을 동기부여하고 성과에 대해 확실히 인정해주는 행동들이 성과를 높이고 이직률을 낮추는 데 기여하는 것으로 분석되었다.

결국 이러한 HR Analytics를 통해 이 회사의 고객 만족도 점수는 100% 증가했고, 서비스 속도(주문부터 전달까지) 역시 30초 감소했다. 이직률 또한 큰 수준으로 감소했고, 판매실적 역시 5% 증가했다.



### <BBVA USA> (AIHR, 2020)

이 회사는 특정 지점에서 이직이 집중되는 문제를 해결하기 위해 HR Analytics를 활용했다. 전체 이직 사례의 41%가 전체 지점의 10%에서 발생하고 있었다. 이 문제를 해결하기 위해 회사는 자연어 처리 기술(Natural Language Processing)을 활용하여 전 현직 직원, 관리자들을 대상으로 하는 설문조사 결과를 분석했다. 이를 통해 지점별 보상 구조(compensation structure), 신규 직원 교육(on-boarding), 교육훈련 등을 별도로 설계함으로써 직원들의 만족도를 높이고 이직률을 낮추고자 노력했다. 이 결과 핵심 직위에서의 이직률을 44%나 낮출 수 있었다.

### <존슨 앤 존슨(Johnson & Johnson)> (KIRD, 2021)

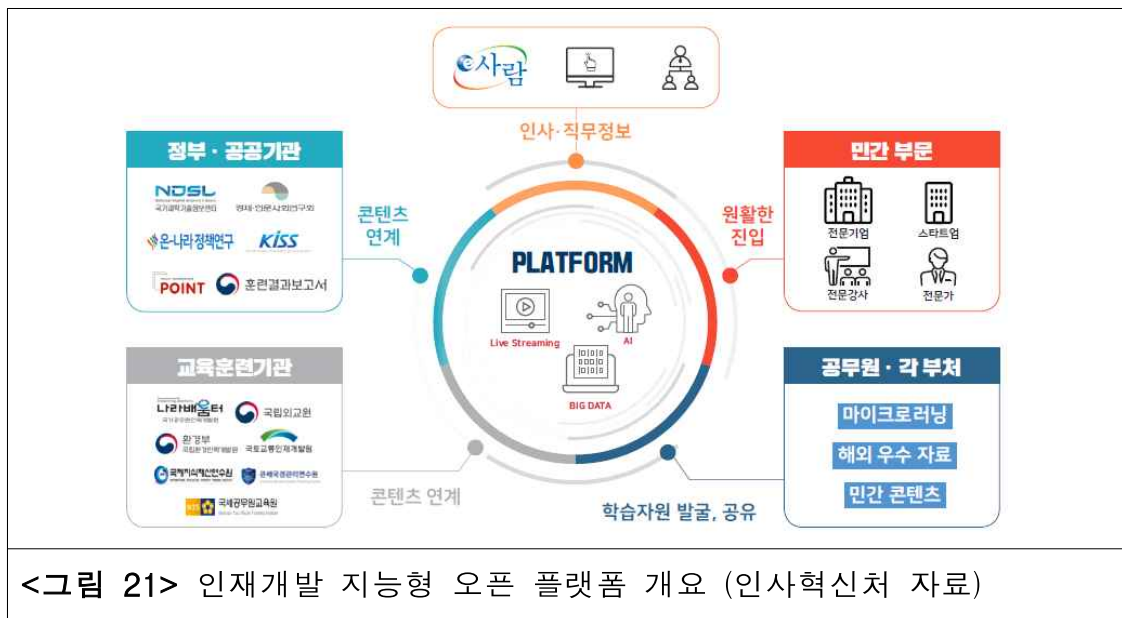
존슨 앤 존슨의 경우 중국지사 직원들의 높은 이직률을 낮추기 위해 HR Analytics를 활용했다. 관련 데이터를 분석한 결과, 직무 간 이동, 업무 재배치가 이루어진 경우 직원들의 이직률이 낮아지는 것을 확인했다. 직원들이 전보를 통해 새로운 직무를 경험함으로써 이를 경력 관리로 이해하고

이러한 사례들은 조직의 핵심 인력(core employees)를 확보하는 것이 조직의 목표 달성을 위한 필수요건(prerequisite)이라는 전제를 공유하고 있다. 이 사례들은 또한 이직률과 관련된 각 직원들의 특성과 HR 제도들의 영향을 확인하는 것에 집중한다.

## 2. HRD (교육훈련)

많은 조직들이 기업에 혁신적인 아이디어를 제공하고, 조직성과에 크게 기여하는 핵심 인력(knowledge stars)을 찾아내는 데 HR Analytics를 활용한다. HR Analytics를 통해 이런 고성과자(star performers)와 관련된 요인들(education, training backgrounds, interactions with supervisors, and other specialized career experiences)을 확인할 수 있다. (Hamilton & Sodeman, 2019) 이 과정을 통해 조직은 기존 고성과자들의 축적된 데이터를 활용하여 신규 직원들에게 적합한 보직 경로(career path), 훈련 과정 등을 제공해줄 수 있다.

### <인사혁신처 인재개발 지능형 오픈 플랫폼>



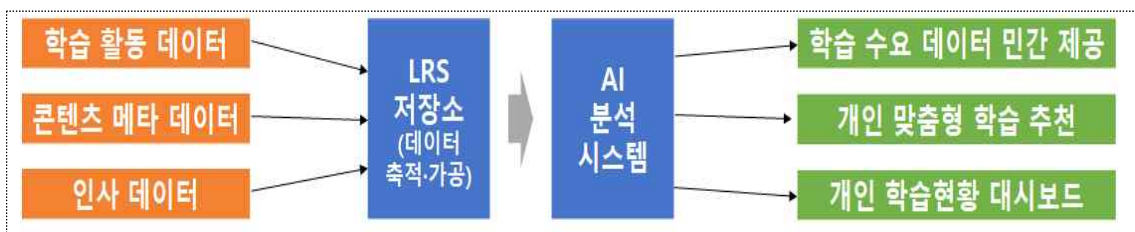
2020년 한국 정부는 국가 인재개발 지능형 오픈 플랫폼을 개발했다. 한국은 그간 상시학습 제도 도입(2007년) 등을 통해 공직사회 내 자발적으로 학습하는 문화를 정착하기 위해 노력해 왔다. 이를 통해 많은 공무원들이 온라인, 오프라인 교육과정을 이수하고 있으나, 다수를 대상으로 한 평균적인 학습 콘텐츠와 교육은 개개인의 다양한 수요를 충족하지 못하고 학습과 실제 업무와의 연계에도 한계가 존재했다.

이러한 한계를 극복하기 위해 정부와 민간의 다양한 학습 콘텐츠를 한 곳에서 확인할 수 있는 학습 허브(hub)로서 ‘국가 인재개발 지능형 오픈 플랫폼’을 오픈했다.

이 플랫폼의 특징은 빅데이터 분석, AI 추천을 통해 각 개인에게 적합한 학습 콘텐츠를 추천할 수 있다는 점이다. 과거의 경우, 개인들이 각 기관 또는 민간의 기관 사이트에 개별적으로 접속하여 본인이 원하는 학습 콘텐츠를 찾아야 했다. 이로 인해 통합적인 학습 이력 관리가 어려웠고, 교육 콘텐츠 탐색에 많은 시간과 비용이 소요되었다.

하지만, 인재개발 플랫폼은 인사, 직무, 학습 이력, 관심분야 등 개인별 특성을 실시간 반영하여 맞춤형 콘텐츠를 추천하는 AI 추천 알고리즘을 설계했다. 이를 위해 e-사람 시스템과의 연계를 통해 개인별 인사 및 직무 관련 데이터를 수집하고 있다. 예를 들어 성별, 나이, 직급과 같은 신상정보 뿐만 아니라 개인의 보직정보, 승진이력 등의 임용정보, 소속 기관, 부서, 직렬 등의 직무정보 등을 종합적으로 수집하여 분석한다. 이를 바탕으로 개인들의 각 직무, 학습이력, 유사그룹 등을 고려한 개인별 맞춤형 학습을 추천한다.

동시에 플랫폼에서 일어나는 다양한 학습활동 관련 정형, 비정형 데이터를 수집하고 분석하기 위한 xAPI 기반의 학습경험 설계를 활용하고, 이러한 대용량 데이터를 분석하기 위해 Hadoop 등 빅데이터 플랫폼을 활용한다.



또한 공공 부문의 교육정보 뿐만 아니라 민간 기관의 다양한 학습 콘텐츠를 연계하여 선택권을 높일 뿐 아니라 교육 효과를 높이고 있다.

집합교육·이러닝·영상·논문·연구보고서 등 다양한 형태와 유형의 정부 내외의 직무 학습 관련 콘텐츠 약 30만건을 연계하여 그 중에서 개인에게 가장 적합한 교육 콘텐츠를 추천하고 있다.

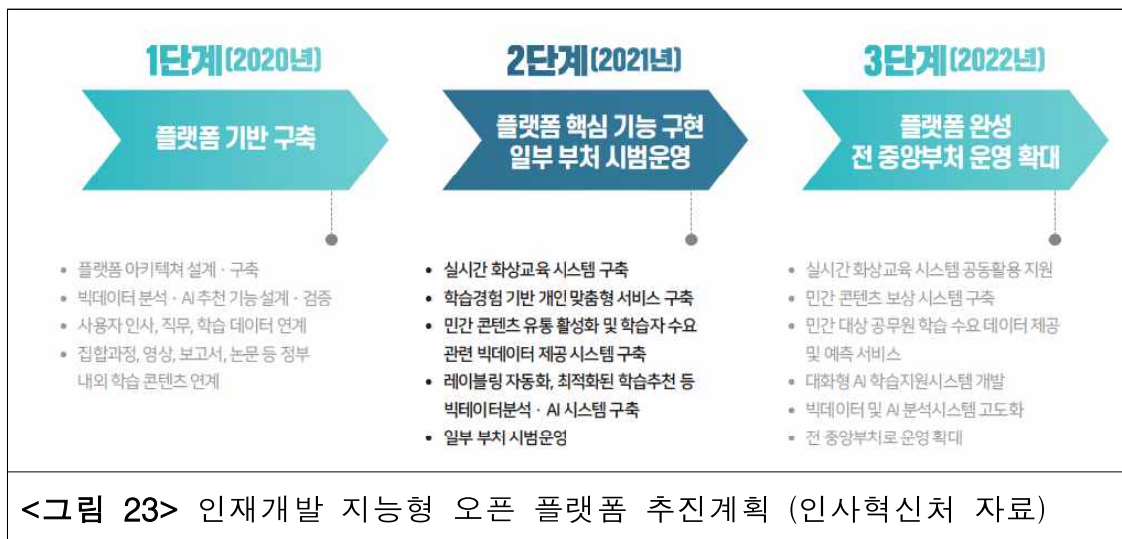
연계 시스템	콘텐츠 형태 및 유형	콘텐츠 수
<b>나라배움터</b> - 국가공무원인재개발원	정부 자체 개발 이러닝 콘텐츠 등	약 1만건
<b>국가정책포털(POINT)</b> - 문체부 국립세종도서관	국내외 최신정책동향 보고서 등	약 9만건
<b>국가정책연구포털(NKIS)</b> - 경제인문사회연구회	연구보고서, 정책·연구자료, 영상자료 등	약 4만건
<b>사이언스온(Science ON)</b> - 한국과학기술정보연구원(KISTI)	국내 학술논문 및 학술대회논문 국가 RnD 연구보고서	약 7만건
<b>RISS</b> - 한국교육학술정보원	국내 학위 논문	약 9만건
<b>Youtube</b>	검증된 기관(EBS, 민간 교육기업 등) 공식 채널 중심으로 연계	약 1만건



<그림 22> 인재개발 지능형 오픈 플랫폼 개요 (인사혁신처 자료)

지금까지는 교육 콘텐츠에 대한 탐색, 학습이력에 대한 관리 부담이 각 개인에게 부여되어 있었기 때문에 자발적인 학습을 유도하는 데 한계가 존재했다. 또한 개인의 수요를 반영하지 않은 획일화된 공통 교육 콘텐츠 위주의 교육이 실시되었기 때문에 교육의 효과성 또한 높지 않았다. 주로 공공 부문에서 제작된 콘텐츠에 대한 접근만 허용되었기 때문에 교육 콘텐츠의 종류 또한 다양하지 않았다.

하지만, 인재개발 플랫폼 활용을 통해 개인이 별도의 시간, 노력을 기울이지 않더라도 개인의 특성, 직무 성격 등을 반영하여 자동으로 역량 개발을 위해 필요한 교육 콘텐츠를 추천받을 수 있다. 또한 민간의 다양한 콘텐츠에 대한 접근이 가능하기 때문에 선택의 폭 또한 크게 넓어질 수 있다. 이러한 환경 개선은 공무원들의 학습의욕을 고취할 수 있을 뿐만 아니라, 장기적으로 공무원들의 역량 향상을 통해 조직 전체의 성과 향상, 경쟁력 증가로 이어질 수 있다.



이러한 인재개발 플랫폼은 현재 일부 부처를 대상으로 시범 운영되고 있다. 실시간 화상교육 시스템이 구축되었고, 각 개인들의 학습경험에 기반한 맞춤형 서비스가 구축되어 있다. 각 직무 수행에 가장 도움이 되는 최적의 콘텐츠를 추천해주는 AI 시스템이 구현되어 있다.



2022년에는 이러한 서비스에서 더 나아가 민간 대상으로 공무원 학습 수요 데이터를 제공하여 민간이 선제적으로 공무원들에게 필요로 하는 교육 콘텐츠를 개발하여 보급함으로써 수익을 창출할 수 있는 환경을 조성할 계획이다. 동시에 대화형 AI 학습지원시스템을 개발함으로써 사용자 편의성을 더 강화한다. 또한 현재는 일부 부처에 시범적으로 운영 중인 인개개발 플랫폼을 전 중앙부처 공무원이 이용할 수 있도록 확대한다.

#### <록히드 마틴(Lockheed Martin)> (Klimoski et al., 2016)

글로벌 우주항공(aerospace) 회사인 록히드 마틴(Lockheed Martin)은 우수직원을 탐색하고, 교육 훈련 프로그램의 효용성을 검증하기 위해 HR Analytics를 활용하고 있다.

록히드 마틴은 특정 분야 관련 교육훈련 프로그램을 이수한 직원들을 확인하는 방식 등을 통해 개인성과(individual performance)와 지식 관리 정보(knowledge-management)를 연계했다. 이를 통해 핵심 인재(top performers)가 누구인지를 확인할 수 있었을 뿐만 아니라, 어떤 교육 프로그램이 성과 향상과 상관관계를 갖는지를 확인할 수 있었다.

이 사례를 통해 HR 부서가 HR Analytics를 활용함으로써 교육 프로그램의 업무와의 연관성을 높이는 방향으로 훈련 프로그램을 개편할 수 있다는 것을 확인할 수 있다.

#### <IBM> (Chung&Kim, 2020)

IBM은 직원들이 시간, 장소에 구애받지 않고 학습할 수 있는 플랫폼을 제공함으로써 개인화된 학습(personalized learning) 환경을 조성하고 있다. 이 플랫폼을 통해 개인의 직무, 역할, 기술, 개인 학습 이력, 조직의 사업계획 등을 종합적으로 고려하여 적합한 학습 과정을 추천해 준다. 또한 실시간 기술 추론(real-time skills inference)을 통해 각 직무 수행을 위해 필요한 기술과 현재 담당자가 보유한 역량 간의 격차를

줄이는 노력을 한다. 각 개인들의 기술 프로파일을 작성한 후 각 직무 수행을 위해 필요한 기술 및 관련 업계가 보유한 기술 현황 등을 종합적으로 고려하여 적합한 기술을 추론한다. 이러한 형태의 HR Analytics는 직원들이 자발적으로 역량 격차(skill gaps)를 좁히기 위해 더 많은 시간과 에너지를 투자할 수 있도록 도움을 줄 수 있다.

실제 각 교육 프로그램의 적합성, 효과성을 정확하게 측정하기 어려운 것은 직무성과에 영향을 미치는 변수들이 다양하기 때문에 교육과 직무성과 간의 직접적 연관관계를 파악하기 쉽지 않기 때문이다. 또한 교육의 효과는 장기적인 관점에서 관찰 가능하다는 것도 그 이유 중 하나이다. 이러한 교육의 효과성을 분석하는 데 있어 HR Analytics가 좋은 수단이 될 수 있다. 직무 성과에 영향을 미치는 정량적 정보뿐만 아니라 소속 팀장의 리더십, 조직 구성원 간 역학관계 (group dynamics)와 같은 비정형적 정보까지 수집, 분석한다면 교육 효과성을 검증하고 더 직무 적합도가 높은 교육 프로그램을 설계하는 것까지 지원할 수 있다.

### 3. 인재 채용

#### <유니레버(Unilever)> (LGERI, 2019)

유니레버는 채용 프로세스에 HR Analytics를 도입한 대표적 기업 중 하나이다. 유니레버는 전 세계 대학에서 800명의 졸업생을 선발하는 미래 리더십(future leadership) 프로그램에 HR Analytics를 도입하기로 결정했다.

지원자들이 본인의 이력서를 직접 작성하여 제출하는 방식 대신 시스템 연계를 통해 지원자들의 링크드인(Linked-in) 프로필이 바로 유니레버 채용 시스템으로 전송되도록 했다. 동시에 기존의 정형화된 적성검사 대신에 '뇌인지 과학 원리'가 적용된 온라인 게임을 통해 각 지원자의 직무 관련 적합도, 행동, 태도 등을 예측했다. 이러한 분석에는 머신러닝 기법이 활용되었다. 이러한 분석 결과는 채용 과정에 활용되었을 뿐만 아니라 각 개인에게도 전달되어 향후 본인들의 경력 개발 및 입사 지원에 활용할 수 있도록 했다.

인터뷰 역시 완전 자동화된 AI 기반 인터뷰를 채택했다. 인터뷰 중 지원자들의 표정, 답변, 감정, 내용 등을 분석하고, 이를 회사 내에 축적되어 있는 각 직무 별 롤 모델과의 비교를 통해 후보자의 직무 적합도를 측정한다.

이러한 새로운 방식의 채용을 통해 채용의 효과성이 증가했을 뿐만 아니라 채용 관련 비용 또한 절감할 수 있었다. 채용 마지막 단계에서 최종적으로 회사의 입사 제안을 받은 지원자가 기존 63%에서 80%로 증가했다. 또한, 기존 4~6개월 정도 소요되던 전체 채용 기간이 약 1개월로 단축되었다. 또한 서류 스크리닝 시간 또한 75% 감소했다. 전체적으로 채용에 소용되는 비용의 약 25%가 절감되었다.

이러한 HR Analytics의 활용은 조직들이 지원자들을 판단하는 데 있어

직관(intuition), 또는 편견(prejudice)을 배제하고 객관적인 요소에 집중할 수 있도록 도와준다.

#### <국내 유통 대기업> (Seo, 2020)

한국의 유통 대기업 역시 채용 과정에서 HR Analytics, 특히 AI 기술을 적극 활용하고 있다. AI 활용을 통해 자기소개서 검토 시간이 기존 1주일에서 8시간으로 단축되었다.

이 기업은 채용 과정에서 지원자의 자기 소개서를 검토하는 데 AI를 활용하고 있다. 지원자의 자기소개서에 기재된 언어, 내용상의 특수성 등을 기존 확보하고 있던 조직 내 우수 성과자의 자기소개서 데이터와 비교하여 적합도 여부를 판단한다. 지난 3년 간 지원자들의 자기소개서와 업무 성과가 우수한 현직 직원들의 자기소개서를 추적하여, 이를 AI, 머신러닝을 통해 향후 우수한 성과를 도출할 것으로 예측되는 후보자를 선정하는 방식이다.

AI를 통한 자기소개서 분석을 통해 인재 적합도 점수를 산출할 수 있고, 이는 기업 인재상과의 적합도, 직무 적합도, 표절 여부 등을 종합적으로 검증한다. 예를 들어 자주 언급되는 특정 단어의 반복이 면접관에게 표시되고 이러한 단어들이 문맥이나 자신의 경험과 맞지 않을 경우 점수가 높게 나오지 않는다.

#### <IBM> (Seo, 2020)

IBM은 2018년에 'The Business Case for AI in HR'이라는 보고서를 통해 현재 IBM이 기업 내 인적자원관리에 AI를 어떻게 활용하고 있는지 그 사례와 효과에 대해 발표하였다. IBM은 크게 모집, 채용, 몰입, 인재유지, 개발, 성장에 AI를 활용하고 있다.

IBM은 채용 단계에서 가장 적합한 후보자를 찾기 위해 인공지능 챗봇

(Chatbot)을 활용하고 있다. 챗봇은 자연어 처리(Natural Language Processing)를 통해 지원자의 특성을 파악할 수 있는 다양한 질문을 한다. 이러한 챗봇을 활용한 IBM의 채용 지원 프로그램(WCA : Watson Candidate Assitant)을 도입함으로써 잠재력이 높은 후보자들의 지원이 증가했고, 기업에 대한 충성도를 확인할 수 있는 지표인 NPS(Net Promoter Score) 또한 증가했다.

동시에 IBM의 IWR(IBM Watson Recruitment)는 HR Analytics를 활용한 채용 과정 지원 프로그램이다. 현재 구직 시장의 정보와 과거 지원자들의 채용 정보를 활용하여 적합한 인재예측을 위해 설계되었다. 각 채용 직무 수행을 위해 필요로 하는 기술 사항을 확인한 후 지원자의 이력서 분석을 통해 적합도 점수를 생성할 수 있다. 또한 지원자의 경력 데이터를 확인하여 향후 입사 시 성과 예측 점수를 제공하기도 한다.

#### <롤스로이스 (Rolls-Royce)> (AIHR, 2020)

롤스로이스는 기존의 정형화된 역량평가(assessment test) 대신에 더 간단하면서도 더 많은 지원자의 참여를 이끌어낼 수 있는 평가 시스템을 도입했다. 이를 통해 이들은 더 재능 있고 향후 더 많은 성과를 만들어낼 것으로 예측되는 지원자를 선발할 수 있게 되었다.

이러한 경험을 바탕으로 롤스로이스는 영업 분야(business stream) 지원자들의 온라인 테스트 등록 비율을 74%에서 96%까지 끌어올렸고, 기술 분야(engineering stream)의 경우 81%에서 95%까지 증가시켰다.

이러한 사례들은 채용에 있어 HR Analytics를 활용하는 것이 채용 관련 비용을 줄이고 기업들이 조직에 가장 적합한 인재를 선발할 수 있는 최적의 채용 절차(best procedures)를 찾을 수 있도록 도와준다는 사실을 보여준다.

## 4. 리더십

### <구글 (Google) Project Oxygen> (Shrivastava et al., 2018)

구글은 HR Analytics를 선도하는 기업이며, HR Analytics의 폭넓은 사용을 통해 실질적인 결과를 만들어 내고 있다. 구글은 People & Innovation Lab을 설립하여, 심리 분석 전문가(Psychologists), 의사결정 분야 전문가(decision scientists) 등이 함께 조직 구성원들에게 영향을 미치는 요소들을 분석했다. 이러한 다양한 시도 중 대표적인 것이 'Project Oxygen'이다. 이는 다년간에 걸쳐 매니저들의 바람직한 리더십 행태를 확인하기 위한 프로젝트이다.

이 프로젝트를 위해 매년 정기적으로 시행되는 직원 대상 설문조사 (Googlegeist)의 답변들, 성과 리뷰에 언급된 매니저들에 대한 불만사항 및 칭찬 등 관리자들에 대한 직원들의 기대사항 등을 수집했다. 이러한 데이터들의 분석을 통해 좋은 관리자의 바람직한 행동 8가지를 도출할 수 있었다. 이러한 분석은 직원들이 어떤 방식의 관리를 선호하는지를 확인하고 바람직한 관리자의 역할 및 책임을 정의하는 데 큰 도움을 줄 수 있다.

- be a good coach;
- empower the team and do not micromanage;
- express interest/concern in team members' success and personal well-being;
- be very productive/result-oriented;
- be a good communicator – listen and share information;
- help team with career development;
- have a clear vision/strategy for the team; and
- have key technical skills that help advise the team.

<표 13> 구글, 좋은 관리자의 바람직한 행동 8가지 (Shrivastava et al., 2018)

<포스코(Posco) > (Kim, 2020)

한국 기업 포스코는 리더십 역량 자동진단을 시도했다. 이러한 자동진단은 유능한 관리자를 선정하는 단계(AC : Assessment Center)와 이러한 관리자를 육성하는 단계(DC : Development Center)로 구분된다.

포스코는 역량 항목을 도출하기 위해 BEI(Behavioral Event Interview) 기법을 활용했다. 우수한 리더들이 바람직한 팀워크를 조성하기 위해 하는 행동과 관련된 정형 비정형 데이터를 수집하고 분석했다. 예를 들어 리더의 성과 피드백 행동을 확인하기 위해 메일 수발신, 등록 문서, 성과평가 코멘트, 메일 제목, 본문의 글자 수 등을 분석했다. 이러한 사례들은 분석을 통해 각 조직에 가장 적합한 이상적인 리더십 모델을 확립할 수 있다는 점을 보여준다. 이러한 리더십 모델은 관리자를 평가하는 기준이 될 수 있을 뿐 아니라 관리자 후보군들에게 롤모델이 될 수도 있다.

## 5. 조직문화 개선

### <아마존(Amazon)> (LGERI, 2019)

아마존은 직원들의 불만사항, 불편한 점(pain points)를 실시간으로 분석하는 데 있어 HR Analytics를 활용하고 있다. 커넥션 프로그램(Connection Program)을 통해 직원들은 매일 아침 업무용 컴퓨터를 부팅할 때 팝업 형태의 간단한 질문에 답하게 된다. 이러한 질문에는 관리자에 대한 것에서부터 회의시간의 적정성, 이번 주에 받은 긍정적인 피드백 횟수 등 조직 생활과 관련된 사소한 내용들을 망라한다. 이러한 답변은 아마존의 전담 분석팀(People Science Team)이 분석한다.

이러한 분석 결과, 아마존 직원들이 일에서 가장 만족을 느낄 때는 크게 3가지로 분석되었다. (1) 커리어 관점에서 자신이 성장하고 있다고 생각될 때 2) 자신의 강점을 일에 적용할 수 있을 때 3) 일이 긍정적 의미에서 도전으로 보여질 때. 아마존은 이러한 분석결과를 조직의 인센티브 시스템 개선 및 조직문화 개선 활동 등에 활용했다.

이러한 조직문화 개선과 관련된 HR Analytics는 'sentiment analysis'로 분류되기도 한다. sentiment analysis는 근무환경 내 '분위기(mood)'를 확인하고 향후 발생 가능한 문제들의 징후를 사전에 탐지하는 것이다. 주로 이러한 분석은 내부 게시판 등에 올라온 직원들의 포스팅 등을 대상으로 한다. (Nocker & Sena, 2019)

### <코카콜라(CCE) 등> (Nocker & Sena, 2019)

코카콜라는 이러한 sentiment analysis의 일환으로 직원들의 참여(engagement) 관련 데이터에 대한 분석을 실시했다. 이들은 구성원들의 참여를 보장하는 것과 조직의 성과 간 상관관계가 존재하는지를 규명하고자 했다. JP Morgan은 내부 소셜 미디어와 직원 대상 설문조사 결과를 분석하여 조직의 전반적인 분위기를 파악한다. 유니레버는 각 회사의



전현직 직원들의 회사에 대한 정보, 인상 등을 포스팅하는 Glassdoor 사이트를 분석함으로써 조직에 대한 직원들의 불만사항 등을 확인하고 있다.

이러한 감정 분석(sentiment analysis)은 조직 생활과 관련한 불만족 요인(dissatisfaction factors)를 찾아내고, 조직 업무환경을 개선하기 위한 적극적인 노력으로 이어질 수 있다는 점에서 의미가 있다.

조직문화 개선 관련 'network analysis' 또한 자주 사용되고 있다. 이는 조직 내 직원들 간의 네트워크, 조직 내 팀 간 관계 등을 확인하기 위한 시도이다. 많은 기업들이 양적 정보 뿐만 아니라 소셜 미디어 상의 비정형 데이터를 함께 활용한다. AB Sugar라는 회사는 4년 간 조직 내 화학 엔지니어, 농업 관리자 등 특정 전문가 그룹 간의 협력체계를 강화하는 방안을 모색하기 위해 network analysis를 활용했다.

조직 구성원들의 사기 및 조직에의 충성도에 영향을 미치는 요인 중 하나는 공정성이다. 조직심리학 연구에 따르면 조직의 구성원들이 좌절하는 대표적인 요인 중 하나는 절차 공정성이다. 조직 구성원들이 조직에서 받는 보상을 포함한 여러 가지 사안의 의사결정에서 절차상 공정하지 않는 경우 이는 직무동기에 부정적 영향을 끼친다. 이러한 문제를 해결하기 위해서도 HR Analytics가 활용될 수 있다.

SK 아카데미는 인사평가의 수용성을 높이기 위해 HR Analytics를 활용하고 있다. 이 회사는 인사평가의 피드백의 수용에 영향을 미치는 요인 4가지를 먼저 분석했다. 이러한 선행요인은 피드백의 구체성, 행동언어 포함 여부, 피드백을 부여하는 관리자의 전문성, 평가 대상자가 피드백으로부터 느끼는 감정, 관리자와 구성원 간의 관계 등을 포함하고 있다. 그간 진행된 피드백에 대한 자연어 처리 분석을 통해 여러 평가자들에 의해 평가된 상세한 문장들 간의 의미론적, 감정적 차이를 분석할 수 있었다. 또한 바람직한 피드백이 어떠한 형태로 이루어져야 하는지에 대한 가이드라인을 제시할 수 있다. (KIRD, 2021)

IBM은 직원들에 대한 동기부여를 향상시키기 위해 몰입도 관리 측면 AI 인재 알림(AI talent alerts)과 몰입도 분석(engagement analysis)을 실시하고 있다. AI 인재 알림이란 각 팀의 관리자가 팀원들에 대한 정보를 제공받을 수 있는 것이다. 각 팀원들의 재직기간, 주요 역량, 업무 경력, 승진 기회, 이직 가능성 등에 대한 종합적인 정보가 팀장들에게 제공된다. 몰입도 분석은 회사 내의 소셜 미디어의 데이터를 분석하는 것이다. 한 팀원이 우수한 성과를 인정받았을 때 AI가 팀장에게 이 사실을 다른 직원들과 소셜 미디어에서 공유하는 것을 추천해주는 것 등의 활동을 의미한다.

## 6. 조직성과 향상

많은 기업들이 직접적으로 조직의 성과에 영향을 미치는 변수와 실제 성과와의 상관관계를 확인하기 위해 HR Analytics를 활용하고 있다.

### <지식집약 기업 등> (Minbaeva, 2018)

한 지식집약(knowledge-intensive) 기업은 각 개인들의 연구 생산성(research productivity)을 좌우하는 요인에 대해 분석했다. 그들은 개인 수준의 데이터 (성별, 나이, 국적, 직위, 업무량, 휴가 등)를 수집했다. 또한 설문조사 등을 통해 팀 단위의 데이터 (지원 여부, 직무 만족도, 팀간 협업 정도)를 함께 수집했다. 데이터 분석 팀은 개인적인 특성과 개인의 연구 생산성을 연결하는 모델을 만들어내고, 팀 단위의 데이터를 중간변수(moderator)로 활용했다. 이러한 분석 결과, 연구 분야에 있어 고성과자의 특성을 확인해낼 수 있었다.

16개의 사업단위(business unit)로 구성된 한 회사(multi-unit company)는 지점 간 생산성 차이가 발생하는 원인을 HR Analytics를 통해 확인하고자 했다. 이들은 조직 구조(set-up) 관련 데이터 (구조, 인력 순환 원칙 등), 조직 문화 관련 데이터 (리더십, 팀워크, 가치, 팀 구성 등), 외부 요인 관련 데이터 (위치, 고객 특성, 노조, 타 기관 등) 등을 종합적으로 분석했다. 분석 결과 각 사업단위의 성과를 결정하는 변수의 60%가 'People Index'에 의해 좌우되었다. 이 People Index는 팀 학습(17%), 리더십 특성(18%), 직무 특성(9%) 등으로 구성되어 있다.

### <하이네켄(Heineken)> (Hamilton & Sodeman, 2019)

하이네켄(Heineken)은 이미 소셜 미디어 데이터를 활용한 분석을 실시하고 있으며, IoT와 관련된 실험을 추진 중에 있다. 이들은 소셜 미디어, 생산 관련 데이터, 영상 자료, 전통적인 HR 데이터를 종합적으로 분석하여 R&D 관련 직원들에게 적용되는 보상 프로그램이 실제 고객들로

부터 좋은 평가를 받거나 실제 생산품의 질을 높이는 데 어떻게 기여하는지에 대한 상관관계를 분석했다.

<Lowe> (Klimoski et al., 2016)

Lowe는 2007년 이래로 HR 관련 의사결정과 실제 사업 성과와의 관련성을 입증하기 위한 데이터 기반의 HR 사업 모델을 사용하고 있다. Lowe의 데이터 분석 팀은 HR 데이터 (직원 참여, 이직률, 휴가 기간 등)와 판매 관련 데이터 (고객 만족도, 충성도), 예산 관련 변수 등을 연결시켜 분석했다. 이러한 분석을 통해 확인한 시사점 중 하나는 직원 참여와 고객 만족도, 조직 수입 간 상관관계가 존재한다는 사실이다. 이러한 시도들은 조직의 성과와 목표 달성과 연관된 변수(variables)를 확인함으로써 조직 운영 과정 전반을 재설계할 수 있도록 해 준다.

<McDonald> (Klimoski et al., 2016)

2009년 영국 랭카스터 대학교 경영대학원(Lancaster University Management School)이 영국 내 400여개의 맥도날드(McDonald) 점포에 대해 연구한 결과, 고령 직원의 존재가 고객 만족도를 향상시킨다는 것을 입증했다. 이런 방식으로 HR Analytics는 직원 연령구조와 성과와의 상관관계에 대한 근거를 제시할 수 있다.

7. 종합 - 유형화

	Ojjective	Data used	Insight drawn
<b>Workforce Planning</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Identifying skill gaps</li> <li>▪ Verifying whether the right people are placed in the</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Labor market data</li> <li>▪ Documents in the work portal</li> <li>▪ Individual</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Essential skills for performance</li> <li>▪ Long-term workforce supply and demand plan</li> </ul>

	Ojjective	Data used	Insight drawn
	<p>right position</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>▪Retaining top performers</li> </ul>	<p>profile data (employment information, personal detail, educational background, work history, performance review)</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>▪Employee behavior and collaboration data (collected by sensors)</li> </ul>	
<b>HR development</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Identifying training needs</li> <li>▪Checking the effectiveness of current training program</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Training contents</li> <li>▪Individual history of training completed</li> <li>▪Performance appraisal data</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Automated and individualized</li> <li>▪training recommendation</li> <li>▪Correlation between training and performance</li> </ul>
<b>Recruitment and Selection</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Recruiting talented applicants in efficient and timely manner</li> <li>▪Nudging desired behaviors of managers</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Social media data</li> <li>▪CV data</li> <li>▪AI-assisted Interview data</li> <li>▪Job market data</li> <li>▪Past candidates' recruitment information</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Person-job fit of the applicant</li> <li>▪Performance prediction</li> <li>▪Hiring process improvement</li> <li>▪Competencies and traits</li> </ul>

	Ojbjective	Data used	Insight drawn
		<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Employee survey data</li> <li>▪E-mail data</li> </ul>	required for desirable managers/leaders
<b>Performance Improvement</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Analyzing HR factors influencing organization outcomes</li> <li>▪Detecting the employee sentiment related to performance</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Turnover data</li> <li>▪Employee survey</li> <li>▪Performance appraisal data</li> <li>▪Financial statistics</li> <li>▪Pop-up questions data</li> <li>▪external Internal social media data</li> <li>▪Anonymous bulletin board</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Performance inducing HR factors</li> <li>▪Negative elements affecting the employee satisfaction</li> </ul>

앞에서 정리한 공공과 민간 부문의 다양한 HR Analytics 도입 사례들은 크게 Workforce Planning, HR Development, Recruitment and Selection, Performance Improvement의 4가지 범주로 분류할 수 있다. 각각의 도입 사례는 적용 대상(objective), 활용 데이터 (Data used), 분석을 통해 도출한 시사점 (Insight drawn)으로 구조화할 수 있다.

Workforce Planning의 경우, 조직 목표 달성을 위해 필요한 기술과 현재 보유 중인 역량 간 격차를 확인하거나, 각 직무에 최적임자가 배치되었는지를 검증하고, 고성과자의 이직을 막는 것 들을 분석의 목적으로 삼는 경우가 대부분이다. 이러한 목적을 위해 고용시장 정보, 업무 포털에 등재되어 있는 공식 업무 문서, 개인 신상 등을 포함한 인사 정보, 센서를 통해 확보한 직원 이동 및 협력 관련 측정 데이터 등을 활용할

수 있다. 이러한 데이터들의 분석을 통해 성과 달성을 위해 필수적인 기술을 확인하고, 장기적 관점의 인력 수급(long-term workforce supply and demand plan)을 수립할 수 있다.

HR Development 분야에서는 주로 정확한 교육훈련 수요를 파악하고, 현재 교육 프로그램의 효과성을 분석하기 위해 HR Analytics를 활용하고 있다. 이러한 목적을 달성하기 위해 교육 콘텐츠, 개인 학습 이력, 성과평가 관련 데이터들을 활용할 수 있다. 이러한 데이터 분석을 통해 자동화된 맞춤형 교육 추천, 특정 교육 프로그램과 조직 성과와의 상관관계 등을 입증할 수 있다.

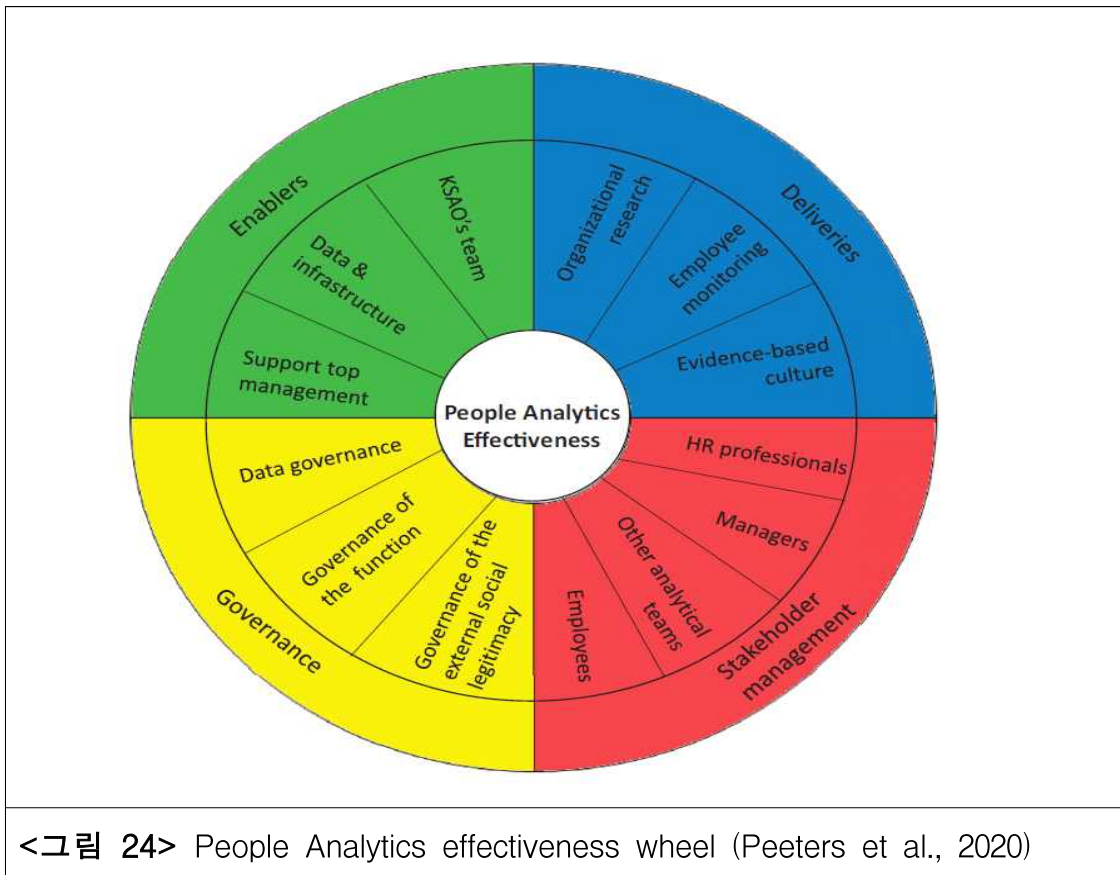
Recruitment and Selection과 관련해서는 효율적인 방식으로 재능있는 인재를 선발하고, 관리자들의 바람직한 리더십 행태를 유도하는 목적 등을 위해 HR Analytics를 이용할 수 있다. 이를 위해 소셜 미디어, 이력서(CV), 인터뷰 정보, 고용시장 데이터, 과거 지원자들의 채용정보, 현직자들에 대한 설문조사 등을 활용할 수 있다. 이를 통해 지원자들의 직무 적합도를 정확히 파악할 수 있고 채용 시 향후 성과까지 예측할 수 있다. 채용 절차 자체의 효율성이 증가되며, 관리자들에게 요구되는 바람직한 역량 행동특성 등을 정의할 수 있다.

마지막으로, Performance Improvement와 관련해서는 조직의 실적 및 성과와 관련되어 있는 HR, 관련 변수들을 확인하고, 성과와 관련된 직원들의 감정(sentiment)를 탐지하기 위해 HR Analytics가 좋은 도구가 될 수 있다. 이를 위해 행정 데이터, 이직률 데이터, 직원 대상 설문조사, 성과평가 정보, 재정 통계, 내외부 소셜 미디어, 익명 게시판 데이터들을 수집하여 분석할 수 있다. 이러한 분석을 통해 성과에 영향을 미치는 변수들을 파악할 수 있으며, 직원들의 직무 만족도를 저해하는 부정적 요인을 파악하여 개선할 수 있다.

#### IV. HR Analytics 도입을 위한 필수요소

HR Analytics를 조직의 HR 의사결정 과정에 활용하기 위해서는 다양한 조건들이 필요하다. 다수의 연구들이 HR Analytics의 성공적 도입을 위한 필수 요소들을 규정하고 있다.

Peeters et al. (2020)는 전통적인 HR Analytics와 광범위한 business intelligence 문헌들에 대한 검토를 통해 HR Analytics 도입을 위해 필요한 핵심 요소(ingredients)들을 4가지 범주로 분류하였다. 이를 ‘The People Analytics Effectiveness Wheel identifies’이라는 프레임워크로 정리했다. (Peeters et al., 2020) 이 프레임워크는 1) The enabling resources of a people analytics team 2) products by the HR Analytics implements 3) stakeholder management 4) governance structure로 구성되어 있다.

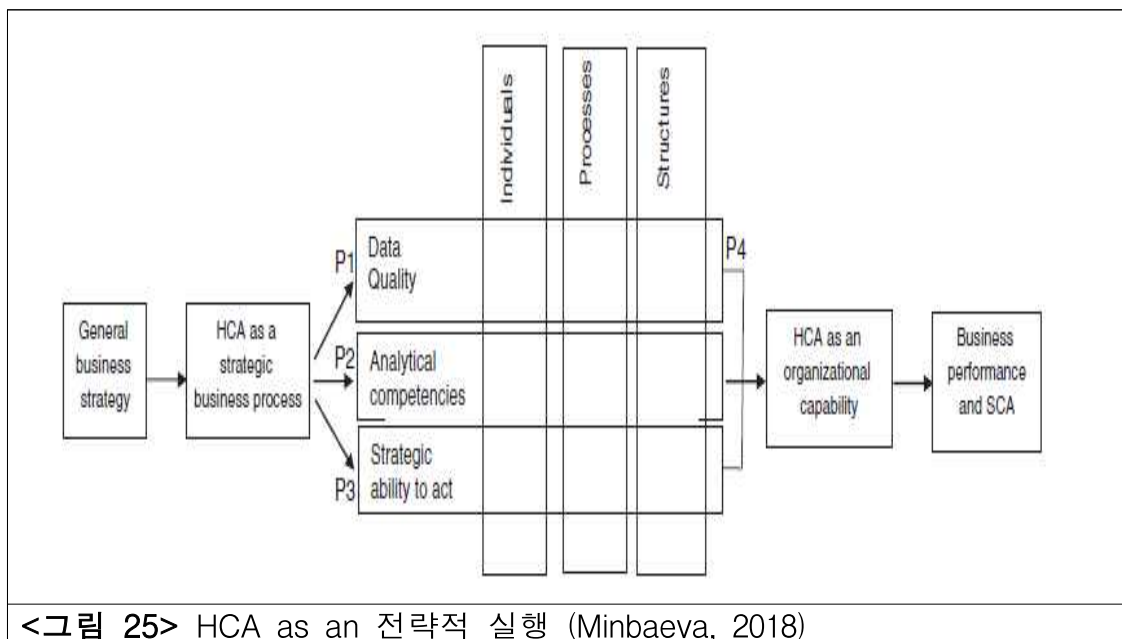




첫 번째로, Enablers 요소는 크게 고위층들의 지지 (senior management support), 데이터 및 인프라 (data and infrastructure), 그리고 분석 담당 인력들의 역량 (the knowledge, skills, abilities, and other characteristics of analytics staffs)으로 구성되어 있다.

의사결정권자들은 분석 팀에게 예산(financial resources)과 정치적 지지 (political support)를 제공해줄 수 있다. 정치적 지지의 경우, 경영진들은 계선 관리자 (line managers), 인사 부서 담당자 (HR professionals)와 같은 이해관계자들에게 데이터 분석은 중요하고 데이터에 기반한 의사결정이 조직의 미래를 좌우한다는 신호를 줄 수 있다. 이 프레임워크는 HR Analytics를 실행하기 위해 필요한 자원과 이해관계자(related participants) 간 상호작용을 강조하고 있다.

Minbaeva(2018)는 HR Analytics를 organizational capability 관점에서 접근하고 있으며, 조직 내에서 HR Analytics가 효과적으로 실행되기 위한 3가지 요소를 data quality, analytics competencies, and strategic ability to act로 정의하고 있다. 이러한 접근은 HR Analytics을 도입하는데 있어 조직 전체 자원의 준비도(preparedness)를 강조하고 있다.



<그림 25> HCA as an 전략적 실행 (Minbaeva, 2018)

이때의 analytics capabilities는 분석에 필요한 역량을 갖춘 인재를 확보하는 것에서부터, 증거 기반의 의사결정(evidence-based decisions)를 자연스러운 절차로 받아들이는 조직문화를 조성하는 것까지를 의미한다. Strategic ability to act는 조직 구성원들의 boundary-spanning behaviors, experiments를 장려하는 동시에 HR Analytics를 현재 및 미래와 관련된 전략적 결정과 연결시키는 것 등을 의미한다. (Minbaeva, 2018)

동시에 이러한 필수 요소를 갖추기 위해 개인(individual) 차원, 프로세스(process) 차원, 구조(structure) 차원에서 필요한 조치들을 규정하고 있다.

		HCA dimensions		
		Data quality	Analytics capabilities	Strategic ability to act
Micro-level components	Individuals	Ensuring flawless data organization	Acquiring and developing analysts with needed KSAs	Encouraging boundary-spanning behaviors
	Processes	Building systems and establishing workflows	Linking with organizational processes, especially HR processes Establishing and maintaining formal and informal communications	Enabling follow-up actions via HR business partners Encouraging experimentation
	Structures	Investments in formal, centralized coordination of data collection and organization	Creating a culture of inquiry and a habit of making evidence-based decisions	Equipping top management with tools for action Linking to the current and future strategy discussions

<그림 26> HCA as an organizational capability, components and dimension (Minbaeva, 2018)

Data quality를 확보하기 위해 개인 차원에서는 단절 없는(flawless) 데이터 조직화가 진행되어야 한다. 프로세스 차원에서는 관련 시스템을 만들고 업무 프로세스(workflows)를 정착시켜야 한다. 구조 관점에서는 데이터 수집을 위한 공식적이고 통합적인 수집, 관리 체계 구축을 위한 투자가 필요하다.

Analytics capabilities을 갖추기 위해서는 개인 차원에서 HR Analytics를 진행하기 위해 필요한 KSA(knowledge, Skills, Abilities)을 갖춘 분석

전문가를 영입하고 또 내부 육성하는 것이 필요하다. 프로세스 관점에서 분석을 HR process와 연결시키는 것이 필요하고 공식적, 비공식적 의사소통을 지속하는 것이 요구된다. 구조 측면에서는, 증거 기반의 의사결정을 조직의 기본적인 행태로 정착시키는 것이 필요하다.

Strategic ability to act을 위해서는 개인 측면에서 칸막이를 넘어서는 시도를 장려하는 것이 필요하다. 프로세스 관점에서는 실패하더라도 적극적으로 분석을 시도하는 것을 장려해야 한다. 구조 관점에서는 의사결정권자의 지지를 확보하는 동시에 현재와 미래 전략을 위한 토론을 연계시키는 것이 필요하다.

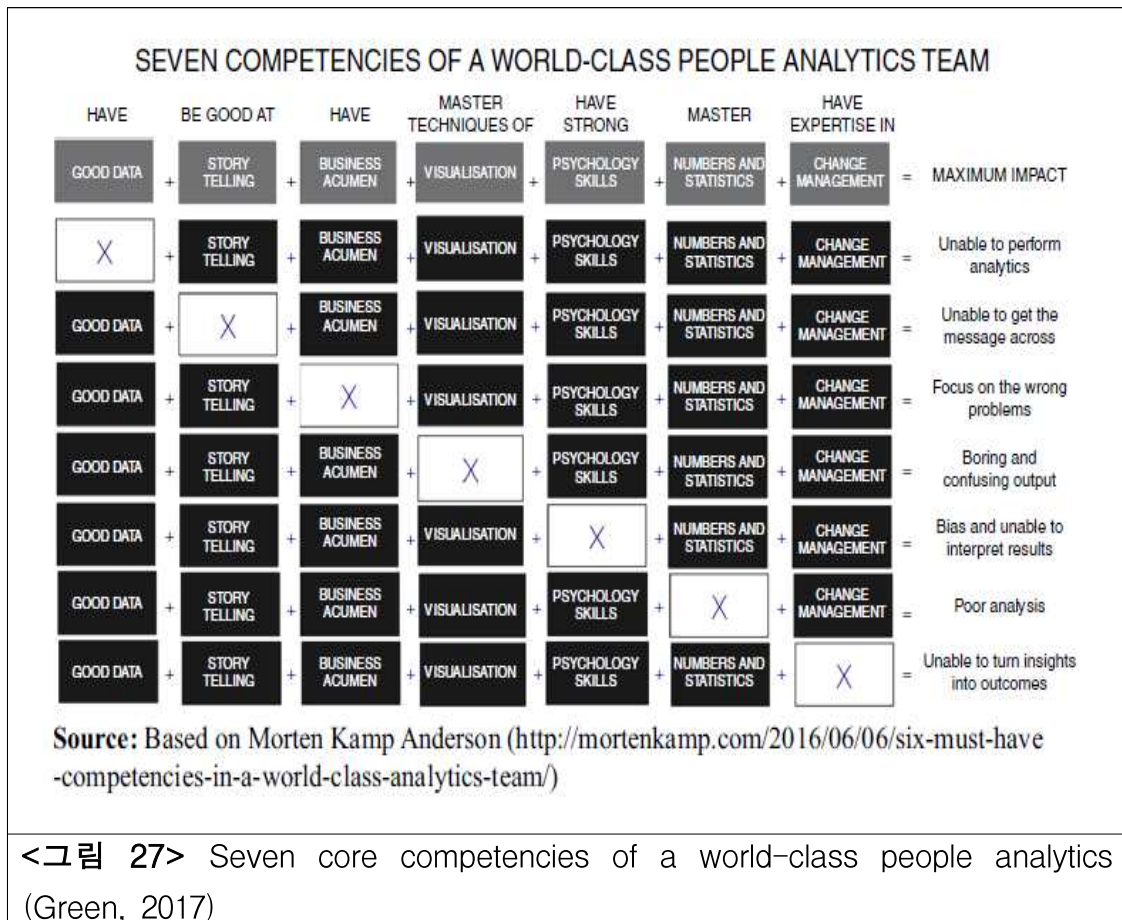
Dahlbom *et al.*, (2020)은 HR Analytics 도입에 필요한 3가지 요소를 technology, organization, and people로 규정했다. (Zeidan & Itani, 2020) 이때의 technology는 데이터 품질 및 인프라를 포함한다. organization 측면은 HR Analytics의 도입에 대한 조직의 수용성을 의미한다. People은 실제 분석 업무를 수행할 수 있는 역량을 갖춘 인재의 확보이다. 이러한 3가지 요소는 수용성(acceptance)이 필요한 인력(staff)과 기술(technology)를 확보하는 동력이라는 점에서 긴밀하게 연계되어 있다. 이 외에도 추가로 조직의 규모 (the size of the organization), 관련 기술에 투자할 수 있는 재정적 여력 (the financial wealth and capabilities to invest in these technologies), 제도적 메커니즘, 조직 구조 등이 영향을 미치는 요소에 해당한다.

이와 유사하게 Marler & Boudreau(2016)는 HR Analytics의 성과를 좌우하는 요인으로 HR 전문가의 데이터 분석 역량, 경영진의 지지, 정보 기술 인프라(IT infrastructures)를 제시했다. (Seo, 2020)

van den Heuvel & Bondarouk(2017)은 Coolen and IJselstein (2015)가 그들의 article “A practitioner’s view on HR analytics”에서 제시한 the HR analytics capability wheel을 언급하고 있다. 그들은 HR Analytics를 위해 필요한 능력(a balanced blend of different relevant

capabilities)으로 6가지 관점(perspective)를 제시하고 있다.

비즈니스 관점(the business perspective)은 조직의 사업 분야 관련 도전과 전략에 대한 적절한 이해를 갖추고 있는 것을 가리킨다. HR 관점(the HRs perspective)은 HR 과정, 활용 가능한 HR 데이터, 직원들의 데이터를 분석하는 데 필요한 윤리적 기준 등에 대해 올바르게 이해하고 있는 것을 의미한다. 컨설턴트 관점(the consultant perspective)는 명확한 방식으로 분석 결과를 제시하는 것을 의미한다. 데이터 분석 전문가 관점 (the data scientist perspective)은 통계분석을 활용하고, 머신러닝 알고리즘과 같은 최신 분석 기술을 활용하는 것을 의미한다. IT 아키텍처 관점(the IT architect perspective)은 HR 관련 데이터 통합관리에 대한 이해를 갖추고 있어야 함을 의미한다. 소프트웨어 관점(the software perspective)은 내 외부 적합한 자원을 활용하여 깊이 있는 분석을 할 수 있는 역량을 의미한다. (van den Heuvel & Bondarouk, 2017)



Green(2017)는 Morten Kamp Anderson의 연구에 기초하여 전세계 최고 수준의 HR Analytics 분석 팀이 갖추고 있는 역량을 7가지로 정의하였다. 적합 데이터를 보유하고 있고 (have good data), 스토리텔링에 능숙하고, 사업적 감각(business acumen)을 보유해야 하며, 시각화 기술을 가지고 있고, 심리학 관련 전문성을 갖추는 동시에, 통계에 전문성을 보유하고, 변화관리(change management)를 할 수 있어야 한다고 보고 있다.

동시에 이러한 7가지 역량 중 각각의 역량을 갖추고 있지 못할 때 발생할 수 있는 문제점을 제시하고 있다. 만약 적합한 데이터를 가지고 있지 못하면 분석을 수행할 수 없다. 사업적 감각이 부족한 경우에는 잘못된 문제에 초점을 맞출 수 있다. 시각화(visualization) 기술이 부족하다면 지루하고 명확하지 않은 결과를 도출할 우려가 있다. 변화관리 역량이 없다면 분석을 통해 도출한 시사점(insights)을 결과로 연결시킬 수 없다.

이러한 다양한 관점들의 존재는 HR Analytics가 조직의 보유 자원의 전략적 활용과 다양한 구성원 간의 상호작용에 기초한다는 점에서 복합적인 특성을 가지고 있음을 나타낸다. 이러한 다양한 전제조건들에 대한 논의를 정리해볼 때, 이번 연구에서는 1) 데이터 거버넌스 구축 2) 분석인력, 역량 확보 3) 조직 수용성 확보라는 틀로 세부적인 필요 요소를 확인하고자 한다.

## 1. 데이터 관리(data management)

HR Analytics가 효과적으로 진행되어 조직의 전략적 목표 달성에 효과적으로 기여하기 위해서는 data management 혹은 data governance가 체계적으로 구축되어야 한다. 이러한 data management는 크게 1) 분석을 위한 데이터 확보 2) data quality 확보 3) data governance 구축으로 구성된다.

첫째, HR Analytics를 위해서는 무엇을 분석할 것인가를 정의하고 가장 필요한 데이터를 수집해야 한다. 특히, 정보통신기술의 급속한 발전으로 인해 분석에 활용될 수 있는 데이터의 종류와 범위가 증가했다. 클라우드 기술의 발전으로 대용량의 데이터 저장이 가능해졌고, Big Data 기술의 도입으로 인해 과거에는 불가능했던 대용량 데이터의 신속하고 정확한 분석이 가능해졌다. 텍스트, 이미지, 비디오, 오디오와 같은 전통적인 비정형 데이터 외에도 위치 정보, 로그 기록, 이메일, SNS 등의 새로운 종류의 비정형 데이터도 분석이 가능해졌다. 또한 웹문서 작성 언어인 HTML 같은 반정형 데이터도 분석 대상에 포함된다. (Kim, 2020) 이러한 데이터는 조직 내부에 존재할 수도 있고, 외부에서 수집해야 할 수도 있다. 조직 내부라고 하더라도 별도의 시스템에 각기 다른 형태로 저장되어 있어 데이터를 일관된 형태로 정리하고 분석 가능한 수준으로 품질을 높이는 것 역시 중요 과제 중 하나이다.

<ul style="list-style-type: none"> <li>(1) Employee/organizational surveys</li> <li>(2) Employee/talent profiling (tracking and modeling individual data on critical talent or high-potential employees)</li> <li>(3) HR metrics including scorecards and dashboards</li> <li>(4) Partnership or outsourced research including membership-based research consortia</li> <li>(5) Workforce forecasting (e.g. workforce supply/demand and segmentation analysis to forecast and plan when to staff up or cut back)</li> <li>(6) Ad hoc HRIS data mining and analysis</li> <li>(7) HR benchmarking</li> <li>(8) Learning measurement/analytics</li> <li>(9) HR program evaluation</li> <li>(10) Return-on-investment (ROI) projects</li> <li>(11) Labor market, talent pool and site/location identification research</li> <li>(12) Advanced organizational behavior (OB) research and modeling</li> <li>(13) Selection research involving the use of validated personality instruments that measure various employee traits, states, characteristics, attributes, attitudes, beliefs and/or values</li> <li>(14) Talent supply chain (analytics to make decisions in real time for optimizing immediate talent demands in terms of changing business conditions)</li> <li>(15) 360 degree or multirater feedback (360-degree leadership and management assessments or performance appraisal/evaluations)</li> <li>(16) Sentiment analysis (interpretation and classification of emotions whether positive, negative and neutral within text data using text and/or thematic analysis techniques)</li> <li>(17) Using organizational network analysis (ONA) tools</li> </ul>	<p><b>Table 3.</b> Common data sources</p>
---	--

**<표 14> Common data sources (Falletta & Combs, 2021)**

<ol style="list-style-type: none"> <li>(1) Datafication of personal, and often trivial, characteristics, preferences and behaviors that have little relevance to job performance</li> <li>(2) Surveys that explore a job applicant or employee's attitudes, preferences and values on seemingly innocuous aspects of their personal life (e.g. "what magazines do you subscribe to?" and "what pets do you have?") as a proxy measure of personality, intelligence, cultural fit, performance and attrition, to name a few (Hansell, 2007)</li> <li>(3) Identifying a job applicant's "hometown" as a relatively accurate predictor of attrition (Ganguly, 2007)</li> <li>(4) Private data obtained from social media websites (e.g. Facebook) – whereby the employer asks a job applicant or employee to furnish his/her user-id and password</li> <li>(5) Vendor platforms that troll, scrap and analyze public social media data (e.g. changes made to <i>LinkedIn</i> profile, summary, tagline as an indicator of job seeking/attrition)</li> <li>(6) Third-party consulting firms that predict the health risks of employees (Silverman, 2016)</li> <li>(7) Technology that takes photos of employees at their desks and/or their computer screen every 10 min to manage productivity and office presence</li> <li>(8) Sociometric sensors that measure team dynamics and collaboration and monitor whereabouts, etc.</li> <li>(9) Monitoring nonexecutive employees who "dump" their stock as an accurate indicator of disloyalty and imminent attrition</li> <li>(10) Making hiring decisions based on where employees live with (e.g. the closer employees reside to the office, the less likely they are to leave than those who live farther away)</li> <li>(11) Screening job candidates with integrity data, such as credit ratings, arguing that it's an effective way to assess personal responsibility</li> <li>(12) Using voice analysis software to determine whether a job candidate is being truthful and honest</li> <li>(13) Using micro-expression analysis (e.g. measuring unconscious employee reactions to various stimuli – change readiness, employee engagement)</li> <li>(14) Analysis of e-mail content, metadata, subject line, CC/BCC</li> <li>(15) Analyzing calendar data (e.g. topic, accepting/declining meeting invites participants)</li> <li>(16) Using wellness data (e.g. wellness portals and now wearables such as <i>Fitbit</i>)</li> <li>(17) Using biodata (fingerprint scans) to monitor usage and whereabouts</li> <li>(18) Using RFID (badge scans) to monitor usage and whereabouts</li> <li>(19) Microchip implants in the workplace (e.g. a microchip is implanted in an employee's hand, which permits the employee to access their office building, computer, etc.)</li> </ol>
<p>&lt;표 14&gt; 데이터 활용 사례 (Falletta &amp; Combs, 2021)</p>

이러한 많은 종류의 데이터들은 실시간으로 수집이 가능하다. 실시간 데이터들은 의사결정권자들에게 직원들의 내재된 특성 및 패턴에 대해 파악할 수 있는 가능성을 높여 준다. 예를 들어 데이터 분석은 어떤 직원이 높은 역량을 보유하고 탁월한 성과를 내는지를 판별하도록 해 준다. 판매 직종의 경우 영상 분석을 통해 어떤 직원들이 더 밝은 태도로 응대하고 고객의 반응이 어떤지를 확인할 수 있다. 이러한 고객 만족도를 센서 및 영상을 통해 확인하여 교육 프로그램을 설계할 수도 있고 우수 직원에 대한 별도의 보상 프로그램을 만들 수도 있다. (Hamilton & Sodeman, 2019)

**Table 1. Data sources pros and cons**

Data sources	Pros	Cons
Traditional HR data	Readily available	May not give relevant information
Production/ operations data	Can give accurate evaluation of actual employee output	Organizational components may or may not give HR access
Social media	Likely available	May be controlled by marketing Not currently used by HR or for internal evaluations
Video analytics	Can identify behaviors 'in the wild'	Not yet fully functional
Product sensor data	Can pinpoint actual output of employees and quality assessment	Infrastructure not yet fully available

Adapted and modified from [Waters et al. \(2018\)](#).

**<표 15> Data source (Hamilton & Sodeman, 2019)**

공공 부문의 경우에도 국민들의 민원인들이 남기는 공식적인 피드백 뿐만 아니라 무의식적인 반응까지도 수집할 수 있다면 민원 대응 직원에 대한 정확한 평가가 가능할 뿐 아니라 민원 서비스 개선에도 기여할 수 있다.

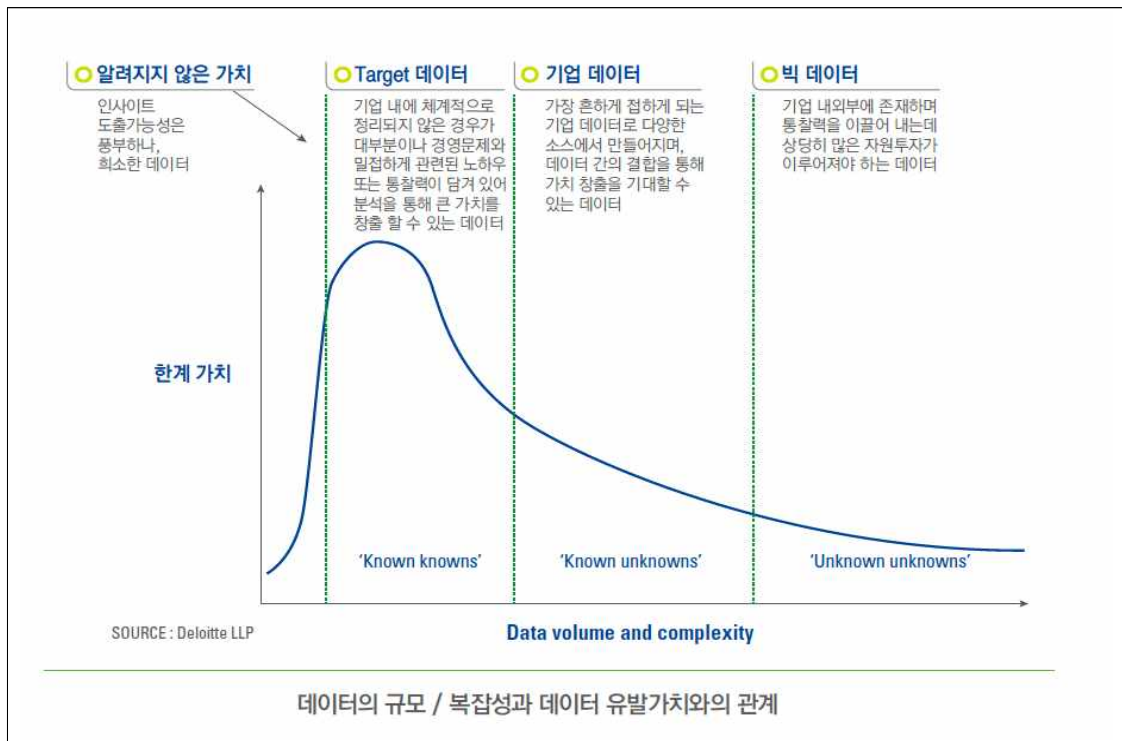
데이터의 출처에 따라 데이터의 종류를 구분할 수도 있다. 기관이 보유하고 있는 데이터(company-owned data)는 직원 신상 자료, 직무기술, 각 직원별 리포트, 내부 직원 배치 정보 등을 포함한다. 사용자 제공 정보(user-provided data)는 채용 지원자를 평가할 때 중요하게 활용된다. 이 정보에는 이력서(CV), 영상 인터뷰, 인지 테스트(cognitive test) 등이 포함된다. 또한 현직 직원들 대상 설문조사, 참여 등도 포함된다. 웹사이트, 블로그, 소셜 네트워크 데이터 등 웹에서 확보할 수 있는 데이터(Web-derived data)는 직원들의 참여 및 정서뿐만 아니라 직원 간 상호작용 등에 대해 이해할 때 유용하다. 또한 센서와 디지털 기기를 통해 확보한 데이터는 직원들의 동선을 확인할 수 있게 해주며, 직원들이 어떻게 일하며 협력하는지에 대한 시사점을 제시해 준다. (Margherita, 2021)

또한, 분석의 목적에 따라 적절한 데이터가 선택되어야 한다. Bersin(2012)은 조직의 talent analytics를 위해 필요한 데이터의 종류를



attendances, assessments, performance, competencies, engagement, geography, job status, job type, training, diversity로 정의했다.

딜로이트는 조직들이 관심을 가져야 할 데이터를 3가지로 범주화 하였다. 첫째, 기지의 범주(Known knowns)는 조직 내에 축적된 노하우와 같은 것으로 그 가치를 알고 있지만 체계적 데이터화가 되어 있지 않은 경우가 많은 데이터이다. 인지의 범주(known unknowns)는 기업 내에 체계적으로 정리되어 있는 데이터이지만, 데이터 자체의 가치는 고급 분석을 통하기 전에는 인식되지 못하는 데이터이다. 존재가 파악되지도 않고 가치에 대해서도 알려지지 않은 데이터는 미지의 범주(Unknown unknowns)이다. 이 중 기지의 범주(known knowns)가 가장 분석 가치가 높다. 딜로이트는 외부의 다양한 데이터에 대한 관심도 중요하지만, 조직 내부의 가치 있는 데이터를 우선적으로 통합하여 분석하려는 노력이 중요함을 강조하고 있다. (Deloitte, 2014)



<그림 28> 데이터 규모/복잡성과 데이터 유발가치와의 관계 (Deloitte, 2014)

데이터 quality와 관련하여, 부정확한 데이터는 분석결과의 신뢰성을 떨어뜨리며 부정확한 데이터를 통해 분석한 내용은 잘못된 의사결정을 초래할 수 있다 (Seo, 2020)

HR Analytics가 활용하는 다양한 source의 데이터는 정형(structured) 데이터, 비정형 데이터(unstructured) 데이터, 종적(longitudinal) 데이터, 횡단면 데이터(cross-sectional), 양적, 질적(qualitative or quantitative) 데이터 등 각기 다른 형태로 존재하는 경우가 많다. Peeters et al.(2020)는 낮은 데이터 품질이 발생하는 세 가지 원인을 제시하였다. 첫째, 중추적인(overarching) 데이터베이스가 부족하여, 분석 팀이 각 팀으로부터 확보하는 데이터가 현행화 되어있지 않은 경우가 많다. 두 번째로, 데이터는 사람에 의해 입력되는데, 입력 과정에서 실수 또는 오류가 발생하는 경우가 존재한다. 세 번째로, 각 팀 혹은 프로젝트 단위에서 각기 상이한 데이터 정의를 사용하고 있어 표준화가 되어 있지 않은 경우가 많다. (Peeters et al., 2020 ; Nocker & Sena, 2019) 또한, Minbaeva(2018)는 각 기관들의 조직 개편 과정에서 조직 구조가 변경되면서 기존 부서 소관의 데이터가 누락되는 등 데이터 손실의 문제가 발생한다고 지적하고 있다. 실제로 전체 분석에 투입되는 시간의 25~30%를 data cleaning에 쓰고 있다는 조사 결과도 존재한다. (Davenport and Harris, 2017)

공공 부문 역시 여러 조직과 데이터베이스에 산재한 각기 다른 포맷의 데이터를 통합하는 과정에서 어려움을 겪고 있다. 개별 조직에서 별도의 데이터베이스를 보유하고 있는 경우 이들이 각각 다른 포맷 또는 지표(indicators)를 사용하는 경우 통합하는 과정에 어려움이 존재한다. 이러한 표준화 문제는 특히 조직 외부 데이터, 즉 소셜 미디어 등의 정보를 활용할 때 더 크게 부각된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 많은 정부가 통합 데이터베이스를 구축하고 있다.

이러한 데이터 quality 문제를 해결하기 위해서는 데이터 포맷에 대한 표준화 작업뿐만 아니라, 뒤에서 언급할 데이터 거버넌스(data governance)를 구축하는 것이 필요하다. 데이터 거버넌스는 예산부서, HR 부서 등 관련 조직들과 협력하여 종합적 데이터베이스를 구축하는 과정을 의미한다. (Nocker & Sena, 2019 ; Levenson & Fink, 2017)

마지막으로 데이터 거버넌스 관련해서는, 데이터 사일로(silo) 문제를 해결하기 위해 HR 부서의 데이터 뿐만 아니라 조직 내외 데이터를 통합해야 한다. CIPD 조사에 따르면, 세 가지 형태의 data silo가 존재한다. 한 가지는 조직이 구성되는 방식에 의해 발생한다. 다른 하나는 각 프로젝트별로 상이한 보고 방식을 따르는 것에 기인한다. 마지막 형태는 보안상의 이유로 분리되어 관리되고 있는 데이터베이스에 의해 발생한다. (CIPD 2013). 이러한 문제를 해결하기 위해서는 조직 전체적인 관점에서 데이터 생성 관련 표준화에 대한 가이드라인이 마련되어 있어야 하며, 조직 전체 데이터를 종합적으로 관리하는 시스템을 개발하거나, 각 데이터베이스 간 연계를 강화하는 기술적 조치가 필요하다.

## 2. 분석역량을 갖춘 인재 (Staff capabilities)

조직이 HR Analytics를 적극적으로 활용하기 위해서는 높은 수준 (advanced) 분석 역량을 지닌 전문 인력을 보유해야 한다. 각 조직들이 숙련된 분석 인력을 확보하기 어려운 이유 중 하나는 HR Analytics를 진행하는 데 상호 이질적인(disparate) 기술과 역량이 존재하기 때문이다. (Green, 2017) HR Analytics를 위해 필요한 분석역량에 대한 다양한 연구가 존재한다.

Minbaeva(2018)는 분석 역량(analytic ability)을 변수를 측정할 수 있는 능력, 특정 질문에 대한 해답을 찾을 수 있는 인과관계 모델 (causal model)을 설정하는 것, 올바른 방식으로 이를 시험하는 것, 설득력 있게 결과를 설명하는 것(tell a compelling story)로 정의하고 있다. 이 정의는 분석을 통해 일관성 있고(consistent), 설득력 있는(persuasive) 결과를 도출할 수 있는 능력에 초점을 맞추고 있다. Nocker & Sena(2019)은 분석 역량(analytical competencies)이 기본적인 다변수 모델 (multivariate models), 심화 다변수 모델 (advanced multivariate models), 데이터 정의(data preparation), 연구 설계(research design), 양적 데이터 수집 및 분석(quantitative data collection and analysis) 등으로 구성된다고 주장한다. 이러한 정의들은 여러 변수 간 상관관계와 감춰진 의미(hidden meaning)를 발견할 수 있는 능력을 강조한다. 앞에서 언급한 세계적 수준의 HR Analytics 분석 팀이 갖추고 있는 7가지 역량 프레임워크는 분석 관련 비전문가들이 쉽게 이해할 수 있는 방식으로 분석을 통해 도출된 시사점(insights)을 설명할 수 있는 능력을 핵심 능력의 하나로 고려하고 있다. (Falletta & Combs, 2021 ; Green, 2017)

이러한 다양한 역량에 대한 논의와 관련하여, 기술적인 분석 역량과 함께 가장 강조되는 역량이 스토리텔링(storytelling) 능력과 조직 업무 전반에 대한 이해도이다.

HR Analytics에서 도출된 시사점(insight)이 조직 의사결정에 반영되기 위해서는 주요 시사점이 관련 조직 구성원, 특히 고위층, 의사결정권들이

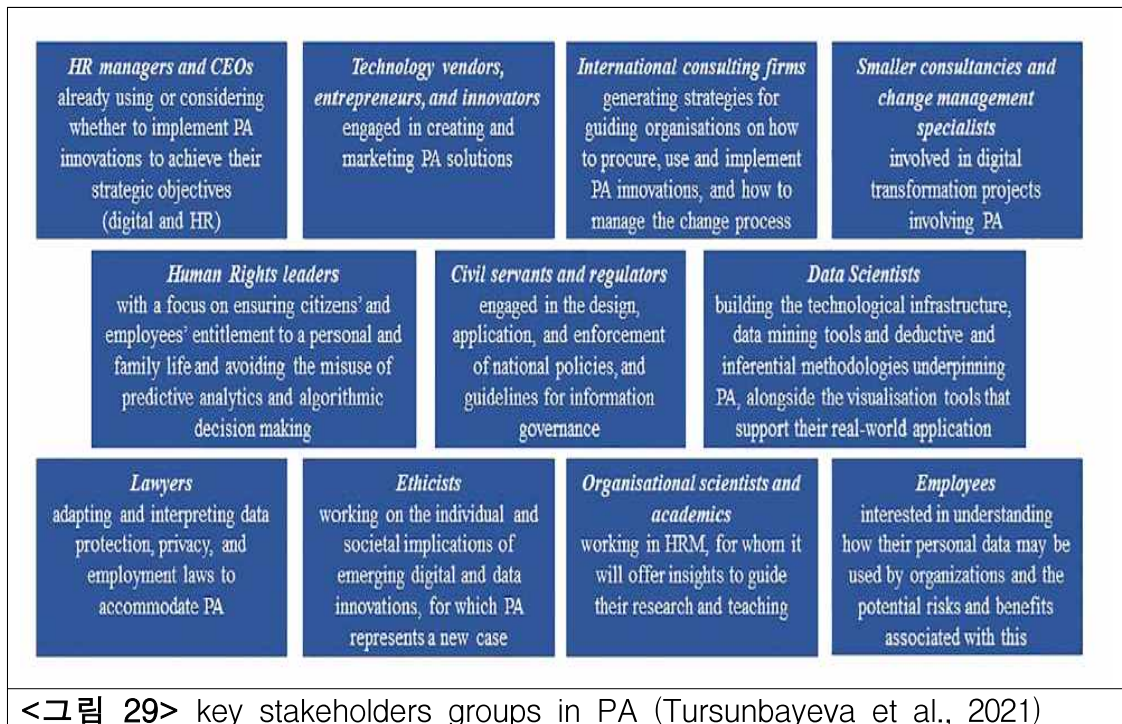
(top management) 직관적으로 이해할 수 있게 설명되어야 한다. 이를 위해 필요한 역량이 스토리텔링 역량이라고 할 수 있다. (Hamilton & Sodeman, 2019) 실제로 구글 리워크 2016 (Google Re:Work 2016) 세션에서 스토리텔링을 위해 고려해야 할 3가지 핵심요소로 1) 청중들이 무엇을 알고 싶어 하는가? (What do you want your audience to know?) 2) 청중들이 어떻게 느끼기를 원하는가? (How do you want your audience to feel?) 3) 청중들이 무엇을 하기를 원하는가? (What do you want your audience to do?)가 제시되기도 했다. (Levenson & Fink, 2017) 이러한 스토리텔링을 통한 공감, 설득이 효과적으로 이루어질 수 있도록 다양한 기술들, 예를 들어 잘 구성된 보고(advanced reporting) 시각적 구성(visualization features), 사업 지표들과 연계될 수 있는 인사 관련 변수들에 대한 대시보드 (dash boards of people-related metrics that are integrated with business and process KPIs) 등이 활용될 수 있다. (Margherita, 2021) 조직의 업무 관련 지식은 분석 대상을 결정하기 위한 모델을 개발할 때 분석 지식들과 유기적으로 결합되어야 한다. 이러한 과정을 바탕으로 데이터 수집을 위한 분석 프레임워크가 구성될 수 있다. (Minbaeva, 2018) 분석 전문가가 조직 업무에 대한 전반적으로 이해했을 때, 분석 결과가 조직 프로세스 개선, 조직성과 향상 등 실제 의미 있는 결과, 정책 등(solutions)으로 채택될 수 있는 가능성이 높아진다. (Zeidan & Itani, 2020)

하지만, 이런 데이터 분석 역량을 보유한 인력에 대한 높은 수요에도 불구하고, 인력의 확보는 용이하지 않다. 2011년에 발표된 맥킨지 보고서에서는, 2018년까지 미국의 숙련된 분석 역량(deep analytical skills)을 갖춘 필요인력 140,000-190,000 정도가 부족할 것이라고 예측하고 있다. 동시에, 빅데이터 분석을 활용하여 의미 있는 의사결정을 할 수 있는 분석 전문가, 관리자 150만명이 부족할 것이라고 진단하고 있다. (Klimoski et al., 2016) 이러한 문제를 해결하기 위해 조직 구성원에 대한 데이터 리터러시(data literacy) 교육을 실시하고, HR 프로세스에 대한 이해도를 갖춘 분석 전문가를 채용하는 것이 해결방안이 될 수 있다. (Patre, 2016)

2019년 6월 미국 OPM(the US Office of Personnel Management)은 데이터 분석 전문가(data scientist)를 정부 내 공식 채용 직위로 인정하는 내용의 규정(memorandum)을 발표했다. 이와 유사하게, 캐나다의 외교부(Global Affairs Canada)는 증거 기반의 정책 수립을 위한 데이터 전략의 일환으로 직원 대상 데이터 분석 교육 (data analytics training) 과정을 시범적으로 도입했다. 영국 정부 (The UK Civil Service)는 디지털 과학자를 비롯하여 디지털 역량을 갖춘 인재들을 공직 내로 유치하기 위한 인사제도(a Digital, and Technology Fast Stream)를 시행하고 있다. (OECD, 2019)

### 3. 조직 수용성 (Acceptance)

HR Analytics는 조직의 의사결정 방식을 변화시키는 것이기 때문에, 데이터 기반 접근(data-driven approaches)에 익숙하지 않은 조직 구성원들은 이러한 새로운 시도를 선호하지 않을 수 있다. 하지만, HR Analytics는 인사 부서 뿐만 아니라 전체 조직의 데이터를 활용하고, 최고위층(top management)의 의지에 의해 그 활용도가 좌우될 수 있다는 점에서, 다양한 이해관계자들의 입장을 고려하고 HR Analytics 과정에의 참여를 보장함으로써 수용성을 높일 필요가 있다. Tursunbayeva et al.(2021)은 HR Analytics와 관련한 다양한 이해관계자들을 정리하고 있다. 이해관계자들은 CEO, HR managers에서부터 IT 업체, 컨설팅 회사, 변호사, 공무원, 일반 직원들에까지 그 범위가 다양하다. 이러한 다양한 이해관계자 중 HR Analytics 도입에 실질적인 영향을 미치는 이해관계자는 1) 의사결정권자(top management) 2) 계선 관리자(line managers) 3) 일반 직원(employees)으로 정리할 수 있다.



최고위층(Top management)은 분석 팀에게 재정적 및 정치적 지원을 제공할 수 있다. (Peeters et al., 2020 ; Minbaeva, 2018) 반면, 의사결

정권자 입장에서 기존에 자신들의 경험, 직관에 의한 결정을 데이터에 기반한 결정으로 대체하는 것은 자신들의 권위를 약화시키는 것으로 간주될 수도 있다. 따라서 데이터는 보조, 지원 역할(aid)을 하며 의사결정권자의 권한을 완전히 대체하는 것이 아니라는 전제가 전체 이해관계자들 사이에서 동의되어야 한다. (Klimoski et al., 2016)

계선 관리자(line managers)들은 인력 자원(human capital resources), 생산성(productivity), 성과(performance)와 관련된 핵심 데이터들을 관리하고 또 그 데이터의 수집 및 생성에 큰 영향을 미친다. 그들은 HR 분석팀이 이러한 데이터에 대해 접근하는 것을 위협으로 생각할 수도 있다. (Hamilton & Sodeman, 2019) HR 부서는 조직 내에서 민감한 인사 데이터를 관리하고 접근하는 배타적인 권한이 있다 보니 타 부서와의 관계에서 Power Dynamics(조직 내 정치적·경쟁적힘의 역학관계)가 복잡한 경우가 많다. (KIRD, 2021) Guenole et al. (2017)는 이런 갈등을 해결하기 위해 분석 팀(analytical team)이 계선 관리자(line managers)들에게 충분한 정보를 제공하고, 실행 전 충분히 의견을 수렴해야 한다고 조언하고 있다. (Peeters et al., 2020)

마지막으로 일반 직원(employees)들은 데이터의 주요 제공 주체라는 점에서 매우 중요하다. 일반 직원들은 그들이 직접적으로 데이터 수집과 관련되어 있다는 점에서 핵심 이해관계자라고 할 수 있다. 실제 데이터 분석과 수집에 있어 직원들의 승인(buy-in)은 필수적이다. 일부 직원들은 일부러 데이터를 왜곡하는 등 데이터 수집에 반대할 수도 있으며, 데이터 분석 전문가들은 직원들이 데이터 수집 및 분석의 중요성을 더 잘 이해할 수 있도록 조치를 취해야 한다. 또한 그들이 데이터 분석 프로세스에 익숙해지고 또한 참여할 수 있는 다양한 기회를 부여해야 한다. (Hamilton & Sodeman, 2019)

이러한 다양한 이해관계자들의 동의와 협력을 이끌어내는 효과적인 방법 중 하나는 HR Analytics를 위한 전담 태스크포스를 구성하는 것이다. (Nocker & Sena, 2019) 실제로 레고(lego) 그룹은 직원 대상 조사



결과 E-NPS(net promoter score) 점수가 감소한 것을 조직의 위협요인으로 간주하고, HR 담당자, 사업 단위 담당자, 경영진이 광범위하게 참여하는 T/F팀을 구성했다. (Minbaeva, 2018) 이들은 소유 가문(the owning family)을 포함한 다양한 이해관계자의 의견을 수렴하고, 관련 데이터 분석을 통해 해당 문제의 원인을 분석했다. 분석 의제 설정 단계에서부터 다양한 이해관계자의 의견을 폭넓게 수렴하는 것은 분석 팀(analysis team)이 조직의 문제점을 파악하고 의미 있는 결과를 도출하는 데 도움을 줄 수 있다.

#### 4. 통합

	IT Infrastructure	Culture	Institution
<b>Data Management</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Building the integrated database</li> <li>▪Connecting the data system for interoperability</li> <li>▪Establishing the analytics tools for big data</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Forming a consensus on the necessity of data collection and management</li> <li>▪Cultivating positive attitude for data sharing</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Formulating the guideline for data format standardization</li> <li>▪Establishing regulations for data quality management and data sharing</li> </ul>
<b>Staff capabilities</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Designing the training program for improving the digital literacy</li> <li>▪Positioning the data experts in each division as</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Giving autonomy of data analysis staff</li> <li>▪Tolerating the trial and error/failure</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Defining the analysis competency</li> <li>▪Implementing the hiring process for the right talent</li> <li>▪Offering reasonable</li> </ul>

	IT Infrastructure	Culture	Institution
	well as the HR department		compensation package for data experts
<b>Acceptance</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Disclosing the analysis process and outcome in a transparent manner</li> <li>▪Forming taskforce as HR analytics agent</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪Reflecting the insights on the decision-making</li> <li>▪Leveraging top management support</li> <li>▪Cultivating collaboration between silos</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Institutionalizing data engagement</li> <li>▪Sharing the best practices</li> <li>▪Giving incentives for analytics adoption</li> </ul>

HR Analytics를 도입하기 위해 조직이 필수적으로 갖추어야 하는 세 가지 요소인 데이터 관리(Data Management), 분석역량을 갖춘 직원의 확보(Staff with capabilities), 조직 수용성(Acceptabilities)는 각각 세 가지 측면, 1) IT 인프라 (It Infrastructure) 2) 조직 문화 (Culture) 3) 제도 (Institutions) 측면에서 뒷받침되어야 한다.

첫째 데이터 관리(Data Management) 관점에서 보면, IT 인프라를 확보하기 위해 통합적인 데이터베이스를 구축하는 것이 필요하다. 상호 간 데이터 공동 활용(interoperability)을 위해 IT 시스템을 상호 연결해야 한다. Big Data 활용을 위한 최신의 분석 툴을 확보하는 것도 중요하다. 조직 문화 측면에서는 데이터 수집과 관리의 필요성에 대한 조직 구성원들의 합의(consensus)을 이끌어내는 과정이 선행되어야 한다. 또한 데이터 공유(sharing)에 대한 긍정적 자세와 적극적으로 협조하는 문화가 정착되어 있어야 한다. 제도적 측면에서는 데이터 포맷 표준화를 위한 가이드라인이 제정되어 각 사업부서들이 동일한 데이터 포맷을 사용하도록 해야 한다. 데이터 품질을 관리하도록 하는 규정을 만들어 데이터 관리 단계에서부터 분석에 활용될 수 있는 수준으로 데이터를

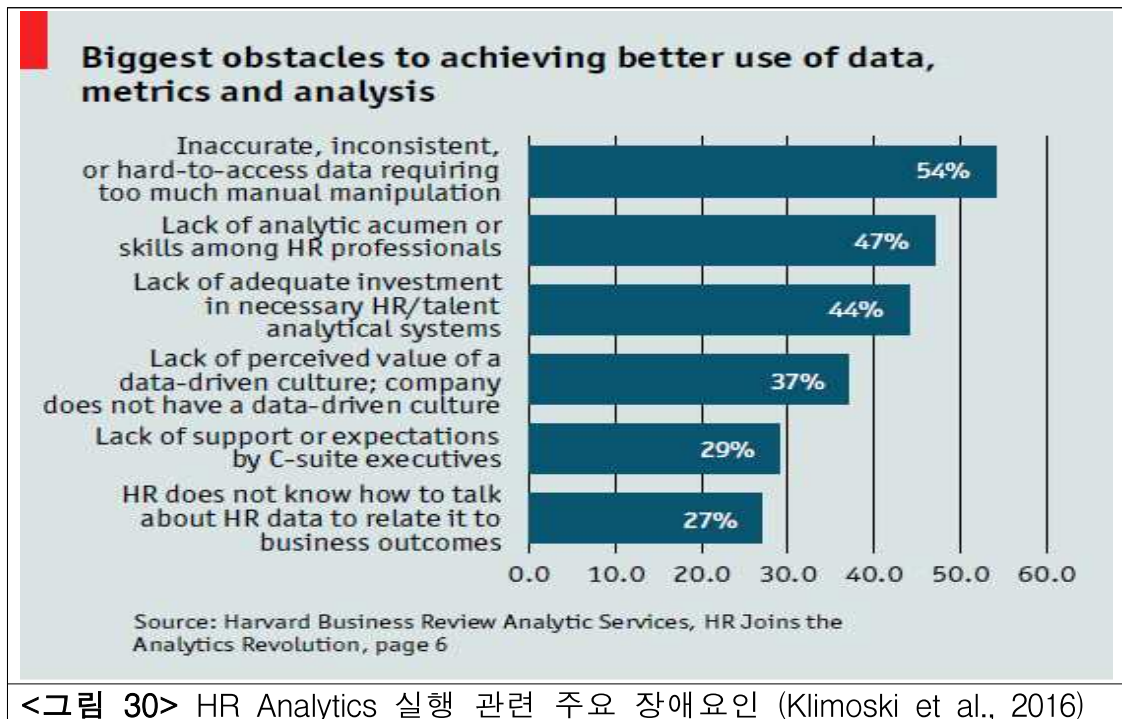
수집, 보관하도록 해야 한다.

분석역량을 갖춘 인재 확보 관련해서, IT 인프라 측면에서는 직원들의 디지털 문해력(digital literacy)를 높일 수 있는 교육 프로그램을 제공할 필요가 있다. 또한 HR 부서뿐만 아니라 각 부서에 분석 전문가를 배치하여 데이터 분석을 업무에 활용하는 것을 자연스러운 업무 프로세스의 하나로 정착시킬 필요가 있다. 조직 문화 측면에서 보면, 데이터 분석 담당자들에게 충분한 자율성(autonomy)을 부여하여 이들이 실패를 두려워하지 않고 적극적으로 다양한 분석을 시도할 수 있는 환경을 조성해 주어야 한다. 제도 측면으로는, 분석 역량(analysis competency)을 명확히 정의하고, 가장 적합한 인재를 선발할 수 있는 채용 프로세스를 정립해야 한다. 또한 우수한 인재를 선발할 수 있도록 데이터 전문가에 대한 충분한 대우(compensation package)를 보장해 주어야 한다.

마지막으로, 조직 수용성 관점에서 보면, IT 인프라 측면에서는 분석 프로세스를 전체 이해관계자들에게 투명하게 공개하는 것이 필요하다. 앞의 사례에서 보았듯, 다양한 이해관계자들이 참여하는 T/F를 구성하는 것도 조직 수용성을 높이는 좋은 방법이 될 수 있다. 조직 문화 측면에서는 실제 분석 결과를 의사결정에 반영함으로써 HR Analytics의 필요성에 대한 공감대를 넓혀가는 것이 중요하다. 최고위층 의사결정권자들의 적극적 지지는 HR Analytics가 활성화될 수 있는 핵심 요소 중 하나이다. 부서 간 칸막이를 없애고 데이터 분석을 위한 협력을 강화해 나가는 과정 역시 필요하다. 제도 측면에서는 분석 과정 전반에 직원들의 참여를 보장하고 우수 사례(best practices)를 공유하는 것이 필요하다. 또한 적극적으로 정책 수립 및 실행에 분석 프로세스를 도입한 경우에 대해 인센티브를 제도화하는 것도 필요하다.

## V. 공공 부문 HR Analytics 도입 시 고려요인

HR Analytics 도입을 위해 필요한 전제조건과 함께, HR Analytics 도입을 방해하거나 도입 효과를 낮출 수 있는 요인들에 대한 고려가 함께 필요하다. 이러한 제약요인은 모든 조직에 공통적으로 적용되지만, 특히 공공 부문에 더 크게(critical) 작용할 수 있다. 여러 연구들을 검토해볼 때, 특히 공공 부문에서 HR Analytics 도입 시 제약요인으로 1) privacy/security 이슈 2) ethical 이슈 3) 기타 공공 부문의 특수성 이슈를 검토할 수 있다.



첫째, HR Analytics 실행(practices)은 privacy/security 이슈와 충돌할 가능성이 높다. HR Analytics를 도입하는 과정에서 많은 조직들이 직원들의 전체 근무시간 동안 그들의 음성(audio), 위치정보(geolocation, and accelerometer)을 수집하는 시스템을 개발하기도 한다. (Hamilton & Sodeman, 2019) 이는 직원들이 자신들이 지속적으로 감시받고 있으며 자신들의 사생활 정보가 침해될 수 있다고 우려하게 만든다. (Tursunbayeva et al., 2021) 이러한 privacy 이슈와 관련하여 많은 국가

들은 직원들의 프라이버시를 보호하는 강력한 법적 규제를 만들고 있다. 예를 들어 EU의 ‘General Data Protection Regulation’은 ‘고위험군 데이터(high-risk data)’를 결과적으로 개인의 권리와 자유를 침해할 가능성이 높은 데이터로 규정하고 있다. 그렇기 때문에 이러한 데이터에 대해서는 강한 규제와 보호가 필요하다고 주장한다. (OECD, 2019)

특히, 공공 부문 내부에 있어 공무원에 대한 데이터 수집 시 privacy and security issues는 더 민감하며, 더 많은 사회적 논란을 야기할 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 먼저 데이터 수집 시 모든 직원들의 개인적인 이동정보를 수집하는 것보다는, 직원들의 실제 업무활동을 확인할 수 있는 실시간 데이터(real-time data sources)를 활용하는 것이 개인정보보호 이슈 관점에서 바람직하다. (Hamilton & Sodeman, 2019) 또한 데이터 수집은 반드시 직무 관련(job-related) 목적으로만 제한되어야 한다. (Tursunbayeva et al., 2021) 이와 함께 HR Analytics 실행 담당자들은 데이터 저장, 접근, 분석이 어떤 범위(jurisdiction) 내에서 이루어져야 하는지를 명확하게 인지해야 한다. 동시에 HR Analytics를 수행함에 있어 어떤 데이터가 보호되어야 하는지에 있어 기술, 법령, 사회적 태도(social attitudes) 간 상호 의존관계(co-dependencies)를 파악하고 있어야 한다.

둘째로, 윤리적 관점에서 HR Analytics는 조직 내 존재하는 편향성, 차별을 오히려 더 강화하는 방향으로 잘못 작동할 수 있다. Operationalizing bias 또는 Algorithmic bias으로 불리는 이러한 부작용은 이러한 시스템이 인간에 의해 설계되는 과정에서 편견(prejudice)과 오해(misunderstanding and bias) 요소가 알고리즘에 반영되는 상황을 의미한다. (Tursunbayeva et al., 2021) 실제로 2015년 아마존은 지원자 검증 시스템을 폐쇄했다. 그 시스템을 설계할 당시 대다수의 성공적인 채용 대상이 남성이었기 때문에 이에 기초하여 만들어진 스크린 시스템은 많은 자격을 갖춘 능력 있는 여성들을 배제하는 부작용을 야기했다. (Reuters, 2018). 또한, 채용 승진 과정에서 후보자의 인성 또는 적성을 확인하기 위한 테스트들이 인성 측면을 간과하거나

(Geller, 2018) 문화적 또는 인종적 특수성을 고려하지 않는 경우가 존재한다.

Risks for employees	Risks for organizations
<i>Operationalizing bias and discrimination</i> <i>Psychological or social profiling</i> <i>Behavior shaping</i> <i>Reducing performance/people to numbers</i> <i>Creating inconvenience or income insecurity</i> <i>Threatening privacy or autonomy through tracking and surveillance</i>	<i>Ethics as a point of risk for PA projects</i>
<b>Recommendations</b> <i>Transparency and fairness</i> <i>Legal compliance</i> <i>Ethical guidelines and charters</i> <i>Proportionality and protection</i> <i>Data rights and consent</i> <i>Inclusion of stakeholders</i> <i>People skills and culture</i> <i>Evaluation</i> <i>Ethical business models</i>	

**<표 16> HR Analytics 실행 관련 주요 장애요인 (Klimoski et al., 2016)**

이러한 윤리 이슈는 HR Analytics 실행 과정의 투명성이 부족했을 때 발생할 수 있고, 이해관계자들의 저항을 야기할 수 있다. 이러한 윤리 이슈를 방지하기 위해서는 윤리 헌장 (an ethical charter)과 같은 형태로 명확한 가이드라인을 만들어 공표할 필요가 있다. (Tursunbayeva et al., 2021) 예를 들어, 한국의 IT 기업인 카카오는 조직 내부에 HR Analytics를 위한 PiLab(People & Innovation Lab)을 구성하면서, HR Analytics의 신뢰와 투명성을 높이기 위해 7가지 원칙을 발표했다. 이 중 윤리 이슈와 관련된 것은 1) 데이터를 개인 또는 조직의 평판과 연결 짓지 않습니다. 2) 개별 직원들에 대한 선입견을 갖지 않습니다. (KIRD, 2021) HR Analytics를 위한 데이터를 수집할 때 이 프로젝트의 수행 목적에 대해 직원들에게 명확하게 설명하고, 이 프로젝트로 인해 조직과 직원 개인에게 어떠한 기대효과가 있는지를 명확히 설명해야 한다.

마지막으로, 공공 조직이 갖는 특수성에 대한 고려가 필요하다. 공공 조직의 HR은 민간에 비해 많은 법률과 규정에 의해 제약되는 경우가 많다. 일부 국가에서는 고용관계, 승진, 성과 기반 보상 및 다른 인센티브 등 인사 관련 사항들을 엄격히 법률로 규정하는 경우가 있다. 그리고 직원들을 다른 직위나 지역으로 이동시키는 데 많은 제약이 존재한다. (OECD, 2019) 정부 조직들은 일반적으로 각각의 기능을 가진 기관 또는 부처로 분절되어 있는 경우가 많다. (Boston Consulting Group, 2016) 이러한 조직 구조의 복잡성은 HR Analytics 과정에서 필요한 관련 부처와의 협조를 어렵게 만드는 요인으로 작용할 수 있다. (Zeidan & Itani, 2020) 또한 성공적인 HR Analytics는 일정 수준의 투자와 소요 시간을 요구하지만 공공 조직은 예산이 제약되어 있기 때문에 HR Analytics의 정착을 위한 충분한 자원을 확보하기 어려울 수 있다. (Green, 2017)

마지막으로, HR Analytics는 기존 공공의 조직문화와 충돌할 가능성이 높다. Big Data의 사용은 공공 조직에서 오랜 기간 정착되어 온 의사결정과는 다른 새로운 접근 방식을 적용하는 것이기 때문에 단기간에 활용되기 어려울 수 있다. (Zeidan & Itani, 2020) 이러한 공공부문의 제약 요인을 극복하기 위해서는 조직 리더의 적극적인 의지와 관심 바탕으로, 전 조직 구성원들에게 HR Analytics 도입의 필요성과 효과에 대한 공감대를 형성하는 노력이 필요하다. 이를 위해서는 HR Analytics 프로세스 전반에 대한 투명한 정보 공개가 필요하다. 이와 함께 민간 부문에 대해 더 엄격한 인사 관리(personnel management)관련 규정, privacy/security 관련 규정에 대해 명확히 이해하고, 이러한 규정 범위 내에서 프로세스를 신중하게 진행해 나가야 한다.

## VI. 한국 정부에의 HR Analytics 적용 가능성

한국 정부의 전반적인 인사제도(personnel management)는 인사혁신처(MPM)에 의해 주도되고 있다. 중앙인사관장기관으로서 인사혁신처는 채용, 승진 및 전보, 성과관리, 공직윤리 전반에 관한 제도를 수립하고 있다. 각 부처의 인사 부서들은 인사혁신처가 제시한 가이드라인에 따라 HR 관련 정책(policies)들을 실행한다. 이런 측면에서 볼 때, HR Analytics의 한국 정부 도입 역시 인사혁신처에 의해 주도될 수 있다. 실제로, 앞의 활용사례에서 언급했듯이 이미 공무원 대상 교육훈련(HRD) 분야에 있어 '공무원 인재개발 플랫폼'과 같은 HR Analytics가 도입되고 있다. 다만, 인사 관리(HRM) 분야에서는 아직 적극적으로 HR Analytics가 도입되어 있지 않다. 향후 한국 정부 HRM의 어떤 분야에 우선적으로 도입이 필요한지에 대해 검토해볼 가치가 있다.

한국 정부의 인사제도 및 운영에 있어 쟁점이 되는 부분 중 하나는 승진과 전보에 대한 구성원들의 수용성이다. 한국의 인사는 직위분류제가 아닌 계급제에 기반하고 있기 때문에, 상위 직급으로의 이동인 승진이 조직 구성원들에 대한 동기부여에 있어 큰 비중을 차지한다. 또한, 한국 공무원들은 3년 단위로 다른 직위로의 전보가 이루어진다. 따라서 전보에 대한 공무원들의 관심이 매우 높으며, 선호하는 직위로 이동하기 위한 경쟁도 치열하다. 하지만 승진의 경우 근속연수, 대인관계, 특히 기관장이나 상관 등 인사권한을 가진 자들과의 관계 등 성과, 역량 이외의 요소가 영향을 끼친다는 인식이 존재하는 것도 사실이다. (Kim, 2020) 실제로 한국 행정연구원에서 2011년부터 매년 실시하고 있는 '공직 생활에 대한 인식조사' 결과 승진절차의 공정성에 대해 73.9%의 응답자가 '보통 이하'로 응답했다. 실제 승진에 영향을 미치는 요인에 대해 응답자별 3가지를 선택한 결과, 업무수행실적(46.9%), 업무수행태도(34.3%)가 높은 비율을 기록했지만, 이와 동시에 상급자에 대한 충성도(30%), 기관장의 재량적 판단(20.8%)도 많은 영향을 끼치고 있다고 인식하고 있음을 확인할 수 있다. (KIPA, 2021) 또한, 전보에 대한 인식에 있어서도, '나는 내 역량을 제대로 발휘할 수 있는 적합한 업무에 배치



되고 있다'라는 질문에 대해 67.4%가 그렇지 않거나 보통 수준으로 답변했다.

〈표 Ⅱ-8-1〉 승진 인식\_1. 우리 기관의 승진절차는 공정하다

(단위: 명, %, 점)

구분	사례 수	① 전혀 그렇지 않다	② 그렇지 않다	③ 보통이다	④ 그렇다	⑤ 매우 그렇다	평균
전체	(4,339)	6.8	18.5	48.6	23.6	2.5	2.97
기관 유형							
중앙행정기관	(1,983)	6.6	16.0	48.1	26.5	2.8	3.03
광역자치단체	(2,356)	6.9	20.5	49.1	21.2	2.3	2.92

〈표 Ⅱ-8-4〉 승진 인식\_4. 우리기관의 직위공모제는 연공서열식 인사 관행을 쇠신 하는데 도움이 될 수 있다

(단위: 명, %, 점)

구분	사례 수	① 전혀 그렇지 않다	② 그렇지 않다	③ 보통이다	④ 그렇다	⑤ 매우 그렇다	평균
전체	(4,339)	9.2	24.0	49.0	15.9	1.9	2.77
기관 유형							
중앙행정기관	(1,983)	8.1	23.0	50.2	16.6	2.2	2.82
광역자치단체	(2,356)	10.1	24.8	48.1	15.2	1.7	2.74

〈표 Ⅱ-9〉 실제 승진에 미치는 요인\_1+2+3순위

(단위: 명, %)

구분	사례 수	① 학력/자격 요건	② 성 (남성/여성)	③ 채용경로 (공채/경채)	④ 업무수행 실적	⑤ 업무수행 태도	⑥ 상위직에서의 업무수행 잠재력	⑦ 상급자/동료/부하의 평판
전체	(4,339)	5.2	6.1	12.3	46.9	34.3	6.1	41.8
기관 유형								
중앙행정기관	(1,983)	8.1	3.6	21.8	50.1	36.8	7.0	46.8
광역자치단체	(2,356)	2.8	8.2	4.2	44.2	32.2	5.2	37.5

〈표 Ⅱ-10-1〉 배치전환 인식\_1. 나는 내 역량을 제대로 발휘할 수 있는 적합한 업무에 배치되고 있다

(단위: 명, %, 점)

구분	사례 수	① 전혀 그렇지 않다	② 그렇지 않다	③ 보통이다	④ 그렇다	⑤ 매우 그렇다	평균
전체	(4,339)	3.5	11.7	52.2	29.2	3.4	3.17
기관 유형							
중앙행정기관	(1,983)	2.9	10.4	50.4	32.3	4.0	3.24
광역자치단체	(2,356)	3.9	12.7	53.7	26.6	3.0	3.12

〈표 17〉 2020년 공직생활실태조사 결과 (KIPA, 2021)

이러한 승진, 전보 등 인사배치의 공정성을 강화시키기 위해 HR Analytics를 도입할 수 있고, 여러 활용사례에서 보았던 책임자 추천 시스템 개발을 고려해볼 수 있다.

현재도 ‘인사정보 all-in-one 서비스’라고 하는 기초적인 수준의 서비스가 제공되고 있다. all-in-one 서비스를 통해 관리자 직급은 소속 부서 직원들의 세부 인사정보를 확인할 수 있으며, ‘인재검색’ 기능을 통해 다양한 인사정보(직종별, 채용구분, 재직기간, 계급레벨, 담당 직무) 등을 활용하여 원하는 직원을 검색할 수 있는 기능을 제공하고 있다. 하지만 이러한 데이터는 기존의 인사정보에 대한 접근성을 높여 준다는 점에서 의미가 있지만, 기본적인 인사정보만을 제공해줄 뿐 각 업무에의 적합도 및 각 직원의 역량에 대한 종합적인 평가 등의 심화된 분석 기능은 제공해주지 못한다는 한계를 지니고 있다. 이러한 분석의 깊이를 높이기 위해서는 다음과 같은 개선이 필요하다.



<그림 31> 인사정보 all-in-one 서비스 (인사혁신처 자료)

한국 정부는 ‘공무원 인사 성과기록 및 전자인사관리 규칙’이라는 규정에 근거하여 모든 공무원의 인사기록을 전자적으로 관리하고 있다. 개인의 인적사항, 임용기록, 교육훈련 이력, 징계 사항, 외국어 능력 등을 인사카드를 통해 확인할 수 있다. 또한 연 단위로 진행되는 성과평가의 결과 또한 인사카드에 기록되어 있기 때문에 분석에 활용할 수 있다. 다만, 임용이력과 관련하여 인사카드에는 기존 근무했던 부서명만 기록되어 있어, 실제 그 부서에서 명확히 어떤 업무를 수행했는지를 확인하기 어렵다. 개인의 근무경험에 대한 정확한 분석을 위해서는 인사카드에

근무부서 뿐만 아니라 담당 업무 또한 기재하도록 할 필요가 있다. 이를 위해서는 각 부서의 업무를 코드화하여, 부서 총괄 담당자가 재직자들의 업무코드를 입력하도록 하고 HR 담당자가 이를 검증하도록 할 수 있다.

적임자 추천을 위해서는 각 직위의 역할 수행을 위해 필요한 역량들이 정의되어 있어야 한다. 하지만 현재 한국 공무원 조직의 경우 고위공무원단(SCS)을 제외하면 직무에 대한 정의가 명확히 이루어지지 않고 있다. 한국 정부는 고위공무원단 도입을 위해 중앙행정기관 1,437개 직위에 대한 Hay Method에 기초한 직무분석을 실시한 경험이 있다. 직무기술서를 바탕으로 직무의 곤란성과 책임도를 평가하고, 그 점수에 따라 직무등급을 배정했다. (정책기획위원회, 2008) 모든 직위에 일괄적으로 시행하기 어렵다면, 과장급 직위부터 순차적으로 각 직위의 직무를 정의하고 필요한 역량 등을 구체적으로 정리할 필요가 있다.

평가요소			구체적 내용
투입 요소	노하우	전문적 노하우	직무담당자에게 사전적으로 요구되는 전문적 기술과 실무적 지식
		관리적 노하우	직무담당자 자신이 직접적으로 관리하는 담당기능의 범위, 조직 혹은 부하직원의 특성과 규모에 따라 달라지는 관리 지식 혹은 기술
		대인관계 기술	타인과의 관계 속에서 실제 경험함으로써 습득되는 인간특성과 행태에 관한 지식
과정 요소	문제 해결	사과의 환경	직무수행과정에서 요구되는 판단 근거와 기준의 명확성
		사과의 도전도	직무와 관련된 문제를 해결하기 위해 요구되는 창조성과 독창성
산출 요소	책임	행동의 자유도	직무담당자에게 주어지는 권한과 책임의 수준 또는 독자적으로 결정할 수 있는 재량권의 범위
		직무의 규모	구체적으로 직무수행을 통해 나타나는 효과가 미치는 범위와 강도
		영향력 의 특성	직무의 성과가 조직 부문에 미치는 영향력의 직접성과 책임성 수준

**<표 18> 헤이기법의 직무평가요소 (정책기획위원회, 2008)**

HR Analytics 도입을 위한 필수요소 관점에서 볼 때, 한국 정부는 상대적으로 많은 강점을 가지고 있다. 데이터 관리(data management) 측면에서 한국 정부는 이미 공무원 인사자료를 통합 관리하는 '전자인사관리시스템(e-사람)'을 구축하여 운영하고 있다. 임용에서 퇴직에 이르

기까지 모든 개인 신상정보와 인사기록, 수당 및 복지후생 관련 자료, 근무시간 등 복무 관련 자료 등 인사자료가 통합 관리되고 있다. 동시에 고위공무원단 진입을 위한 심사, 공무원 채용, 승진 등 인사정책 전반이 해당 시스템을 통해 처리되고 그 자료가 저장됨에 따라 데이터 분석을 위한 많은 정보들을 제공해줄 수 있다. 현재도 축적된 데이터를 사용자에 필요한 형태로 가공하여 통계자료로 제공하고 있지만, 더 진보된 분석 도구와 연계하여 예측 분석(predictive analytics)이 가능하도록 보완할 필요가 있다.



분석 역량 측면에 있어서, 2020년부터 각 기관에 빅데이터 등 데이터 기반 행정을 담당할 수 있는 공무원을 선발할 수 있도록 '데이터' 직류를 신설했다. 이를 바탕으로 여러 기관들이 데이터 분야 전문가들을 공무원으로 채용하고 있다. 이와 동시에, 빅데이터 분석 활용, 코딩, 머신러닝 설계 등 데이터 행정 관련한 전문 기술, 데이터 리터러시 역량을 강화할 수 있는 공무원 교육 프로그램을 제공하고 있다.

조직 수용성 측면에서, 각 부처에는 인사 담당 부서와 정보화 담당 부서가 분리되어 있는 경우가 많다. HR Analytics가 효율적으로 이루어

지기 위해서는 두 부서 간 협력이 필수적이며, 전체 직원들에 대해 HR Analytics 프로세스 전반을 투명하게 공개하고 의견을 적극적으로 반영하려는 노력이 필요하다.

한국 정부의 HR Analytics 도입에 있어서도 privacy/security 이슈는 신중하게 다루어져야 한다. 한국 정부 역시 '개인정보보호법' '보안업무규정' 등에 의해 개인정보 활용이 엄격하게 규율되고 있다. 앞에서 언급했던 재직자 추천 시스템 활용에 있어서도, 개인의 업무능력, 태도 등을 확인하기 위해서는 업무용 이메일, 개인 PC에 저장된 업무 관련 작성 문서에 대한 데이터 마이닝 등 분석 작업이 효과적일 수 있다. 하지만 분석의 정확성을 위해 데이터 범위를 넓힐수록 privacy 침해의 가능성이 높아지는 것도 사실이다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 개인을 식별할 수 있는 정보를 완전히 삭제하고 분석하는 등 기술적 보완이 필요하다. 또한, 데이터 분석 과정에서 오히려 편향성이 강화될 수 있는 문제를 해결하기 위해서는 분석 알고리즘 설정 단계에서부터 조직의 다양성 이슈, 차별 금지 등에 대한 신중한 고려가 필요하다.

## Ⅶ. 결론

HR Analytics는 데이터와 증거에 기반한 분석을 통해 그동안 기존의 경험, 직관에 의존해 왔던 의사결정 과정에 구체적이고 신뢰성 있는 근거를 제공하는 데 의의가 있다. 이러한 데이터 기반 의사결정(data-driven decision making)은 조직의 성과를 증대시키는 데 기여할 뿐만 아니라, 의사결정 자체에 대한 조직 내외의 수용성과 정당성을 확보하는 데 도움을 준다. HR Analytics에 대한 다양한 연구 리뷰를 통해 HR Analytics는 분석대상을 정의하고, 분석에 필요한 데이터를 수집하여 분석을 실시하고 이를 통해 도출한 시사점을 전체 조직 구성원들과 공유하는 프로세스를 거친다는 것을 확인할 수 있었다. 실제로 이런 과정을 통해 여러 조직들에서 HR Analytics를 도입하고 있다. 현재까지는 공공 부문에 비해 민간 기업들에서 더 적극적으로 HR Analytics를 활용하고 있다. HR Analytics 활용 분야는 적임자 배치, 이직률 감소, 교육훈련, 채용, 리더십, 조직문화 개선, 기업의 매출 증가 등 조직의 성과와 직접적으로 연계된 분석 등 매우 다양하다. 이러한 HR Analytics가 조직 내 성공적으로 도입되기 위한 필수요소 중 하나는 조직 내외에 산재한 데이터를 통합적으로 연계, 관리하고 분석이 가능한 수준의 품질을 유지하는 데이터 관리(data management)이다. 이와 함께 데이터 분석 기술 및 스토리텔링(storytelling)에 대한 전문성을 갖춘 동시에 조직 업무 전반에 대한 이해도를 갖춘 인력을 확보하는 것이 필요하다. 마지막으로 고위층(top management), 일선 관리자(line managers), 일반 직원(employees) 등과 같은 핵심 이해관계자(stakeholders)의 이해와 지지를 확보하는 노력이 필요하다. 이러한 필수 전제조건과 함께, 특히 공공부문에서 HR Analytics를 도입할 때는 개인 정보(private)와 보안(security) 이슈에 대해 특별히 주의를 기울여야 한다. HR Analytics 도입이 기존에 존재했던 차별, 편견(bias) 등이 더 강화되지 않도록 데이터 선정 및 알고리즘 개발 단계부터 윤리적 이슈(ethical issue)에 대한 고려 또한 필요하다. 한국 정부는 각 개인에게 맞춤형 교육 프로그램을 추천하는 플랫폼을 개발하는 등 교육훈련 파트에서 HR Analytics를 도입하고 있으나, 향후 승진, 전보 등에 있어

역량, 성과가 우수한 최적임자를 자동 추천하는 시스템을 활용하여 인사운영의 공정성을 확보할 필요가 있다.

## 〈참고문헌〉

Aguinis, H., & O'Boyle, E. (2014). Star performers in 21st-century organizations. *Personnel Psychology*, 67(2), 313e335.

Andersen, M. K. (2016). Six must-have competencies in a world-class analytics team. Retrieved February 6, 2021.

Bersin, Josh. (2012), Big Data in HR: Building a Competitive Talent Analytics Function—The Four Stages of Maturity. *Oakland: Bersin & Associates*.

Boston Consulting Group. (2016). *Creating People Advantage in the Public Sector: Transforming Government Human Resources*.  
[http://image-src.bcg.com/Images/BCG-Creating-People-Advantage-in-the-Public-Sector-Jan-2016\\_tcm85-63619.pdf](http://image-src.bcg.com/Images/BCG-Creating-People-Advantage-in-the-Public-Sector-Jan-2016_tcm85-63619.pdf)

CIPD. (2013), Talent Analytics and Big Data: The Challenge for HR. Research Report 2013. London: CIPD.

Coolen, P. and IJselstein, A. (2015), “A practitioner’s view on HR analytics (web log post)”

Dahlbom, P., Siikanen, N., Sajasalo, P., & Jarvenpää, M. (2020). Big data and HR Analytics in the digital era. *Baltic Journal of Management*, 15(1), 120–138.  
<https://doi.org/10.1108/BJM-11-2018-0393>

Davenport, T. and Harris, J. (2017), Competing on Analytics: Updated, with a New Introduction: The New Science of Winning, *Harvard Business Review Press, Boston, MA*.

Deloitte Insights (2018), “The rise of the social enterprise. 2018 Deloitte global human capital trends”, 8 May, 2018-HCTrends\_Rise-of-the-social-enterprise.pdf

Dongwon, Kim (2021). Post Covid-19, Accelerating Digital Transformation and the Future of Personnel Administration: Ensuring the Fairness in HRM using Big Data and AI. *The Korean Society for Public Personnel Administration*, 20(1), 261-275.



Ekka, S. (2021). Hr Analytics: Why It Matters. *Journal of Contemporary Issues in Business and Government*, 27(02), 2283–2291.

<https://doi.org/10.47750/cibg.2021.27.02.238>

Falletta, S. V., & Combs, W. L. (2021). The HR Analytics cycle: a seven-step process for building evidence-based and ethical HR Analytics capabilities. *Journal of Work-Applied Management*, 13(1), 51–68.

<https://doi.org/10.1108/jwam-03-2020-0020>

Fink, A. A.(2017), “Getting Results with Talent Analytics”, *People & Strategy*, 40(3), 36-40

Ghosh, S., Zheng, Y., Lammers, T., Chen, Y. Y., Fitzmaurice, C., Johnston, S., & Li, J. (2016). Deriving public sector workforce insights: A case study using Australian public sector employment profiles. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 10086 LNAI(December), 764–774.

[https://doi.org/10.1007/978-3-319-49586-6\\_55](https://doi.org/10.1007/978-3-319-49586-6_55)

Gi Ryung, Song & Kyoung Seok, Kim. (2020). Review and Suggestions of HR Analytics. *Research on Organization and Personnel Management*, 44(4), 129-160.

Goo Hyeok, Chung & Jung Sik, Kim (2020). Digital Transformation of Human Capital for Sustainability: Utilization of HR Analytics and Roles of Management, University, and Government. *Management Consulting Research*,20(4), 297-311.

Green, D. (2017). The best practices to excel at people Analytics. *Journal of Organizational Effectiveness*, 4(2), 137–144.

<https://doi.org/10.1108/JOEPP-03-2017-0027>

Guenole, N., Ferrar, J. and Feinzig, S. (2017), *The Power of People: Learn How Successful Organizations Use Workforce Analytics to Improve Business Performance*, Cisco Press, Indianapolis, IN.

Hamilton, R. H., & Sodeman, W. A. (2019). The questions we ask: Opportunities and challenges for using big data Analytics to strategically manage human capital resources. *Business Horizons*, 63(1), 85–95.

<https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.10.001>

- Jeong O, Seo & Woo Jae, Choi & Yonggeun, Kim (2020). A Case Study of HR Analytics: Focusing on the Domestic Major Companies. *Business Management Research*, 27(6), 148-161.
- Jihyun, Won (2019). Talent Management based on data. *LG Economic Research Institute*
- KIPA (2021). 2020 Public Employee Perception Survey. *Korea Institute of Public Administration*
- KIRD (2021). R&D HRD Trend Report, People Analytics. *Korea Institute of Human Resources Development in Science and Technology*
- Klimoski, R., Paul, K. B., Rushing, C. M., Rynes, S., Schmit, M. J., Schultz, J. R., & Tomas, J. (2016). Use of Workforce Analytics for Competitive Advantage. *SHRM Report*, 1–38.
- KPMG (2013), “People are the real numbers: HR analytics has come of age”, a report by KPMG International Cooperative.
- Levenson, A., & Fink, A. (2017). Human capital Analytics: too much data and analysis, not enough models and business insights. *Journal of Organizational Effectiveness*, 4(2), 145–156. <https://doi.org/10.1108/JOEPP-03-2017-0029>
- Lipkin, J. (2015), Sieving through the data to find the person. *Cornell HR Review*.
- Margherita, A. (2021). Human resources Analytics: A systematization of research topics and directions for future research. *Human Resource Management Review*, January, 100795. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2020.100795>
- Marler, J. H., & Boudreau, J. W. (2017). An evidence-based review of HR Analytics. *International Journal of Human Resource Management*, 28(1), 3–26. <https://doi.org/10.1080/09585192.2016.1244699>
- Melchor, O. H. (2013). *OECD Working Papers on Public The Government Workforce of the Future Oscar Huerta Melchor The Government Workforce of the Future : Innovation in Strategic Workforce Planning in OECD Countries. 21.*
- Minbaeva, D. B. (2018). Building credible human capital Analytics for organizational competitive advantage. *Human Resource Management*, 57(3),

701–713. <https://doi.org/10.1002/hrm.21848>

Momin, W. Y. M., & MisHR Analytics, K. (2015). HR Analytics as a Strategic Workforce Planning. *International Journal of Advanced Research*, 1(4), 258–260.

Nocker, M., & Sena, V. (2019). Big data and human resources management: The rise of talent Analytics. *Social Sciences*, 8(10), 1–19.

<https://doi.org/10.3390/socsci8100273>

OECD. (2019). *The Path to Becoming a Data-Driven Public Sector*.

[https://www.oecd-ilibrary.org/governance/the-path-to-becoming-a-data-driven-public-sector\\_059814a7-en](https://www.oecd-ilibrary.org/governance/the-path-to-becoming-a-data-driven-public-sector_059814a7-en)

Patre, S. (2016). Six thinking hats approach to HR Analytics. *South Asian Journal of Human Resources Management*, 3(2), 191–199.

<https://doi.org/10.1177/2322093716678316>

Peeters, T., Paauwe, J., & Van De Voorde, K. (2020). People Analytics effectiveness: developing a framework. *Journal of Organizational Effectiveness*, 7(2), 203–219. <https://doi.org/10.1108/JOEPP-04-2020-0071>

Reuters. (2018). Amazon ditched AI recruiting tools that favored men for technical jobs. *The Guardian*.

Seonguk, Lee (2014). The success factor of leading companies considering Big Data Analytics. *Deloitte Anjin Review* 2014 April No.1

Service, A. P., Future, O., Framework, W., Strategy, A. P. S. W., Workforce, A. P. S., & Centre, P. (2021). *Workforce planning in the Australian Public Service Table of Contents*. 1–9.

Shrivastava, S., Nagdev, K., & Rajesh, A. (2018). Redefining HR using people Analytics: the case of Google. *Human Resource Management International Digest*, 26(2), 3–6. <https://doi.org/10.1108/HRMID-06-2017-0112>

Tursunbayeva, A., Pagliari, C., Di Lauro, S., & Antonelli, G. (2021). The ethics of people Analytics: risks, opportunities and recommendations. *Personnel Review*. <https://doi.org/10.1108/PR-12-2019-0680>

van den Heuvel, S., & Bondarouk, T. (2017). The rise (and fall?) of HR

Analytics: A study into the future application, value, structure, and system support. *Journal of Organizational Effectiveness*, 4(2), 157–178.

<https://doi.org/10.1108/JOEPP-03-2017-0022>

Yonggeun, Kim & Jeong O, Seo & Woo Jae, Choi (2020). A Case Study ‘Recommendation System for Leader Selection’ of HR Analytics Application: Focus on Agency Theory. *Korean Journal of Business Administration*

<https://doi.org/10.18032/kaaba.2020.33.9.1625> 2020, Vol. 33, No. 9, 1625-1645.

Zeidan, S., & Itani, N. (2020). HR Analytics and organizational effectiveness. *International Journal on Emerging Technologies*, 11(2), 683–688.