기계 학습 성공의 6단계

기계 학습을 최대한 활용하기 위한 방법

소개

추진 방법

인공 지능(AI)과 기계 학습(ML)을 올바른 전략을 기반으로 배포하면 신제품을 만들고 기존 제품을 개선하며 의사 결정의 속도와 수준을 높임으로써 민첩성을 개선하고 프로세스를 간소화하며 매출을 증진할 수 있습니다.

기업이 더 큰 성과를 달성하는 데 AI와 ML이 도움이 된다는 사실에는 의심의 여지가 없습니다. 2025년, AI와 관련한 글로벌 지출은 2,040억 USD에 달할 것으로 전망됩니다.[1] 또한 기술을 도입한 기업은 앞으로도 AI를 통해 가치를 높이고 경쟁 우위를 점할 수 있을 것입니다.

ML은 수십 년 전부터 존재했지만 비즈니스 혁신을 위한 도구로 이용하는 것은 비교적 최근의 일입니다. 또한 확실하게 ML의 성공을 이끄는 증명된 방법이 없으므로, 일부 기업은 여정의 다음 단계(또는 심지어 첫 단계)로 가는 방법을 찾지 못해 지켜보고만 있습니다.

이제는 각 조직이 ML 도입의 장애물을 극복하고 따라가는 데만 급급하지 말고 자신 있게 도약해야 할 시기입니다. 이 eBook에서는 Amazon ML 모범 사례에서 얻은 인사이트와 수천에 이르는 고객의 기계 학습 이니셔티브의 구현을 도운 경험을 바탕으로 시작 단계부터 성과를 측정하는 마지막 단계까지 입증된 경로를 제시합니다.

75%

의 기업이 2024[2]년 말까지 AI 운영을 시작할 것이며, 66%는 AI를 성공을 위한 필수 요소로 간주합니다[3].

[1] 'Investment in Artificial Intelligence Solutions Will Accelerate as Businesses Seek Insights, Efficiency, and Innovation, According to a New IDC Spending Guide(새로운 IDC 지출 가이드에 따르면, 기업의 인사이트, 효율성 및 혁신 추구에 따라 인공 지능 솔루션 투자 가속화 전망)' IDC, 2021년

[2] 'Gartner Identifies Top 10 Data and Analytics Technology Trends for 2020(Gartner, 2020년 상위 10개 데이터 및 분석 기술 동향 파악)', Gartner, 2020년

[3] 'Becoming an AI-fueled Organization(AI 기반 조직으로 전환)', Deloitte, 2021년

ML을 활용 이유

인공 지능과 기계 학습이란?

AI와 ML을 설명하는 다양한 용어를 들어보셨을 것입니다. 여기서는 각 용어가 무엇을 의미하는지 살펴보도록 하겠습니다. AI는 이전에 인간의 지능을 필요로 했던 작업을 재현할 수 있는 모든 시스템을 지칭합니다.

대부분의 AI 사용 사례에서는 확률적 결과를 모색합니다. 즉, 인간의 판단과 유사한 방식을 통해 높은 확신을 바탕으로 예측, 분류 또는 의사 결정을 수행합니다.

현재 거의 모든 AI 시스템은 ML을 사용하여 만들어집니다. ML은 다량의 데이터를 사용하여 의사 결정 로직을 생성하고 검증합니다. 이 로직을 모델이라고 합니다. AI 시스템이 이 모델에 입력 데이터를 공급하면 모델은 인간과 유사한 예측 또는 분류 결과를 출력합니다. 근본적으로 ML은 지능형 시스템을 구동하는 기반 기술입니다.

기계 학습이 중요한 이유

ML 여정의 단계를 자세히 살펴보기 전에 기업에서 기계 학습 여정을 시작해야 하는 이유를 알아보겠습니다. 이 eBook의 가이드를 따르더라도 여기에 기술된 단계를 완료하려면 결국 지속적인 투자와 확고한 의지가 필요합니다. ML 기술을 십분 활용함으로써 실현할 수 있는 비즈니스 이점에 고도로 집중하면서, 기업이 지향하는 바를 주기적으로 점검해야 합니다.

현재 비즈니스가 실현 중인 이점:

1

새로운 수준의 효율성으로 비즈니스 최적화

ML을 사용하면 정교한 수요 계획 및 예측 모델을 통해 효율성을 크게 개선할 수 있습니다. 거의 모든 산업에 적용되는 사실이지만 특히 제조업에서 구체적인 증거를 확인할 수 있습니다. 세계 최대의 전자 제품 제조업체이자 기술 솔루션 공급업체인 **Foxconn**은 코로나 19 팬데믹 기간 동안 고객 수요, 공급량, 생산량에 있어 전례 없는 변동성을 경험했습니다. 그리고 **Amazon Machine Learning Solutions Lab**을 통해 **Amazon Forecast**를 활용하여 멕시코 공장의 수요 예측 모델을 개발함으로써 순 주문 예측의 정확도를 8% 높였습니다. McKinsey의 2022년 보고서에 따르면, 통신, 전력, 천연가스 및 의료 분야의 기업들이 AI 예측 엔진을 활용하여 인력 관리 작업의 최대 50%를 자동화함으로써 비용을 10~15% 절감하고 있는 것으로 나타났습니다.[4]

2

더 스마트하고 빠른 의사 결정

ML을 통해 더 스마트해진 데이터 및 분석 소스의 정보를 활용하면 정보에 입각한 의사 결정을 더 빠르게 내릴 수 있으므로 기회를 더 빨리 잡고 더 나은 결과를 얻을 수 있습니다. **Zendesk**의 ML 팀은 고객에게 더 나은 서비스를 제공할 수 있도록 고객 경험 팀을 지원하고 있습니다. Zendesk는 데이터와 사람의 능력을 함께 활용하여 수작업을 자동화함으로써 고객의 생산성을 높이는 지능형 제품을 제공합니다.[5]

[4] Amar, J. 외, 'AI-Driven Operations Forecasting in Data-Light Environments(데이터 중심 환경의 AI 기반 운영 예측),' McKinsey & Company, 2022년
[5] Jaffry, S. 외, 'How to Scale Machine Learning Inference for Multi-Tenant SaaS Use Cases(멀티 테넌시 SaaS 사용 사례에서 기계 학습 추론을 확장하는 방법),' AWS Machine Learning Blog, 2022년

3

개인화된 경험을 제공하여 고객 참여 증대

Warner Bros. Discovery, Inc.에는 다양한 시청자 고객 층의 흥미를 유발하는 광범위한 콘텐츠가 있습니다.[6] 고객이 관심사에 맞추어 큐레이팅된 콘텐츠를 찾을 수 있도록 Amazon Web Services(AWS)와 **Amazon Personalize**를 통해 Discovery+ 스트리밍 플랫폼에서 맞춤형 콘텐츠를 추천합니다.[7] 이제 Warner Bros. Discovery, Inc.는 시청자에게 일반적인 콘텐츠를 제공하는 대신 Amazon Personalize의 ML 기반 추천 기능을 활용하여 맞춤화된 경험을 제공하는 동시에 전반적인 고객 여정을 개선하고 있습니다.

4

기존 제품에 새로운 기능 추가

ML을 사용하면 기존 제품을 강화할 수 있어 고객 참여도를 개선하고 더 나은 경험을 통해 신규 사용자를 유입할 수 있습니다. 일례로 **Livongo**는 커넥티드 혈당 모니터 같은 스마트 디바이스와 연동하여 사람들이 의료 관련 문제를 손쉽게 관리할 수 있게 해주는 플랫폼 겸 모바일 앱입니다. ML을 사용하여 스마트폰 데이터와 기타 중요한 데이터뿐만 아니라 혈당 수치, 신체 활동 및 식사 기록 데이터를 즉시 이용할 수 있는 유용한 '건강 정보'로 변환합니다. 식이요법, 운동, 약물 등에 관한 이러한 개인화된 메시지는 커넥티드 디바이스를 통해 회원에게 실시간으로 전달되므로 병원에 입원해 치료해야 하는 합병증을 예방하고 시스템과 사용자는 비용을 절감할 수 있습니다.[8]

5

새로운 제품 발명

개인에게 더 좋은 의료 기술을 제공하고자 하는 **Cambia**는 ML 기술이 포함된 AWS를 사용하여 인적 전문 지식과 데이터 중심 인텔리전스를 통해 해결책을 제시하는 디지털 올인원 의료 솔루션인 Journi를 개발했습니다. Journi는 회원과 가족들이 건강 보험 혜택을 최대한 활용하도록 지원합니다.[9]

6

경쟁 우위 확보

ML은 더 이상 선택 사항이 아니며, 분야 및 산업 부문에 관계 없이 조직이 경쟁력을 유지하기 위한 필수 조건입니다. Koch Engineered Solutions의 자회사인 **OnPoint** 는 최근 AWS와 협업하여 지능형 프로세스 최적화 플랫폼(IPOP)을 공동 개발했습니다. OnPoint 솔루션을 지원하도록 설계된 이 플랫폼은 클라우드 및 엣지 디지털 인프라를 활용하여 OnPoint의 커넥티드 에코시스템을 위한 고급 ML 및 산업 컴퓨팅 기능을 제공합니다. 이를 통해 산업 운영자 및 선호 파트너가 언제 어디서든 대규모로 사용 가능한 최고의 정보를 통합하고 이에 따라 실행할 수 있습니다.[10]

ML이 중요한 이유를 설명했으니 이제 ML을 활용하는 방법을 알아보겠습니다. 다음 섹션에서는 ML 솔루션의 성공적인 구현, 배포 및 확장을 위해 요구되는 변화를 보여주는 AWS와 고객의 모범 사례를 살펴보면서 ML의 여정을 각 단계별로 설명하겠습니다.

[6] 'Warner Bros. Discovery, Inc. Is Enhancing the Customer Experience with Amazon Personalize(Amazon Personalize로 고객 경험을 개선하는 Warner Bros. Discovery, Inc.),' Amazon Web Services, 2021년, YouTube 동영상

[7] 'Amazon Personalize를 사용하여 고객 경험을 개선하는 Discovery', AWS 사용 사례, 2021년

[8] 'Data Empowers Patients and Providers(환자와 의료 서비스 제공자를 지원하는 데이터),' AWS 의뢰로 작성된 Wall Street Journal 기사, 2020년

[9] 'Cambia Health Solutions, AWS에서 인간 중심의 통합 의료 솔루션 구축,' AWS 사례 연구, 2021년

[10] Robinson, M. 외, 'Acoustic Anomaly Detection Using Amazon Lookout for Equipment(Amazon Lookout for Equipment를 사용하여 음향 이상 감지),' AWS MAchine Learning Blog, 2021년

기계 학습 여정

ML 여정은 항상 쉽지만은 않습니다. ML로 성공을 실현하려면 우수한 기술 이상의 것이 필요합니다. 또한 조직의 목표를 올바르게 설정하는 것도 중요합니다. 이러한 목표를 찾아서 달성하려면 프로세스, 관리 및 문화 전반에 걸쳐 광범위한 변화가 필요합니다. 다음 섹션에서는 성공에 방해가 되는 일반적인 과제를 극복하면서 올바른 단계를 통해 효율적이고 지속 가능한 방식으로 ML을 구현하는 방법에 대해 알아봅니다.

1단계

기계 학습 문화 주도

ML의 비즈니스 잠재력을 완벽하게 끌어내려면 팀 조직, 목표 및 관점의 측면에서 문화적 변화가 일어나야 합니다.

ML의 활용 범위를 조직 전체로 확대하려면 비즈니스 팀과 기술 팀이 협력하여 동일한 우선 순위에 따라 행동해야 합니다. 처음부터 이 목표를 달성하려면 경영진이 ML 추진을 지지하고 목표를 설정해야 하며, 성공적인 시행에 도움이 되는 기술 및 프로세스에 투자해야 합니다. 시작할 때부터 더욱 책임 있는 AI를 구축하겠다는 의지도 여기에 포함됩니다. 즉, 편향을 찾아내 완화하고 설명 가능성을 개선하며 데이터의 기밀성과 보안을 유지하기 위해 노력해야 합니다. 조직은 사람 중심의 접근 방식을 도입하여 직원들에게 책임 있는 AI 구축에 대한 교육을 실시하고 팀의 다양성을 높여 공정성을 개선할 수 있습니다.

그리고 경영진은 폭넓은 관점에서 ML 이니셔티브를 추진해야 합니다. 경영진은 확고한 목표를 갖되 목표를 달성하는 과정에서는 유연해야 합니다. 실수는 당연히 일어납니다. 장기적 전망에 집중하고 좌절하지 않으면서 모든 오류에서 지혜를 얻고 배운 내용을 적용하면 비즈니스 전반에 걸쳐 ML 문화를 주도할 수 있습니다.

조직이 거쳐야 할 가장 큰 문화적 변화는 실수에 내재된 기회를 활용하는 것일 수 있습니다. ML은 끊임없는 실험을 통해서만 성공할 수 있는 반복적인 프로세스입니다. 대개 이러한 실험은 실패로 끝납니다. 실수로부터 학습하고 '문제의 원인'을 찾는 과정을 멈추지 않아야만 건너편에서 기다리고 있는 혁신적인 성공에 도달할 수 있습니다.

Amazon의 성공 사례

Amazon은 20년이 넘는 기간 동안 ML을 사용했습니다. 그러나 이 기술을 사용한 지 10년 가량 지난 후, Amazon의 경영진은 기계 학습의 도입을 회사 전체로 확대하기 위해 조직의 모든 비즈니스 리더(연구 팀, 주문 이행 센터 또는 HR 조직 등)에게 비즈니스에 ML을 활용할 계획을 물었습니다.

대부분 '계획 없음'이라는 답변은 허용되지 않았습니다. 따라서 경영진, 분야별 전문가 및 기술 전문가는 ML 이니셔티브를 공동으로 추진해야 했고 실질적인 이점을 얻으려면 수년이 걸리는 경우에도 이 이니셔티브를 멈출 수 없었습니다.

Amazon은 외부의 데이터 사이언티스트를 영입하고 Machine Learning University(MLU)를 창설하여 많은 개발자에게 ML을 더 효과적으로 사용하는 방법을 교육했습니다. 또한 모델 생성 프로세스를 간소화하고 진입 장벽을 낮추는 **Amazon SageMaker** 같은 도구를 구축하여 ML 기술과 이니셔티브의 더욱 효과적인 확장을 지원했습니다. 뿐만 아니라, 사전 구축된 **AI 서비스** 세트를 만들어 고객이 직접 모델을 구축할 필요 없이 일반적인 비즈니스 사용 사례를 지원하는 데 곧바로 활용할 수 있는 인텔리전스를 제공했습니다.

현재 Amazon에는 ML이 활용되지 않는 부서가 단 한 군데도 없습니다. 사용자의 선호와 습관에 따라 고객에게 개인별 추천을 제공하는 개인화 기술은 20년 전 첫 번째 모델 이후로 대폭 개선되어 비즈니스의 다른 영역에 적용되었습니다.

Amazon이 ML을 어떻게 활용하고 있는지 보여주는 몇 가지 예를 살펴보겠습니다. Amazon은 주문 처리 프로세스 전반에 ML을 사용하며 엄청난 규모의 재고에서 거의 모든 제품의 수요를 예측할 수 있는 예측 시스템을 활용합니다. 이러한 예측 모델 덕에 Amazon은 편의성, 비용 및 배송 속도에 대한 고객의 기대치를 충족할 수 있습니다.

Amazon 예측 부문을 담당하는 Jenny Freshwater 이사는 "매일 전 세계의 모든 Amazon 사이트에서 수백만 개의 제품에 대한 예측을 수행한다"면서 "기계 학습이 없었다면 이렇게 예측하지 못했을 것"이라고 말합니다.

기계 학습과 관련된 예는 이외에도 수없이 많습니다. Amazon은 고객이 완전히 새로운 방법으로 기술과 상호 작용할 수 있도록 Alexa를 만들었습니다. 그리고 Amazon Prime Air 드론을 통해 획기적인 자율 비행 기술을 개발했습니다. 또한 주문 처리 센터에서는 고객에게 상품을 더 빨리 배송하기 위해 로봇 공학을 활용합니다.

이러한 성공을 달성하기까지 기술, 연구 및 인재에 대한 막대한 투자가 필요했습니다. 그러나 실패와 예기치 않은 문제를 감내하면서 전진하게 만든 문화적 변화가 없었다면 이러한 투자가 빛을 보지 못했을 것입니다. 모든 조직은 실제로 ML 여정을 시작하기 전에 실패를 허용하는 실험 및 혁신 문화를 먼저 조성해야 합니다.

Amazon은 포장 폐기물을 최소화하기 위해 ML을 사용하여 아웃바운드 포장 무게를 **33%** 줄이고 전 세계적으로 **915,000 톤** 포장재를 절약했습니다.[11]

[11] 'How Amazon Is Using Machine Learning to Eliminate 915,000 Tons of Packaging(Amazon이 기계 학습을 사용하여 91만 5,000톤의 포장재를 없앤 방법)', VentureBeat, 2020년

2단계

데이터 전략 혁신

ML 기술의 성공 여부는 고품질 데이터에 크게 좌우됩니다. 적절한 데이터 전략이 없으면 발전이 더디고 최종 모델의 효과가 제한됩니다. 게다가 모델에 잘못된 데이터가 입력되면 오류가 발생하거나 완전히 잘못된 결과가 생성될 수 있습니다.

Freshwater는 "[기계 학습 모델은] 데이터 품질에 아주 민감하며 우수한 품질의 데이터를 얻는 데 투자한 시간에 따라 생성되는 모델의 품질이 달라진다는 사실을 힘든 경험을 통해 알게 되었습니다 "라고 말합니다.

ML을 위한 올바른 데이터 전략은 IT 팀이 쉽고 빠르고 안전하게 필요한 데이터에 액세스하고 수집할 수 있도록 사일로를 없애는 것을 목표로 해야 합니다.

현대 데이터 전략의 형태는 다양하지만 가장 효율적인 모델의 핵심 구성 요소 중 하나는 데이터 레이크입니다. 데이터 레이크는 기존의 데이터 관리 시스템보다 민첩하고 유연하기 때문에 다양한 소스의 여러 데이터 유형을 관리하고 정형 또는 비정형 데이터를 중앙 리포지토리에 저장할 수 있습니다.

데이터가 저장된 후에는 다양한 유형의 분석 및 ML 서비스에서 데이터를 분석할 수 있으므로 기존의 분리된 접근 방식보다 빠르고 효율적입니다. 데이터 레이크 아키텍처는 조직 내의 여러 그룹이 전체 비즈니스를 포괄하는 일관된 데이터 풀을 분석할 수 있다는 이점도 제공합니다.

데이터 레이크를 비롯하여 더욱 포괄적인 데이터 전략을 개발하는 데 도움이 필요한 경우 **AWS for Data**를 방문하세요.

Georgia-Pacific의 성공 사례

북미 전역의 **Georgia-Pacific** 제조 시설에서는 매일 수백 개의 용지 및 화장지 두루마리가 생산됩니다. 제조 공정에서 찢김 또는 끊어짐이 자주 발생하면 용지 기계 및 변환 라인의 가동이 중지되고 이로 인해 라인당 연간 수백만 USD의 비용이 소요될 수 있습니다.

Georgia-Pacific은 먼저 50TB의 정형 및 비정형 생산 데이터를 레거시 데이터베이스 인프라에서 클라우드 기반 데이터 레이크로 마이그레이션했습니다. 그리고 이러한 모든 데이터에 대해 AWS 데이터베이스 및 분석 도구를 계층화하여 주요 제조 공정을 최적화함으로써 장비 고장을 60~90일 전에 미리 예측할 수 있었습니다. 용지 찢김과 계획되지 않은 가동 중지 시간이 감소함에 따라 회사의 생산 라인당 수익이 수백만 달러나 증가했습니다.

전체 내용 보기 ›

"우리는 AWS 데이터 분석 기술을 사용하여 예측을 수행합니다...라인 변환 속도를 정확히 예측하여 용지 찢김을 방지합니다. 용지 찢김이 감소하자 생산 라인당 수익이 수백만 달러가 증가했습니다."

Steve Bakalar, Georgia-Pacific IT 및 디지털 트랜스포메이션 부문 부사장

3단계

해결해야 하는 올바른 비즈니스 문제 찾기

조직이 ML 여정에서 자주 범하는 실수 중 하나는 실질적인 비즈니스 문제를 해결하는 것이 아니라 고립된 환경에서 개념 증명으로 ML 모델을 구축하는 개별 데이터 사이언티스트를 채용하는 것입니다. 해결해야 하는 구체적인 비즈니스 문제를 제시하지 않으면 IT 경영진이 ML 프로젝트의 가치를 비즈니스 경영진에게 보여 주기란 매우 어렵습니다. 이렇게 되면 ML 이니셔티브가 멈추거나 중지될 수 있습니다.

ML 여정을 시작하기 전에 자문해 보아야 할 주요 질문:

1. 관심과 도입을 이끌어낼 만큼 충분히 중요한 프로젝트인가요?
2. 실질적인 비즈니스 문제를 해결하는 프로젝트인가요?
3. 미활용 데이터가 많은 영역인가요?
4. ML이 필요한 프로젝트인가요?
5. 단일 비즈니스가 수행할 수 있는 프로젝트인가요?
6. 나중에 운영화가 가능한 프로젝트인가요?

Freshwater는 "데이터가 풍부하지만 기존 방법으로 해결할 수 없었던 문제를 찾는 것이 첫 번째 단계"라고 말합니다.

AI Use Case Explorer는 비즈니스 성과 중심의 검색 및 탐색 사이트로, 사용자가 적절한 AI 사용 사례를 찾고 관련 고객 성공 사례를 검색하며 여러 팀이 배포에 동참하도록 유도할 수 있습니다.

성공적인 ML 여정을 살펴보면 조직은 특정 비즈니스 문제를 해결하기 위해 ML 팀을 만듭니다. 이 팀에는 기술 전문가와 분야별 전문가가 모두 포함되어야 합니다. 모델 생성의 선봉에는 기술 전문가가 있지만 정확한 비즈니스 과제를 정의하고 솔루션을 찾는 데 가장 중요한 데이터를 식별해줄 분야별 전문가의 전문 지식이 필요합니다.

이 접근 방식은 변화 관리에도 중요합니다. 기술 전문가와 분야별 전문가가 협업하여 ML 모델을 만들면, 알고리즘의 로직을 기반으로 하는 의사 결정에 대해 직원들이 확신을 가지게 됩니다.

그리고 성공을 측정하는 방법을 만들 때도 협력해야 합니다. Freshwater는 "기계 학습 여정을 시작할 때는 아주 간결하고 명확한 지표가 있어야 합니다. 모델은 기존의 방식 대체하여 사용되는 경우가 많으니 어느 방법이 나은지 확인하고 그 성과를 측정할 수 있어야 합니다."라고 말합니다.

ML 이니셔티브의 성과 측정에 대한 자세한 내용은 이 eBook의 **6단계**를 참조하세요.

일부 조직은 ML로 가장 효과적으로 해결할 수 있는 문제를 식별하고 적절한 파일럿 프로그램을 구현할 내부 인재를 보유하고 있습니다. **Amazon Machine Learning Solutions Lab** 을 활용하여 프로세스를 뒤집어서 비즈니스 문제로 돌아가서 ML 프로젝트를 생성하는 프로세스를 단계별로 진행하여 문제를 해결할 수 있습니다.

NFL의 성공 사례

NFL은 수십 년 동안 선수와 팀에 대한 더 심층적인 인사이트를 제공하여 선수가 더 안전하게 뛸 수 있는 환경을 조성하고 데이터와 통계에 끊임없이 관심을 갖는 팬들의 기대를 충족하기 위해 노력해 왔습니다.

이를 위해 NFL은 AWS와 함께 ML 기반의 Next Gen Stats(NFL NGS) 프로그램을 만들었습니다. 데이터 과학과 미식축구는 아주 다른 분야이기 때문에 NFL은 NGS를 만들 때 기술 전문가와 분야별 전문가를 모두 포함시켰고 두 그룹이 긴밀하게 연계하여 적합한 데이터를 찾고 통계를 개발할 수 있도록 했습니다.

NGS는 RFID 태그를 통해 선수의 움직임을 추적하여 경기장 구석구석에서 발생하는 모든 선수의 플레이에 대한 위치 데이터, 속도, 가속도 정보를 실시간으로 제공합니다. NFL의 목표는 경기 환경 내의 다양한 상황을 시뮬레이션하여 부상을 빠른 시일 내에 치료 및 재활하는 것은 물론, 궁극적으로는 향후 발생 가능한 부상을 예측하고 차단하는 방법을 더 세부적으로 파악하는 것입니다.

NGS는 또한 ML 모델을 사용하여 팬들이 만족할 만한 20가지가 넘는 다양한 고급 통계를 계산하기도 합니다. 한 가지 예로 러싱 예상 거리 지표를 들 수 있는데, 이는 블로커와 디펜더의 상대적인 위치, 속도 및 방향에 따라 공을 든 선수가 달릴 수 있을 것으로 예상되는 러싱 거리를 보여 주기 위한 것입니다.

필요한 데이터를 고속으로 처리하는 모델을 구축하고 훈련하는 기술 전문가와 가장 흥미로운 통계 생성에 필요한 데이터를 아는 분야별 전문가 사이의 파트너십이 없었다면 러싱 예상 거리 같은 인사이트가 나올 수 없었을 것입니다.

이 파트너십은 NGS의 사용을 확대하는 데에도 도움이 됩니다. 방송사는 축구 전문가나 방송사가 참여하여 만든 고급 통계를 인용할 가능성이 더 높기 때문입니다.

전체 내용 보기 ›

4단계

팀 역량 강화

조직은 데이터 전략을 수립하는 것과 동시에 팀이 적합한 기술 역량을 확보할 수 있도록 하는 데 집중해야 합니다.

내부 IT 전문가의 기술 활용 능력과 기술의 격차가 확대되면서 ML 기술 역량 격차를 인식하는 조직이 점점 더 늘어나고 있습니다. 3,500명 이상의 비즈니스 리더를 대상으로 설문 조사한 2021년 O'Reilly의 보고서에서 숙련된 직원의 부족과 고용의 어려움이 AI의 문제 목록에서 1위를 차지했으며, 응답자의 19%가 이를 '중대한' 장애 요소라고 언급했습니다.[12] ML에서 이 격차를 좁히려면 교육과 채용을 모두 실시해야 합니다. 그러나 현실은 앞으로의 ML 혁신을 이끌 데이터 사이언티스트가 충분하지 않다는 것입니다. 따라서 조직이 ML을 성공적으로 활용하려면 인재 개발과 적절한 소프트웨어 도구에 투자해야 합니다.

ML 기술 역량 격차를 단번에 해결할 수 있는 방법은 없지만, 검증된 방법 중 하나는 기존 직원의 능력을 극대화함으로써 교육을 받은 전문 인재를 채용하거나 사용하는 데 들어가는 막대한 투자를 줄이는 것입니다.

기술 역량 격차 해결 방법:

기술 역량 격차 정의: 기술 역량 격차를 좁히기 전에 조직은 원하거나 필요한 직원 역량과 현재 직원의 역량 사이의 정확한 차이를 식별해야 합니다.

기술 역량 매핑 방법 이해: ML 이니셔티브는 여러 분야가 서로 연관된 작업이므로 데이터 사이언티스트, 데이터 엔지니어, 비즈니스 분석가, 애플리케이션 개발자, 통계학자 및 기타 분야별 비즈니스 전문가의 필요한 기술 역량을 매핑해야 합니다.

특정 요구 사항에 대한 맞춤형 교육: 유용한 기존 교육 커리큘럼이 있는 조직이라면 비즈니스의 특정 ML 요구 사항에 맞게 교육 자료를 조정해야 합니다. 또한 리더는 비즈니스 애플리케이션 및 워크플로에서 곧바로 사용할 수 있는 인텔리전스를 제공하는 사전 훈련된 AI 서비스를 알아보아야 합니다.

노 코드 옵션 평가: 기존의 비즈니스 분석 팀도 코드 작성이나 ML 경험 없이 비즈니스 인텔리전스 도구를 통해 예측을 실행할 수 있는 ML 사용 사례가 많습니다. 이 도구는 예측 및 서비스 이탈 행동 예측과 같은 사용 사례에 적합합니다.

[12] Loukides, M., 'AI Adoption in the Enterprise 2021(2021년 기업의 AI 도입),' O'Reilly, 2021년

교육에 더해 ML 문제를 성공적으로 해결할 수 있도록 팀을 조율해야 합니다. 팀 조율 방법:

- **팀에 힘을 실어주는 문화 조성:** ML 프로젝트 팀은 여러 부서가 서로 연관되어 있습니다. 따라서 개별 목표를 실행하는 권한을 부여하는 동시에 요구 사항과 기회에 따라 다른 팀과 유기적으로 서로 협업할 수 있도록 해야 합니다. 이러한 종류의 팀워크를 가능하게 하려면 경영진이 새로운 구조를 수용해야 합니다. 계층 및 구조로 엄격하게 고립된 과거의 조직 모델에서 탈피해야 합니다.
- **파일럿 팀으로 시작:** 엔지니어, IT 및 ML 실무자, 사업 부문(LOB) 리더로 구성된 파일럿 팀을 만들어 ML 프로젝트를 진행하게 해야 합니다. Freshwater는 "처음에는 소규모로 시작해서 똑똑한 직원 몇 명으로 최적화하거나 예측할 지표를 찾아보는 것이 좋습니다"라고 말합니다.
- **유기적 변화 지원:** 파일럿 프로젝트가 완료된 후에는 팀을 분할하고 인력을 보충해 새로운 팀을 만들고 새 프로젝트를 할당할 수 있습니다. 이 프로세스를 계속하면 베테랑 팀원의 지식을 신규 직원에게 유기적으로 전파하고 다른 팀에도 확산할 수 있습니다.

이 가이드에 따라 현재 보유한 직원으로 ML 기술 역량 격차를 줄일 수 있다는 사실을 인식하는 조직이 많습니다. 여전히 신규 채용은 필요하지만, 적절한 도구, 프로세스 및 관리상의 변화에 대해 투자하면 성공적인 ML 구현에 필요한 인재의 기술 역량 향상이 가능합니다.

비즈니스 리더를 대상으로 좋은 사용 사례의 조건과 ML 관련 용어를 비롯하여 기계 학습에 대한 이해도를 높이는 교육을 실시하는 것도 중요합니다. **Machine Learning Essentials for Business and Technical Decision Makers** 등 비즈니스 리더가 이용할 수 있는 여러 과정이 제공됩니다. 또한 재무, 마케팅, 운영 및 영업을 지원하는 사업 분야(LOB) 분석가는 클라우드에 데이터를 업로드하고 **Amazon SageMaker Canvas**를 사용하여 예측을 생성함으로써 간단히 기계 학습을 활용할 수 있습니다. SageMaker Canvas는 클릭 몇 번만으로 ML 예측을 생성할 수 있는 시각적 노 코드 서비스입니다.

Morningstar의 성공 사례

투자 자문 회사인 **Morningstar**는 ML을 활용하여 데이터 수집 프로세스를 자동화하고 제공하는 펀드의 수를 확대합니다. 이를 위해 애널리스트의 펀드 평가 프로세스를 모방하도록 훈련된 ML 모델의 예측을 활용합니다.

직원을 교육하고 ML의 적용을 가속화하기 위해 Morningstar는 AWS DeepRacer를 사용합니다. **AWS DeepRacer**는 강화 학습, 3D 경주 시뮬레이터 및 글로벌 경주 리그에 기반을 둔 1/18 비율의 완전 자율 주행 경주용 차량을 통해 ML 실습 교육을 지원하는 도구입니다. 8개 국가에서 다양한 업무를 수행하는 445명이 넘는 Morningstar 직원(35%의 기술 부서 포함)이 DeepRacer 리그에 참여했습니다.[13]

Morningstar는 2021년에 수십 건의 ML 프로젝트를 진행했습니다. 프로젝트에는 규정 준수 관련 자료에서 패턴을 검색하는 강화 학습 프로그램과 금융 기관 웹 사이트에 대한 끊어진 링크를 식별하고 수정하는 알고리즘이 포함되어 있습니다.

"DeepRacer 도전은 직원들에게 기계 학습 및 인공 지능에 대한 열정을 심어주는 계기가 되었습니다. DeepRacer는 회사 전체에 실습 교육을 제공함으로써 Morningstar의 투자 제품, 서비스 및 프로세스 전반에 걸쳐 기계 학습을 더 빨리 실제로 적용할 수 있도록 합니다. 팀의 반응은 기대 이상이었고 기술 부서 또는 다른 부서에 종사하는 전 세계 팀이 즐겁게 합심할 수 있는 자리였습니다."

James Rhodes, Morningstar CTO

전체 내용 보기 ›

[13] 'In the News: Morningstar Launches Global AWS DeepRacer Corporate Competition to Accelerate Application of Machine Learning (뉴스 분석: Morningstar, 기계 학습의 적용을 가속화하기 위해 글로벌 AWS DeepRacer 기업 경쟁에 뛰어들다),' AWS for Industries, 2021년

5단계

파일럿 프로젝트의 확장

처음 몇몇 파일럿 프로젝트에 성공한 후에는 여정의 다음 단계, 즉 ML을 지속 가능한 방법으로 비즈니스 전체로 확장하는 단계로 이동해야 합니다. 이 단계는 기술적인 측면과 문화적인 측면에서 모두 쉽지 않습니다.

확장성을 실현하려면 조직의 개발자가 손쉽게 ML을 사용할 수 있어야 합니다. ML 모델을 대규모로 구축하는 작업은 노동 집약적이고 복잡하기 때문에 혁신이 느려질 수 있습니다.

많은 조직이 **Amazon SageMaker**로 확장성 문제를 해결합니다. Amazon SageMaker는 데이터를 준비하고 모델을 구축, 훈련 및 배포하는 전체 ML 워크플로를 지원하는 엔드 투 엔드 솔루션입니다. SageMaker를 사용하면 모델을 프로덕션 단계까지 가져가는 데 소요되는 시간과 비용이 절감되므로 ML 이니셔티브를 파일럿 프로젝트 이상으로 지속 가능하게 확장할 수 있습니다.

추천 개인화, 콜 센터 현대화, 안전 및 보안 개선, 고객 참여 확대 등의 일반적인 사용 사례를 해결하는 데 활용할 수 있는 사전 훈련된 관리형 서비스 세트인 **AWS AI 서비스**를 통해 ML의 활용 범위를 확대하는 조직도 있습니다.

ML의 확장에 필요한 문화적 변화에 접근하는 방법은 다양합니다. 어떤 회사는 커뮤니티를 결집하고 새로운 이니티셔티브를 지속적으로 추구하는 혁신 센터(CoE)를 만들어 문화적 혁신에 성공합니다. 또는 Amazon처럼 ML을 연간 계획 프로세스의 주요 부분으로 만들어 계속해서 분야별 전문가와 기술 전문가의 협업을 통해 아이디어를 강구하고 회사의 다음 단계를 결정할 수도 있습니다.

Intuit의 성공 사례

Intuit는 Amazon SageMaker를 사용하여 ML 배포 시간을 6개월에서 1주일로 90% 단축했습니다. Intuit는 또한 ML 이니셔티브를 중앙 집중화하여 혁신 문화를 조성하고 AI 및 ML 기술을 대규모로 빠르게 배포함으로써 제품 및 서비스 이상의 비즈니스 가치를 달성했습니다.

Intuit의 수석 부사장이자 최고 데이터 책임자인 Ashok Srivastava는 "AWS는 Intuit 직원이 안전한 환경에서 데이터를 공유하고 데이터로 협업할 수 있는 공통 플랫폼을 제공합니다. 예를 들어 Amazon SageMaker는 정교한 AI 및 기계 학습 기술을 적용하는 데 필요한 플랫폼과 인프라를 제공합니다."라고 말합니다.

"앞으로 (Amazon) SageMaker의 모든 기능을 활용하여...사용자의 제품 경험을 근본적으로 혁신할 수 있게 되기를 진심으로 기대하고 있습니다."

Nhung Ho, Intuit, AI 부문 부사장

동영상 보기 ›

6단계

성과 측정

ML 작업의 결과를 측정할 때 프로젝트의 시작과 끝, 예산 및 수익이 정의되어 있는 기존의 '프로젝트 ROI' 관점은 이니셔티브의 성공을 축소하고 방해가 될 수 있습니다. 프로젝트에서 지정된 시간 범위 내에 수익이 나지 않으면 회사의 관심이 떨어지고 향후 중요한 기회를 놓치게 될 수도 있습니다.

대신, 경영진과 IT 조직에서는 프로세스 최적화의 관점에서 비즈니스의 유의미한 성공을 기준으로 ML 작업의 성과를 측정해야 합니다. 또한 ML 작업을 장기적 투자로 인식해야 합니다. 몇 년간 끊임없이 반복한 후에도 진정한 '수익'을 실현하지 못할 수 있다는 점을 알아야 합니다.

ML 이니셔티브를 계획할 때는 예상 수익이 아닌 민첩성, 경쟁 우위 또는 위험 허용도의 관점에서 프로세스에 접근해야 합니다. "X개월 후의 투자 수익은 얼마인가?"라는 질문 대신 "지금 투자하지 않을 경우 X년 후 기술이 성숙할 때 경쟁업체보다 얼마나 뒤쳐질까?"라는 질문을 한다면 큰 성공을 거둘 수 있습니다.

기존의 ROI 지표는 최상의 접근 방식이 아닐 수 있지만 그래도 ML 이니셔티브의 비즈니스 영향을 측정할 수는 있습니다. 단지 다른 관점이 필요할 뿐입니다.

ML 결과는 '가치 트리'와 같은 방법을 통해 측정할 수 있습니다. 나무의 몸통은 기존의 '수익'을 나타내고 몸통에서 자란 가지를 다른 비즈니스 성과의 가치로 인식하는 기법입니다.

가치 트리의 구체적인 '가지'는 조직, 산업 및 이니셔티브에 따라 달라집니다. 하지만 자동화된 프로세스를 통한 시간 절약 새로운 리드, 시장 및 영업 기회 파악, 고객 서비스 개선 또는 상향 판매 확대 등이 가치 트리에 포함될 수 있습니다.

보다 포괄적이고 장기적인 모델로 ML의 성공을 측정하면 기업의 미래를 위한 최선의 결과를 달성하는 데 집중할 수 있습니다.

Lotte Mart의 성공 사례

기존에 Lotte Mart가 사용하던 추천 방식에 비해 **Amazon Personalize**는 번거롭고 복잡한 수동 데이터 분석이 필요 없고 개발 시간도 50% 더 짧았습니다. 덕분에 Lotte Mart는 사전 정의된 상호 작용, 사용자 및 항목 데이터 세트만 제공하면 되어 시간을 절약할 수 있었습니다. 엔지니어링 팀은 이전 접근 방식보다 절반으로 단축된 시간 안에 테스트 결과를 생성할 수 있었습니다. Lotte Mart는 Amazon Personalize를 통해 기존 방식으로는 홍보가 어려웠던 신제품을 비용 효율적으로 추천하고 수요를 창출했습니다.

"고객 중심적인 마케팅을 진행하고 범위를 확대하며 사용자의 반응을 높이기 위해 Amazon Personalize를 활용하여 60만 명 이상의 M 쿠폰 모바일 앱 사용자가 인 스토어 쇼핑 경험에서 할인 혜택을 받도록 했습니다. Amazon Personalize를 사용함으로써 이전 빅 데이터 분석 솔루션보다 추천 제품에 대한 고객의 반응이 5배 높아져 월 매출 증대로 이어졌습니다. 특히 Amazon Personalize로 고객이 한 번도 구매하지 않은 제품의 구매가 최대 40% 많아졌습니다. AWS가 제공하는 새로운 추천 서비스는 조직 전반에 걸쳐 AI 기술을 적용한 첫 번째 사례입니다."

Jaehyun Shin, Lotte Mart 빅 데이터 팀 리더

블로그 바로가기 ›

AWS를 통해 다음 단계로 이동

조직의 현재 ML 여정 단계에 관계없이, 가장 포괄적인 클라우드 플랫폼을 기반으로 구축되고 고성능 컴퓨팅, 보안 및 분석을 통해 ML에 최적화된 AWS 솔루션을 활용하여 다음 단계를 수행할 수 있습니다. 10만 곳 이상의 고객사가 세계에서 가장 광범위하고 세분화된 AI 및 ML 서비스를 활용하여 AWS에서 AI 및 ML 워크로드를 실행하고 있습니다.

가장 연관성이 높은 AI 및 ML 사용 사례와 솔루션을 찾을 수 있도록, 산업, 업무 분야 및 비즈니스 우선순위에 따라 다음과 같은 최적의 사용 사례를 제안하는 간편한 도구인 **AI Use Case Explorer**를 만들었습니다.

지능형 콜 센터: ML을 콜 센터에 통합하여 고객 상호 작용을 개인화 및 간소화하고 상담원의 생산성을 개선하며 비즈니스 프로세스 효율성을 높임으로써 콜 센터 경험을 개선합니다.

챗봇 및 가상 어시스턴트: 챗봇, 음성 비서 및 대화형 정보 키오스크를 통해 고객과 365일 24시간 옴니 채널로 소통할 수 있습니다.

개인화: 채널 전반에서 개별 고객의 선호와 동작에 맞춤화된 개인화 경험을 창출하여 고객 참여와 전환율을 개선합니다.

지능형 문서 처리: 수작업 없이 대출 신청서와 의료 양식과 같은 거의 모든 문서에서 텍스트와 데이터를 즉시 추출합니다.

지능형 검색: 자연어 질문을 통해 조직 전반의 다양한 정보 소스에서 정확하고 유용한 정보를 더욱 빠르게 제공하여 비즈니스 생산성과 고객 만족도를 높입니다.

ID 검증: ML 기반 사용자 ID 검증을 통해 비용을 절감하는 동시에 온보딩 시간을 단축하고 사용자 편의성을 높이며 부정 행위를 줄입니다.

콘텐츠 조정: ML을 사용하여 방대하고 복잡한 사용자 생성 콘텐츠(UGC)의 볼륨을 관리함으로써 안전한 온라인 환경을 만들고 브랜드를 보호하며 콘텐츠 조정 비용을 최소화할 수 있습니다.

미디어 인텔리전스: 검색 및 발견, 콘텐츠 현지화, 규정 준수, 수익 창출 등 미디어 워크플로에 ML을 추가하여 미디어 콘텐츠의 가치를 극대화합니다.

예측: 수요를 정확하게 예측하고 과거 시계열 데이터를 제품 기능, 요금 및 휴일과 같은 추가 변수와 결합하여 수요 공급 결정을 간소화합니다.

ML 개발 현대화: 확장 가능한 인프라, 통합 도구, 책임 있는 ML 사용을 위한 건전한 관행, 모든 기술 수준의 개발자가 액세스할 수 있는 도구 선택 및 효율적인 리소스 관리를 통해 ML 개발 수명 주기를 현대화함으로써 혁신을 가속화하고 비용을 절감합니다.

Amazon SageMaker: Amazon SageMaker로 새로운 제품과 서비스를 만듭니다. 이 서비스는 비즈니스 분석가, 데이터 사이언티스트 및 ML 엔지니어가 데이터를 준비하고 ML 모델을 손쉽게 구축, 훈련 및 배포할 수 있도록 하여 비즈니스 전반에서 확장을 간소화합니다. 또한 SageMaker는 실시간 사기 탐지 모델을 실행하는 것부터 개발 단계 의약품의 생물학적 영향을 가상으로 분석하고, Formula 1 경주에서 최고의 드라이버를 식별하는 것에 이르기까지 모든 사용 사례 및 업종에서 ML을 성공적으로 구현할 수 있도록 단순화합니다.

숫자로 보는 AWS 기계 학습의 성과

10만 이상의 고객이 AI 및 ML 워크로드에 AWS 이용

Amazon에서 20여년 동안 솔루션 구축 경험 축적

데이터 사이언티스트의 생산성 최대 10배 향상

Amazon SageMaker JumpStart에서 제공되는 수백 가지 알고리즘과 모델

ML 프레임워크: AWS 고객은 TensorFlow, PyTorch, Apache MXNet 및 기타 주요 프레임워크를 선택하여 ML 알고리즘을 실험하고 용도에 맞게 변경할 수 있습니다. Amazon SageMaker 관리 환경에서 원하는 프레임워크를 사용하거나, 최신 버전의 주요 딥 러닝 프레임워크 및 도구로 완벽하게 구성된 **AWS Deep Learning AMIs**(Amazon Machine Images)와 **AWS Deep Learning Containers**를 사용 가능합니다. Amazon Elastic Compute Cloud(Amazon EC2)는 ML 사용 사례에 최적화된 다양한 인스턴스 유형을 제공합니다. 모델 훈련이나 훈련된 모델에서 추론을 실행할 때 적합한 인스턴스 유형을 찾을 수 있습니다. 컴퓨팅 집약적인 딥 러닝 훈련을 위한 **GPU**부터 저비용 추론을 위한 **AWS Inferentia**에 이르기까지 다양한 인스턴스가 제공됩니다.

구현 지원: **Amazon Machine Learning Solutions Lab**은 팀과 ML 전문가를 연결하여 ML 솔루션을 식별하고 구축할 수 있도록 지원하여 조직의 ROI를 최대한 높이는 ML 기회를 제시합니다.

또한 개발자 교육, 비즈니스 리더 교육, 실습 이벤트를 포함하여 팀의 ML 전문 지식 수준을 강화할 수 있는 교육을 **AWS Machine Learning Embark Program**을 통해 제공합니다.

목적별 서비스, 리소스 및 교육을 통해 **AI 및 ML의 책임 있는 사용**을 이론부터 실천까지 완벽하게 익히는 방법을 자세히 알아보세요.

학습 도구: 다음과 같은 심층 학습 도구를 사용하여 ML 역량을 높일 수 있습니다.

- **AWS DeepRacer**
- **Machine Learning Training and Certification**
- **Amazon Machine Learning Solutions Lab**
- **Amazon SageMaker Studio Lab**

기계 학습의 가장 어려운 당면 과제 해결

대부분의 조직은 ML에 어느 정도 투자를 했고 ML 여정에서 진척을 보이고 있습니다. 그러나 많은 조직이 여정을 진행하면서 단계를 거칠수록 많은 비용이 들고 더 복잡해질 것이라는 걱정에 미봉책을 씁니다.

이 eBook에서는 ML의 이점을 완벽하게 실현하기 위한 단계를 알아보았습니다. 이제 이 여정에서 알게 된 가장 큰 당면 과제와 이를 해결하기 위한 간략한 권장 사항을 살펴보면서 마무리하겠습니다.

장애물을 극복하고 ML 여정을 가속화하는 방법에 대해 자세히 알아보려면 AWS ML 리소스 허브를 방문하세요.

시작하기 ›

당면 과제	해결 방법
실패로 인한 좌절	실패를 견디는 문화 조성
사일로화된 미처리 데이터	데이터 레이크를 포함하는 최신 데이터 전략 수립
올바른 비즈니스 문제 찾기	기술 전문가와 분야별 전문가가 모두 포함된 혼합 팀 구축
ML 기술 역량 격차	새로운 조직 모델, 프로세스, 노 코드 도구 및 팀 관리 철학 도입
파일럿 프로젝트 이상으로 지속 가능한 확장	Amazon SageMaker 같은 엔드 투 엔드 도구를 활용하여 ML 개발 간소화
성과 측정	기존의 ROI 지표에서 벗어나 민첩성, 경쟁우위 및 위험 허용도의 측면에서 가치 트리 모델 사용

© 2023, Amazon Web Services, Inc. 또는 자회사. All rights reserved.