

빅데이터 시대의 노동통계: 미국과 호주 사례

이주연 (George Mason University, MasonNLP Laboratory)

■ 서론

인류 역사에는 산업혁명과 같이 급격한 기술 발전을 촉발하는 혁신의 시기가 있었다. 세계 경제포럼(World Economic Forum)에 따르면 산업혁명은 4단계로 나누어 볼 수 있는데, 증기기관과 수력으로 대변되는 1차 산업혁명, 전기·가스·전화기와 철도로 상징되는 2차 산업혁명, 컴퓨터와 휴대전화 및 인터넷이 등장한 3차 산업혁명, 그리고 사물인터넷과 무선통신 기술, 유연한 자동화 및 인공지능이 핵심인 4차 산업혁명이 그것이다. 4차 산업혁명과 관련하여 전문가들은 인간의 지능을 모방한 기술을 기계로 구현하는 인공지능을 가장 큰 영향력을 지닌 요소로 꼽고 있다. 하지만 세간에서 회자되는 인공지능은 매우 넓은 의미의 개념으로 인공지능에 대한 정의만 해도 한 손에 꼽기 힘들 정도로 많을 뿐만 아니라 그 아래 다양한 하위 개념들도 있다. 구글의 인공지능 전문가 프랑수아 솔레(Francois Chollet)는 새로운 환경이나 시나리오에서 기존의 지식을 적용하고 이를 일반화시키는 시스템이라고 정의하였다. 이러한 인공지능 분야 중 하나인 자연어 처리는 비단 학술적인 목적뿐만 아니라 실용적인 분야에서 다양하게 적용되고 있다. 이 글에서는 자연어 처리란 무엇인지 간략하게 소개하고, 노동시장과 관련하여 자연어 처리가 어떻게 활용되고 있으며 자연어 처리를 활용한 통계는 어떠한 것들이 있는지 살펴볼 것이다.

■ 자연어 처리 기법과 응용

유럽연합 통계청(Eurostat)에서는 자연어 처리에 대해 “인간이 말하고 쓰는 언어를 컴퓨터가 이해하고 분석할 수 있도록 변환하는 기술”이라고 정의하고 있다. 자연어 처리가 인공지능의 한 영역이긴 하지만, 자연어 처리 그 자체도 크고 방대한 영역으로 우리가 흔히 아는 아마존, 마이크로소프트, 구글, IBM, 마이크로포커스(Micro Focus), 오픈텍스트(Open Text), 베린트(Verint) 등 여러 기업이 자연어 처리 기술을 선도하기 위해 연구 및 개발을 지속하고 있다. 자연어 처리에 대한 주요 분야는 다음과 같다.

- 개체명 인식: “Entity Chunking”이라고도 지칭하며, 문장 내에서 주요 정보를 인식하거나 인식 후 추출하여 분류하는 작업
- 감성 분석: “Opinion Mining”이라고도 부르며, 맥락 내에서 주관적인 정보를 식별하거나 확장하는 작업. 주로 특정 상표나 제품, 서비스에 대해서 글쓴이가 느끼는 감정을 긍정, 부정, 중립의 형태로 표시하는 기술
- 요약: 일반적으로 글을 축약하는 작업으로, 현재의 자연어 처리에서 요약 기술은 글의 헤드라인을 생성하거나 신문기사 및 법문을 축약하는 것까지 가능한 수준으로 발전하였음. 자연어 처리에 있어서 요약은 주요 문장이나 문구를 그대로 연결하는 추출형 요약과 주요 문장과 문구를 새롭게 재구성하여 요약문을 재작성하는 추상적 요약으로 구분 가능. 일반적으로는 추상적 요약이 추출형 요약보다 고도화된 자연어 처리 기술을 요구함.
- 인공지능 챗봇: 다양한 인공지능 기법을 사용하여 사람과 자연어로 의사소통하는 컴퓨터 프로그램

이러한 자연어 처리 기법 중 일부의 기술적 기원은 이미 오래전부터 알려져 있었으나, 최근에 이르러서야 컴퓨터 기술의 발달로 이러한 자연어 처리를 구현하는 것이 가능해졌다. 이로 인해 자연어 처리 기법을 구인 및 구직 과정에서 활용하는 것도 가능하게 되었다.

■ 기업 평가 정보를 활용한 빅데이터 사례

글래스도어(Glassdoor)는 노동자들이 고용주를 어떻게 평가하는지에 대한 정보를 구직자들에게 제공하는 웹사이트이다(Walsh, 2020). 구직자들은 실제로 회사에서 일을 해보지 않았기 때문에 회사와 관련해서는 공개된 정보 외에는 알기가 어렵지만, 글래스도어는 내부 정보를 제공함으로써 구직자들에게 해당 사업장이 자신이 찾는 곳인지 또는 자신에게 적합한 곳인지를 판단할 수 있도록 도와준다. 구직자들은 글래스도어에서 특정 기업을 동종업계 다른 기업과 비교해볼 수 있다. 최근에는 월스트리트 저널과 같은 주요 언론사들 역시 글래스도어류의 웹사이트에 주목하고 있어, 기업들은 채용을 장려할 목적으로 긍정적인 기업 리뷰를 작성해 글래스도어 내 기업 순위를 관리하고 있을 정도이다(Winkler, 2019).

스탠퍼드 경영대학원과 맥길대학교, 그리고 UC 버클리대학교의 연구자들은 글래스도어에 등록된 기업 평가 약 50만 건에 자연어 처리 기술을 적용하여 노동자들이 기업 문화를 어떻게 평가하는지에 대한 평균적인 수준을 측정하였다(Walsh, 2020). 글래스도어를 비롯한 다른 기업 평가 사이트들 역시 기업별 평가에 대해서 감성 분석 등을 실시하여 전반적인 평가가 긍정적인지 부정적인지를 구직자들에게 제공하고, 일해보지 않고는 알기 힘든 여러 정보를 접할 수 있는 서비스를 제공하고 있다. 이러한 기업 평가 사이트는 다양한 자연어 처리 기법을 동원하여 가짜 리뷰를 단속하며, 누가 구직자들에게 개별 기업에 대한 더욱 정확하면서도 종합적인 정보를 제공하는지를 놓고 치열한 경쟁을 벌이고 있다(Oheix, 2018).

또한 이러한 자연어 처리 분석을 통해 구직자들이 어떠한 정보를 중요하게 생각하는지나 어떤 특징에 민감하게 반응하는지를 알 수 있으며, 이직이 발생하는 핵심 요소가 무엇인지도 알 수 있도록 도와준다. 감성 분석을 통해 이직자들이 왜 이직을 하게 되었으며 해당 사유에 어느 정도 수준의 불만을 가지고 있는지를 측정함으로써 해당 사유를 중요하게 생각하는 구직자들이 지원하지 않게끔 하여 노동시장의 효율성을 높이기도 한다. 그리고 이에 맞추어 고용주가 사내 문화를 바꾸거나 고용관계를 개선하는 경우, 혹은 기업이나 산업에 어떠한 사건이 발생한 경우, 기업에 대한 평판이 긍정과 부정 중 어느 방향으로 변하고 있는지에 대한 정보를 제공함으로써 기업의 노력이 효과적인지 여부까지 알 수 있다.

자연어 처리 연구자들은 궁극적으로 자연어 처리를 통해 산업별, 직종별, 더 나아가 직군별

로 어떠한 점이 구직 의사결정에 중요한 요소이며, 이직을 막기 위해서는 어떠한 노력을 기울이거나 어떤 식으로 사내 문화를 바꿔야 하는지에 대한 정보를 얻을 수 있다. 현재 공식적으로 발간되는 노동 관련 통계에는 산업별, 직군별, 직종별로 혹은 기업별로 임금이나 노동시간, 초과노동 여부, 사내 복지제도 등이 담겨 있다. 그러나 이러한 통계들은 대부분 수치화가 가능한 정량적인 정보만 제공하고 있으며, 해당 수치에 대한 경제 주체들의 평가에 관하여 추가적인 정보를 제공하지는 못하고 있다. 자연어 처리는 이러한 정량적인 요소뿐만 아니라 기존의 통계에서 관찰 불가능한 주관적이거나 정성적인 요소에 대한 정보도 제시하며, 아울러 그러한 정성적인 평가의 강도까지도 제공할 수 있다. 또한 단순한 수치의 나열만이 아니라 각 집단마다 노동 공급자들이 가장 관심을 두는 요소는 무엇인지, 혹은 직군이나 직종의 특성에 따라서 어떠한 요소가 구직이나 이직에 큰 영향을 미치는지, 즉 상대적으로 중요한 요소가 무엇이고 덜 중요한 요소가 무엇인지에 대한 통계도 제공할 수 있다. 더군다나 이러한 정보들은 기업 평가가 쌓임에 따라 즉각적으로 업데이트되기 때문에 일정한 간격을 두고 발행되는 통계와 비교하여 더 빠른 속도로 변화에 대한 정보를 제공한다.

감성 분석을 통해서 구직자나 기업은 현재의 수치화된 통계가 앞으로 어떤 방향으로 변할지에 대해서도 예측할 수 있다. 예를 들어, 어떤 기업 내에 비교적 임금이 높은 직종이 있는데, 해당 직종 근무자들은 사내 복지제도나 출퇴근 시스템보다는 더 높은 수준의 임금에 대한 요구가 크다고 한다면, 기업은 향후 이들 직종에 대해서 다른 비경제적인 보상을 줄여서라도 임금을 높여 이직을 막으려 할 것이다. 따라서 구직자들은 감성 분석에 따른 통계를 이용하여 초과노동이 증가하고 사내 복지가 줄어드는 대신 해당 직종의 임금이 상승할 것을 예측할 수 있으며, 이에 다른 요소보다 임금 수준을 중시하는 구직자들이 해당 직종에 더 많이 지원하게 될 것이다.

이러한 빅데이터 분석의 유용성은 앞으로 더욱 커질 전망이다. 자연어 처리 기법이 발달함에 따라 더 많은 사람이 이러한 기업 평가 사이트를 이용하게 될 것이다. 그로 인해 더 많은 데이터가 축적되면서 자연어 처리에 기반한 기업 평가의 정확성이 제고되며, 더 많은 경제 주체가 해당 사이트들에 관심을 가지고 이용하는 선순환이 발생할 것이다. 그 과정에서 빅데이터 분석은 현재 이용 가능한 것보다 좀 더 많은 정보를 더욱 풍부하게 제공할 수 있을 것이다.

■ 자연어 처리를 활용한 거시경제통계

자연어 처리를 이용한 직업 통계

자연어 처리를 활용하여 기존에 작성하기 힘들었던 통계를 작성하는 대표적인 사례로는 Atalay, Phongthientham, Sotelo, and Tannenbaum(2020)의 연구를 들 수 있다. 이들은 1950년부터 2000년까지 신문에 게재된 구인광고를 자연어 처리하여 미국의 직업 분포에 대한 새로운 데이터를 구축하였다. 이 연구는 단순히 직종의 분포 변화만을 추적하지 않고, 자연어 처리 기법을 이용하여 한 직종에서 요구되는 능력이나 수행해야 할 직무내용에도 변화가 있었는지에 대한 자료를 수집하여 1900년대 후반 미국에서 직업의 성격이 어떻게 변화하였는지를 추적하고 통계를 구축해 그 변화 양상을 분석하였다.

직업의 구성이나 직업의 성격에 관한 기존의 통계는 두 가지 측면에서 정확성을 떨어뜨리는 문제를 안고 있다. 첫째는 통계가 일 년 혹은 분기별로 특정 시점을 기준으로 조사되기 때문에 직업 구성이나 직무내용에 있어서 변화의 과정을 보여주기보다는 변화의 결과를 보여준다는 것이다. 과정이 중요한 이유는 변화의 세세한 내용과 추세를 안다면 그러한 변화가 나타나는 이유나 장기적인 추세를 잘 설명할 수 있기 때문이다. 더 큰 문제는 통계 기관에서 집계하여 발표하는 통계에는 새롭게 나타나는 직업이나 사라진 직업, 혹은 변화한 직무들이 적시에 반영되지 않고 상당 기간 기존의 통계 분류 체계 내에서 재구성된다는 점이다. 예를 들어, 1980~90년대 중후반에 IT 기술자나 프로그래머 등의 직업이 등장하였으나, 당시 사용하던 직업 분류 체계에는 당연히 이러한 직업들이 존재하지 않았다. 따라서 프로그래머는 일반적인 컴퓨터를 다루는 사무직과 동일한 직업으로 분류되거나 전자기기 기술자로 분류되었다. 이와 유사하게 이미 사라졌거나 직무내용이 현격하게 바뀐 직업에 대해서도 기존 분류 체계와의 통일성을 유지하기 위해 분류 체계가 개편되기 전까지는 기존의 체계에 따라 분류가 이루어지게 된다. 따라서 새로운 직업이 급격하게 생겨나고 기존 직업이 다수 사라지는 시기가거나, 직무내용이 빠르게 변화하는 때에는 체계의 일관성을 위해 기존 분류를 따르는 것이 오히려 통계의 정확성을 떨어뜨릴 수 있다.

Atalay et. al.(2020)의 연구 결과에 따르면 미국의 직업은 1950년 이후 50여 년간, 일부 직

업이 사라지고 새로운 직업이 생겨난 변화만큼이나 동일한 직업에서의 단순 반복 작업이나 인지 작업의 구성 및 비율에 있어서도 큰 변화가 있었다. 궁극적으로 저자들은 이렇게 새롭게 구축한 통계를 바탕으로 20세기 후반 10분위율을 기준으로 미국 내 소득불평등이 증가한 주원인은 직업의 등장과 소멸이라기보다는 기존 직업에서의 직무내용 변화임을 밝혀내었다. 즉, 소득불평등을 비롯해서 노동시장과 밀접하게 연관된 다양한 사회 현상을 자연어 처리를 통해 구축한 통계로 설명할 방안을 찾을 수 있었다.

빅데이터를 이용한 노동 수요 통계

유사한 시도로 호주에서 노동 수요의 특성과 직업별로 요구되는 기술 및 교육 수준에 관한 통계를 구축하려는 연구도 있었다. 대부분의 고소득 국가들은 직업별 혹은 산업별로 기업의 노동 수요를 파악하는 통계를 주기적으로 공표하고 있지만, 장기간에 걸친 시계열 자료라는 특성상 장점과 함께 단점도 존재한다.

Dawson, Rizoiu, Johnston and Williams(2019)의 연구에서는 기업의 노동 수요에 관하여 정부의 공식 통계를 보완할 다른 통계를 만드는 데 노력하였다. 노동 수요에 대한 설문조사는 표본이 전체 모집단을 얼마나 잘 대표할 수 있는지의 문제와 수집 이후 공표까지의 시차로 인해 기존의 행정통계가 정확하지 않을 오류 가능성을 내포한다. 그래서 Dawson et. al.(2019)에서는 인터넷에 게재된 구인광고를 분석한 후 이를 바탕으로 직업별 학력 및 기술, 경력 등에서의 요구 수준과 급여 수준 등에 대한 자료를 구축하였다. 이들은 2012년부터 2019년까지의 온라인 구인광고를 수집하여 특성에 따라 670만 개 이상의 구인광고를 23개의 직업군에 맞추어 30만 6,577개로 분류한 후 집단별로 특성을 분석하였다.

이들이 노동 수요에 관한 행정통계의 문제점으로 꼽은 것 중 시차는 이미 앞에서 언급한 바 있으며, 표본의 대표성 문제는 다음과 같다. 여기서 모집단은 두 부류로 나뉘는데 하나는 기업이며, 다른 하나는 기업 내 직업이다. 기존의 행정통계에서도 최대한 모집단 특성을 반영한 표본을 추출하기 위해 기업의 규모, 위치, 산업 등을 고려하여 기업을 추출한 후, 해당 기업을 대상으로 직업별 노동 수요에 대한 설문조사를 실시한다. 그러나 설문조사 대상을 추출할 때는 규모나 위치, 산업을 고려하는 것이 가능하지만, 실제 응답률은 기업 특성에 따라 다를 수 있

기 때문에 응답한 기업을 모아 놓으면 원래 의도했던 모집단의 분포와 다를 가능성이 존재한다. 다른 더 큰 문제는 기업별로 다양한 직업이나 직무가 존재하며 이에 대한 기업의 수요가 다르다는 것이다. 따라서 최종적으로는 각 기업 집단별로 존재하는 노동 수요에 대해서도 특성을 반영한 표본을 설계해야 한다. 여기서 고려할 수 있는 노동 수요의 특성은 기업이 채용하고자 하는 직업과 직무, 각 직업이나 직무별 수요량, 각 직업이나 직무별 요구 학력 수준, 경력 수준 및 기술 등등 여러 가지가 존재한다. 현재 노동 수요에 대한 행정통계는 노동 수요에 대한 정보 없이 추출된 기업에 관해서 묻기 때문에 과연 응답한 기업의 노동 수요 특성이 해당 기업과 유사한 다른 기업의 노동 수요 특성과 유사하냐는 문제가 생긴다. 그런데 문제는 각 기업의 노동 수요를 잘 모르기 때문에 표본조사를 실시하는 것이므로 실제 조사가 종료될 때까지는 추출한 표본이 실제 모집단의 노동 수요 특성을 잘 대변하는지를 검증할 방법이 없다.

빅데이터 기법을 사용하여 온라인에 게재된 채용공고를 통해 노동 수요를 파악하고 이를 통계화하면 시의성 있는 통계 수치를 얻어낼 수 있다. 따라서 기존 방식대로 집계된 행정통계와 빅데이터 기법을 이용한 노동 수요 자료를 비교하여 더욱 정확한 노동 수요를 알아낼 수 있고, 혹은 노동 수요와 관련된 통계에서 불분명하거나 조사가 힘든 부분에 대해서는 새로운 통계로 보완하거나 보충하는 역할을 할 수 있다. 아울러, 행정통계의 정확성을 높이기 위해 미리 빅데이터 분석을 시행하여 통계를 살펴본 후, 그 결과를 참고하여 표본 설계를 한다면 조사의 정확성과 신뢰성이 제고되어 기존 행정통계의 품질을 개선할 수 있다.

자연어 처리를 활용한 정책 관련 통계

마지막으로 Baker, Bloom and Davis(2016)의 사례를 살펴보도록 한다. 이들은 정부가 집행하는 경제정책의 불확실성 정도를 신문기사에 게재된 정보를 이용하여 측정한 후, 불확실성의 정도에 따라 주요 경제 변수들, 예를 들면 투자나 고용 등이 어떠한 관계를 가지는지 살펴보았다. 이들은 정책에 관한 의사결정은 누가 하며, 언제 정책이 실행되고, 정책의 영향이 장·단기적으로 얼마나 명확한지에 대해서 신문기사에 실린 내용을 바탕으로 경제정책의 불확실성을 각각 측정하였다.

해당 연구는 단순히 정책이 언제 어느 정도의 규모로 실행되었는지에 대한 최종적인 정보

만이 아니라 정책 수립 과정이나 초창기에 불확실성이 얼마나 큰지를 지수로 만들어 경제정책이 얼마나 명확한지를 통계 자료로 구축한 후, 정책의 명확성에 대한 지표를 다른 경제 변수들의 변화를 설명하기 위한 하나의 독립 변수로 사용하였다. 실제 이들이 작성한 경제정책의 불확실성에 대한 통계인 경제정책 불확실성 지수(EPU)는 주식 시장이 요동쳤던 검은 월요일이나 1차 및 2차 걸프전쟁, 러시아 금융위기, 9·11 사태 등에서 크게 증가하였으며, 클린턴 대통령이나 부시 대통령이 당선되고 나서는 낮아지는 추세를 보여 실제 경제학자들의 직관과도 꽤나 부합하는 것으로 나타났다.

Baker et. al.(2016)은 경제정책 불확실성 지수를 바탕으로 정부정책의 영향을 크게 받는 국방, 보건, 금융, 건설 등의 분야에서 투자와 고용 변수의 변화를 살펴보았는데, 특히 이들 산업에서는 경제정책 불확실성 지수가 높아지면 투자와 고용이 감소하는 현상을 관찰하였다. 이 사례는 앞의 두 사례와는 달리 직접적으로 노동과 관련된 통계를 만들어낸 경우는 아니지만, 노동시장과 관련 있는 다른 분야에 대해서 자연어 처리를 통해 통계를 생산한 후, 이를 바탕으로 고용이나 노동 관련 변수가 어떻게 움직일지를 예측하는 데 도움을 받을 수 있음을 보여주고 있다.

■ 결론

이전의 세 차례 산업혁명으로 인간의 삶의 모습은 크게 바뀌었다. 이는 현재 진행 중인 4차 산업혁명도 마찬가지이다. 인공지능 기술은 사람들에게 많은 기회를 제공함과 동시에 극복해야 할 문제들도 안겨주고 있다. 인공지능 기술의 핵심 중 하나인 자연어 처리는 기존에는 컴퓨터가 다루지 못했던 일상 언어를 처리할 수 있도록 해줌으로써 기존에는 생산할 수 없거나 수치로 작성할 수 없던 많은 분야를 수치화할 수 있도록 해주었다. 앞서 살펴보았던 사례들은 기존에는 자료의 크기가 너무 방대하여 감히 분석할 수 없거나 혹은 수집한 데이터를 컴퓨터로 분석할 수 있는 기술이 없어 통계로 만들 수 없었던 경우이다.

빅데이터와 노동에 관한 세간의 관심과 학계의 연구 방향은 주로 어떻게 인공지능이나 기계학습이 일하는 방식, 고용량, 산업구조, 작업환경, 임금 등에 영향을 미치는가에 맞추어져

있다. 그리고 이러한 주제들은 우리의 삶과 직결되어 있기에 충분한 연구 가치가 있다. 또한 정책적 수요 역시 빅데이터 시대에 노동의 모습이나 고용량이 어떻게 변화할 것이며 이로 인해 발생하는 사회적 문제에 어떻게 대처해야 하는가에 몰려 있다. 그러나 빅데이터는 그 자체로 훌륭한 자료이며, 인공지능이나 기계학습은 이러한 빅데이터 자료를 이용해서 정확하고 시의성 있는 통계를 생산할 수 있다. 이 글에서는 이러한 취지에 맞추어 많은 빅데이터가 구축된 미국과 호주에서는 이들을 어떻게 활용하고 있으며 어떠한 통계가 이용 가능한지를 살펴보았다.

빅데이터 시대에는 우리의 생활 방식뿐만 아니라 우리가 접하고 사용하는 통계에도 많은 변화가 있을 것이다. 물론 여전히 정부와 국제기구를 통해서 많은 행정통계가 생산될 것이며, 이들의 형식은 기존 통계와의 정합성을 위해서라도 지금과 유사한 혹은 크게 다르지 않은 모습을 띠는 것이다. 그러나 일부 통계들은 전혀 다른 모습으로 변화할 것이며, 그보다 더 많은 양의 새로운 통계들이 생산될 것이다. 따라서 빅데이터를 통해 그동안 발견하지 못했던 우리 사회의 여러 모습과 노동시장의 다양한 측면을 살펴볼 가능성이 열릴 것이며, 이 글이 그러한 가능성의 일부를 엿볼 수 있는 기회가 되었으면 한다. **ILU**

참고문헌

- Atalay E., P. Phongthientham, S. Sotelo, and D. Tannenbaum(2020), “The Evolution of Work in the United States”, *American Economic Journal: Applied Economics*, 12(2), pp.1~34.
- Baker, S. R., N. Bloom, and S. J. Davis(2016), “Measuring Economic Policy Uncertainty”, *The Quarterly Journal of Economics*, Vol.131(4), pp.1593~1636, <https://doi.org/10.1093/qje/qjw024>
- Dawson, N., M. A. Rizoïu, B. Johnston, and M. A. Williams(2019), “Adaptively Selecting Occupations to Detect Skill Shortages from Online Job Ads”, *2019 IEEE International Conference on Big Data(Big Data)*, pp.1637~1643, doi : 10.1109/BigData47090.2019.9005967.
- Oheix, J.(2018), “Detecting Bad Customer Reviews with NLP : Sentiment Analysis and Text Classification with Python”, *Towards Data Science*, 18 December, available at: <https://towardsdatascience.com/detecting-bad-customer-reviews-with-nlp-d8b36134dc7e>
- Walsh, D.(2020). “Artificial Intelligence, Cultural Diversity, and a Giant “Bag of Words””, *Stanford Business*, 20 November, available at : https://www.gsb.stanford.edu/insights/artificial-intelligence-cultural-diversity-giant-bag-words?pid=Stanford_ExecEd-677229120.1605107019
- Winkler, R.(2019), “How Companies Secretly Boost Their Glassdoor Ratings”, *The Wall Street Journal*, 22 January, available at : <https://www.wsj.com/articles/companies-manipulate-glassdoor-by-inflating-rankings-and-pressuring-employees-11548171977>
- World Economic Forum(2019), *Fourth Industrial Revolution : Beacons of Technology and Innovation in Manufacturing*, World Economic Forum White Paper.