



AWS FOR EDUCATION

머신러닝으로 효율적인 학습 경험을 만드는 6가지 단계

머신러닝의 강력한 힘을 활용해
학습 성과와 만족도를 높일 수 있습니다



서문

선두로 나서기

인공 지능(AI) 및 머신러닝(ML) 기반의 훌륭한 전략을 가지고 있으면 학습 경험을 개선하고, 학생 이탈률을 낮추고, 시스템을 효율화 할 수 있으며, 결과적으로 중요한 결정을 빠르게 내릴 수 있습니다.

AI와 ML 기술 자체는 이미 수십 년 전부터 존재해왔지만, 사실 교육 시장에서는 사용된 지는 얼마 되지 않았습니다. AI 및 ML과 관련된 획기적인 성공 사례가 부족하다 보니 교육 기관에서는 막상 이러한 기술을 어떻게 도입해야 할지 막막해 합니다.

이제 교육 기관에서도 AI와 ML의 두려움을 없애고 자신감 있게 앞으로 나아가야 할 시기입니다. 본 내용에서는 교육 업계에서 실제 볼 수 있는 모범 사례와 인사이트로 구성됐으며, 단계별 상황, 결과 측정 등을 포함한 검증된 해결책을 제시합니다.



인공 지능과 머신러닝은 무엇인가요?

이미 AI와 ML에 대해 들어보신 적이 있으시겠지만, 다시 한번 그 의미를 살펴보겠습니다. 인공지능 (artificial intelligence, AI)은 과거 인간의 지능이 있어야만 할 수 있던 일을 모방하는 시스템 모두를 일컫습니다. 보통 확률 관련 결과물을 얻을 때 AI를 활용합니다. 예측하고, 분류하는 식으로 인간이 결정을 내리는 과정을 모방할 때 AI가 도입됩니다.

현존하는 거의 모든 AI 시스템은 머신러닝 (machine learning, ML)을 기반으로 만들어지며, ML은 의사 결정 논리를 만들고 검증하기 위해 많은 양의 데이터를 사용합니다. 이런 것을 ‘모델’이라고 부릅니다. AI 시스템은 입력 데이터를 해당 모델에 제공하며, 모델은 인간과 유사하게 예측 또는 분류 작업을 합니다. 결론적으로 ML은 지능형 시스템을 강화하는 핵심 기술입니다.

왜 머신러닝일까요?

ML(머신러닝) 기술을 본격적으로 살펴보기 전에, 교육기관이 왜 ML을 활용해야 하는지 알아봅시다. ML 활용법을 알고 있다 하더라도 결과를 제대로 얻기 위해서는 적극적인 투자와 관심이 뒷받침 되어야 합니다. 그런 면에서 교육 기관은 정기적으로 무엇을 위해 ML을 이용하는지 인식하고, 조직 전체가 ML로 무엇을 얻고자 하는지 알고 있어야 합니다.

ML은 다음과 같은 방식으로 훌륭한 학습 경험을 지원하고 강화합니다.

1

개인별 학습 과정의 맞춤화

ML(머신러닝) 분야에서 점점 고도화되는 데이터 및 분석 기술 덕분에 교육 기관 및 기술 파트너 업체는 수업 활동과 콘텐츠를 맞춤화 하며, 학생 개인마다 필요한 교육 과정을 제공하고, 높은 성과를 만들 수 있습니다.

인도 교육 스타트업 **바이주(BYJU'S)**는 Amazon Web Services(AWS)를 이용해 깊은 인사이트를 얻어 학생에게 필요한 선호 서비스와 앱 경험을 제공합니다. 덕분에 전 세계 8천만 바이주 사용자에게 독특하고, 효과적이고, **참여도가 높은 서비스**를 구현해, 개인별 맞춤 학습 환경을 제공하고 있습니다. 프라카시 라마찬드란(Prakash Ramachandran) 바이주 최고기술책임자(CTO)는 “사용자가 어떤 기능과 강의를 보고 있는지 분석하면서, 바이주는 콘텐츠를 맞춤화하면서 보다 효과적인 학습 경험을 만들었습니다”라고 설명합니다.

미국 **포틀랜드 주립대(Portland State University, PSU)**는 재학생이 졸업하는 데 필요한 가장 효과적인 방법을 ML(머신러닝)으로 찾고 있습니다. 졸업을 성공적으로 마친 학생의 수강 이력을 추적해 현 재학생에게 가장 알맞은 강의를 추천하는 식입니다. 덕분에 PSU는 최악의 상황을 인지하고 모범 사례를 제공하면서, 재학생이 성공적으로 학위를 받을 수 있도록 안내하고 있습니다. 특히 **AWS Professional Services(AWS ProServe)**를 이용해 ML 모델을 개발하고, PSU 재학생이 강의를 선택할 때 졸업 요건을 잘 지키고 있는지 알려주는 기술을 구축했습니다.

2

지침 및 지원 개선

ML을 통해 교육 기관은 학생이 이미 이용하고 있는 디지털 환경 내에서 적절하게 답변, 조언, 지원을 할 수 있습니다.

미국 **세인트루이스 대학교(Saint Louis University, SLU)**는 AWS ProServe 기반으로 **챗봇 플랫폼**을 구축해 재학생의 생산성과 참여도를 향상했습니다. 데이비드 하칸슨(David Hakanson) SLU 전 최고정보 책임자(CIO)이자 현 최고혁신책임자(Chief Innovation Officer, CINO)는 “챗봇으로 학생들이 더 높은 생산성을 얻고, 필요한 정보를 빠르게 접근하고, 학교생활 전반에 더 많이 참여하고 있습니다”라고 설명했습니다. ‘에스크SLU(AskSLU)’라는 챗봇으로 재학생은 학교생활을 하는데 필요한 여러 질문을 간편하게 할 수 있습니다. SLU 공식 홈페이지, 문자, 캠퍼스에 설치된 아마존 에코 같은 기기를 통해 질문을 하면 즉각 답변을 받는 식입니다. 에스크SLU 개발팀은 지금까지 성과를 기반으로 앞으로도 AWS ProServe를 활용해 챗봇 답변의 성능과 맞춤화 기술을 고도화할 예정입니다.

글로벌 교육 기술 업체인 **라이트스피드 시스템스(Lightspeed Systems)**은 **대규모 사용자 환경**에서 이용할 수 있으면서 유해한 온라인 콘텐츠를 감지하고 막는 기술을 AWS 클라우드 서비스로 구축했습니다. ML을 결합한 이 기술로 관리자는 학생들의 기기를 모니터링할 수 있으며, 특히 학생들이 집에서 학습 콘텐츠를 보고 있을 때 유용한 역할을 하고 있습니다. 라이트스피드 시스템스는 자해나 외부 폭력이 발생하는 위험 상황을 실시간으로 감지해 알림을 제공합니다.

3 효율적인 상담과 비용 절약

ML은 학습 경험에 영향을 주지 않고 효율성을 높입니다. 예를 들어 미국 텍사스 예술 대학(College of Liberal Arts, CoLA)은 재학생 및 교직원이 컴퓨터, 웹사이트, 네트워크, 시청각 기기 등에 문제를 겪을 때 기술적인 지원 요청을 보다 쉽게 할 수 있는 솔루션을 구현하고 싶었습니다. 솔루션은 실시간 소통이 가능하면서 과거 지원 이력을 볼 수 있어야 했습니다.

결과적으로 **CoLA는 Amazon Connect를 도입해** 효율적인 지원 서비스를 구축했으며, 특히 외부 챗봇 서비스와 여러 소통 채널을 통합했습니다. 덕분에 재학생 및 교직원들은 전화로 기술 지원팀에 문의 시, 보다 자동화된 시스템으로 빨리 지원을 받고 있습니다. 비슷한 규모의 인력 시스템상에서 기술 지원팀에게 연결하려면 평균 15분 이상이 필요했지만, CoLA 시스템 내 대기 시간은 30초 미만이었습니다. 특히 코로나19 사태로 온라인 수업이 확산하면서, 기술 지원팀 요청은 4배 늘었지만, 관리 비용은 약 30% 감소했습니다.

영국 **킬 대학(Keele University)**은 문의가 집중되는 입학 및 추가 모집 시기에 **Amazon Connect**를 활용했습니다. 이런 시스템을 이용해 직원을 빠르게 교육하는 것은 물론 대기 중인 발신자 수와 평균 대기 시간도 쉽게 파악할 수 있었습니다. 킬 대학은 앞으로 재학생 및 예비 입학생을 위한 상담 경험을 반복해서 개선할 계획입니다. 댄 페리(Dan Perry) 킬 대학 최고정보책임자(CIO)는 “기술로 상담 요청 흐름을 스마트하게 운영하고, 상담 경험을 지속적으로 개선하고, 전체 정보 시스템을 한층 더 발전시킬 계획”이라고 설명했습니다.

지금까지 ML(머신러닝)을 사용해야 하는 이유에 대해 살펴 보았으니 이제 방법을 논의해보겠습니다. AWS를 활용해 어떻게 ML을 구현하고, 설치하고, 확산할 수 있는지 구체적인 과정을 단계별로 나누어 알아보겠습니다.

성공적인 머신러닝 활용 과정

ML 활용 과정은 항상 간단한 것은 아닙니다. ML로 성공적인 결과물을 얻으려면, 뛰어난 기술을 준비하는 것 이상으로 조직의 전체 목표와 일치 시키려는 노력이 수반되어야 합니다. 그러한 목표를 인식하고 도달하려면, 프로세스, 관리, 문화 등에서 광범위한 변화가 필요합니다. 다음 섹션에서는 조직에서 자주 볼 수 있는 도전 과제와 해결책을 살펴보고, ML을 효율적이고 지속 가능한 방식으로 구현하는 방법을 알아봅니다.

1단계

혁신 문화 지지하기

ML(머신러닝)의 잠재력을 최대한 끌어내려면, 팀 조직, 목표, 관점 등에서 문화적인 변화가 필요합니다.

일단 ML이 조직에서 확산하기 위해서는, 행정, 재무, 기술팀 모두가 협력하고 서로 같은 우선순위를 공유해야 합니다. 초기에는 경영진의 지지를 얻고, 그들과 함께 목표를 정하고, 기술 및 프로세스에 대한 투자를 받아야 성공할 수 있습니다. 특히 편견 없고, 설명이 가능하며, 보안 및 개인정보보호를 강화하는 내용을 담은 ‘책임 있는 AI’를 구축하겠다는 약속이 포함되어야 합니다. 사람 중심적인 관점을 취하면서 기관은 담당 직원에게 책임 있는 AI를 교육하고, 다양성 있는 팀을 구성해 여러 관점을 함께 논의하면서 공정성을 높일 수 있습니다. 경영진은 이런 과정에서 ML 이니셔티브를 강화하는 동시에 넓은 시야를 가질 수 있습니다.

경영진은 목표에 대해서는 확고해야 하지만, 그 방식에 대해서는 유연하게 접근해야 합니다. ML은 반복 과정이 필요하며, 지속적인 실험을 통해서만 성공할 수 있습니다. 그 실험 속에는 종종 실패도 있습니다. 그러나 장기적인 목표에 집중하고, 단기적인 결과에 낙담하지 않아야 진정한 의미의 시행 착오를 거치며, 혁신과 ML 문화를 조직 전체에 이식할 수 있습니다.

2단계

데이터 전략 재창조하기

ML(머신러닝)의 성공 여부는 좋은 데이터에 달려있습니다. 적절한 데이터 전략이 없다면, 프로젝트의 진행 속도가 느려져 최종 모델의 효율성이 낮아질 수 있습니다. 최악의 경우, 품질 낮은 데이터로 모델이 구축되고, 결과의 일부 또는 전체에 문제가 생길 수 있습니다.

ML을 위한 적절한 데이터 전략은 소통의 부재에서 오는 사일로 현상을 없애고, IT팀이 안전하고 빠르게 필요한 데이터에 접근 및 수집할 수 있도록 지원해야 합니다.

현대에 쓰이는 데이터 전략은 다양하지만, 특히 데이터 레이크는 효율적인 모델의 핵심 요소로 자리 잡고 있습니다. 데이터 레이크는 기존 데이터 관리 시스템 보다 높은 민첩성과 유연성을 제공합니다. 다양한 곳에서 얻은 여러 데이터 유형을 관리하고, 정형 또는 비정형 데이터를 중앙 집중식으로 저장 하도록 지원합니다.

데이터가 일단 저장되면 기존의 격리된 방식보다 더 빠르고 효율적으로 데이터를 분류하고 분석할 수 있습니다. 이 과정에서 여러 유형의 분석 및 ML 서비스를 이용합니다. 또한 데이터 레이크 아키텍처를 사용하면 조직 내의 여러 그룹이 일관된 데이터 풀에 접근해 분석할 수 있다는 이점이 있습니다.

데이터 레이크를 포함해 보다 광범위한 데이터 전략 개발에 도움이 필요하시다면, **AWS for Data** 에 방문해 주세요.

3단계

해결이 필요한 문제점 찾아보기

조직이 ML 구축 과정에서 종종 저지르는 실수는 데이터 과학자를 여럿 고용하고 서로 분리된 상태로 일을 시킨다는 점입니다. 그뿐만 아니라 그런 과학자들은 실제 내부 문제를 해결하기보다는 기술의 효용성을 확인하는 수준으로 ML 모델을 구축합니다. 해결할 구체적인 문제가 없다면 IT 및 관리 책임자는 ML 프로젝트의 가치를 입증하기 어렵습니다. 이로 인해 ML 이니셔티브의 진행이 지연되거나 중단될 수 있습니다.

다음은 ML 구축을 시작하기 전에 경영진이 확인해야 하는 중요한 질문입니다.

1. 그 프로젝트가 지지를 받고 도입할 만큼 충분히 중요합니까?
2. 그 프로젝트는 진정한 내부 문제를 해결합니까?
3. 아직 살펴보지 않은 많은 데이터가 모여 있는 저장소가 있습니까?
4. 그 프로젝트에 ML이 필요합니까?
5. 그 프로젝트는 단일 부서에서 시행할 수 있습니까?
6. 그 프로젝트는 최종적으로 운영될 수 있습니까?

성공적인 ML 구축 경험을 가진 조직은 내부의 특정 문제를 해결하기 위해 ML팀을 구성합니다. 예를 들어, 앞서 언급한 **포틀랜드 주립대**의 ML팀은 재학생의 졸업률을 높이는 방법을 이해하기 위해 데이터와 ML을 사용했습니다. 해결할 적절한 문제를 찾으려면 기술 및 도메인 전문가가 모두 있어야 합니다. 기술 전문가는 모델 생성에 직접 나서겠지만, 정확한 과제를 정의하고 솔루션을 찾는 데 필요한 데이터를 발견하려면 도메인 전문가의 현장 지식이 필요합니다.

이러한 접근 방식은 관리 체계에도 매우 중요한 영향을 미칩니다. 기술 전문가와 도메인 전문가가 협업해 ML 모델을 만들면 관리자, 자문진, 교수진은 알고리즘의 논리에 따라 필요한 결정을 내릴 수 있습니다. 학생 또한 확신을 갖고 결정을 내릴 수 있습니다.

ML팀은 성공을 측정하는 방법도 함께 연구해야 합니다. 이 부분에 대해서는 이후 6단계를 참조하세요

4단계

교수진 및 직원의 재교육

데이터 전략을 수립하는 것과 동시에 조직은 팀에게 적절한 교육을 제공하는 데 집중해야 합니다. 물론 외부 인재를 데려올 수도 있습니다. 하지만 알맞은 도구, 프로세스 및 관리에도 투자한다면 내부 인재의 역량을 강화해서 ML 구축을 성공적으로 완료할 수 있습니다.

기관 대부분은 ML 역량을 갖춘 인재가 부족하다고 생각합니다. 기술은 진보하는데, 이를 다룰 줄 아는 내부 IT 전문가는 점점 줄어들고 있는 것입니다. 2021년 오라일리 미디어가 3천5백 명의 비즈니스 리더를 대상으로 설문 조사한 자료에 따르면, 숙련된 인력 부족과 고용의 어려움은 AI 분야 내 핵심 도전과제로 언급됐습니다. 응답자 중 19%는 이런 문제를 ‘중대하다’라고 평가했습니다. ML 분야의 인재 부족 현상을 극복하려면, 교육과 채용을 병행해야 합니다. 실제로 현재 ML 전환을 이끌만한 데이터 과학자가 부족한 상태입니다. 그런 면에서 교육 기관은 ML을 활용해 인재 및 소프트웨어 톨에 투자해야 성공적인 결과를 만들 수 있습니다.

ML 기술 격차를 해결하는 만능 솔루션은 없지만, 기존 직원의 능력을 극대화할 수 있는 방법은 여럿 있으며, 이를 통해 외부 인재를 추가 채용하는 것보다 비용을 줄일 수 있습니다.

구체적으로 다음 방식을 고려할 수 있습니다.

기술 격차 정의: 기술 격차를 줄이기 전에 조직은 앞으로 직원들이 해야 하거나 하기를 바라는 것과 현재 직원들이 할 수 있는 것을 정확히 구분해야 합니다.

교육 영역 이해 및 배치: ML 이니셔티브는 여러 분야가 겹치는 영역이므로 조직은 데이터 과학자, 데이터 엔지니어, 비즈니스 및 재무 분석가, 애플리케이션 개발자, 통계학자, 기타 전문가(교직원, 심지어 학생까지) 등이 새로 배워야 할 기술은 무엇인지 알려줘야 합니다.

특정 요구사항에 맞춘 맞춤 교육: 이미 조직에서 유용한 교육 커리큘럼을 보유하고 있는 경우, 특정 ML 요구에 맞게 교육 내용을 재조정해야 합니다. 그 과정에서 경영진은 사전 훈련된 AI 서비스를 조사하고, 비즈니스 애플리케이션과 워크플로우에 적용할 수 있는지 조사해야 합니다.

노코드 영역 평가: M비즈니스 분석팀은 코드 작성이나 ML 경험 없이도 이용할 수 있는 노코드(no-code) 도구로 예측 결과를 얻을 수 있습니다. 실제로 많은 ML 프로젝트가 그런 비즈니스 분석팀의 활동 속에서 진행되며, 예측 및 변동성을 파악할 때 특히 유용한 역할을 합니다.

교육 외에도 조직은 ML(머신러닝) 문제를 성공적으로 해결할 수 있도록 팀을 운영해야 합니다. 다음 방식으로 팀을 운영해볼 수 있습니다.

- **자기 주도적인 팀 문화 홍보:** ML 프로젝트팀은 다양한 일을 수행해야 합니다. 각자 자신의 업무 목표를 설정하는 권한을 갖고, 다른 팀의 요청에 따라 함께 협력할 수 있는 자유가 있어야 합니다. 이런 팀워크를 만들려면, 관리자는 과거에 통용되던 엄격하고 수직적이고, 부서별로 격리된 문화에서 벗어나 새로운 팀 문화를 수용해야 합니다.
- **파일럿 팀 시작:** ML 업무만을 다루는 엔지니어, IT 실무자, 부서 리더로 구성된 파일럿 팀을 구성해볼 수 있습니다.
- **Enabling organic transformation:** 파일럿 프로젝트가 완료되면, 관리자는 팀을 나누고, 직원을 추가 고용해 새로운 팀을 만들어 새로운 업무를 맡길 수 있습니다. 이런 과정을 계속 운영하면서, 기존 직원 및 신규 직원을 포함해 조직 전체에 지식을 확대할 수 있습니다.

조직 리더도 ML을 이해할 수 있도록 교육을 받아야 합니다. 교육을 통해 리더도 좋은 유스 케이스가 무엇인지 파악하고, 내부 ML팀이 말하는 언어를 이해할 수 있습니다. 외부에는 이미 관리자급 리더를 위한 좋은 강의가 많이 있습니다. AWS도 **‘비즈니스 및 기술 의사 결정자를 위한 머신러닝의 기초(Machine Learning Essentials for Business and Technical Decision Makers)’**이라는 강의를 제공합니다. 그 외에도 재무, 입학 관리, 운영, 등록 업무에서 활용하는 분석을 **Amazon SageMaker Canvas**를 통해 진행해볼 수 있습니다. 데이터를 클라우드에 업로드하면서 바로 예측을 할 수 있습니다. SageMaker Canvas는 시각적으로 이해하기 쉽게 만든 노코드 서비스로 클릭 몇 번으로 ML 예측을 만들어냅니다.



5단계

파일럿 프로젝트 확대

처음 몇 번의 파일럿 프로젝트가 성공적으로 끝나면, 조직은 다음 단계로 나아가야 합니다. 즉, 기관 전체에 걸쳐 ML을 지속적으로 확대해 볼 수 있습니다. 다만 이는 기술적 그리고 문화적으로 어려운 도전일 수 있습니다.

기술적으로 ML을 확대하려면, 조직은 기본적으로 개발자 또는 기술 파트너가 ML을 더 쉽게 사용할 수 있도록 만들어야 합니다. 그런 의미에서 확장성 있는 ML 모델을 구축하는 것은 엄청난 노동력이 필요하고, 복잡한 일입니다. 때로는 혁신 속도를 늦출 수 있습니다.

Amazon SageMaker를 이용하면 그러한 확장성 문제를 해결해볼 수 있습니다. Amazon SageMaker는 엔드 투 엔드 솔루션으로 데이터를 준비하고 ML 모델을 구축, 훈련, 배포하는 전체 ML 워크플로우를 관리합니다. SageMaker를 사용하여 조직은 모델을 더 빠르고 저렴한 비용으로 프로덕션에 투입할 수 있습니다. 이를 통해 파일럿 프로젝트를 넘어 ML 이니셔티브를 전사적으로 계속 확장할 수 있습니다.

AWS AI 서비스도 ML 확장성을 구현할 때 쓸 수 있습니다. AWS AI 서비스는 사전에 훈련되고 관리되는 서비스를 포함하며, 일반적인 유스케이스를 다루기 유용합니다. 가령 맞춤 추천, 고객 센터의 현대화, 안전성 및 보안성 향상, 학생 지원 관련 기술을 쉽게 구축할 수 있습니다.

문화적으로 ML을 확장하는 방법은 여러 가지가 있습니다. 예를 들어, 전문가 집단을 만들어 커뮤니티를 결집하고, 새로운 이니셔티브를 추진해볼 수 있습니다. 또는 연간 계획의 필수 요소로 ML 프로젝트를 넣을 수 있습니다. 이런 과정으로 도메인 전문가와 기술 전문가가 협업해 아이디어를 구상하며 다음 단계에 해야 할 일을 정할 수 있습니다.

5단계

결과 측정

전통적으로 교육 기관이 ML 프로젝트 결과를 점검할 때는, ‘프로젝트 ROI’라는 관점에 집중했습니다. 프로젝트의 시작 및 종료 지점, 예산, 수익에 초점을 맞추는 식입니다. 하지만 이런 제한적인 관점은 관리자와 경영진이 가진 관심 및 기회를 잃게 만듭니다.

이제 평가 방법은 조금 달라져야 합니다. 프로세스 최적화라는 측면에서 조직의 목표가 무엇인지 생각하며, ML 프로젝트의 성과를 측정해야 합니다. 동시에 성과는 장기적인 관점에서 바라봐야 합니다. 경영진은 ML 프로젝트는 몇 년 동안 여러 번 반복을 해도 수익이 제대로 나오지 않을 수 있다는 것을 미리 인식하고 있어야 합니다.

ML 이니셔티브는 기대 수익보다는 민첩성, 경쟁 우위 또는 리스크 허용의 관점에서 프로세스를 보는 것이 좋습니다. “X개월 후에 어떤 개선을 기대해야 할까요?”라고 질문하기보다는 “지금 투자하지 않으면 X년 후 시장 내 기술이 성숙된 단계에서 뒤쳐질 수 있습니까?”라는 질문을 해야 실제 성과를 거둘 가능성이 큼니다.

기존의 ROI 평가 방식은 최선의 방식은 아니지만, ML 이니셔티브가 조직에 미치는 영향은 평가해볼 수 있습니다. 다른 관점이 필요할 뿐입니다.

가령 나무의 가치를 확장하듯이 ML 프로젝트의 결과를 평가할 수 있습니다. 핵심 평가 가치를 전통적인 ‘수익률’로 보고, 여기서 확장된 가치는 학업 성취율, 참여율, 재학률, 졸업률 등으로 나누어 다양한 결과의 가치를 확인할 수 있습니다.

보다 통합적이고 장기적인 모델을 통해 ML의 성공을 측정하면 최상의 결과를 만들어낼 수 있습니다.

AWS와 다음 단계로 나아가기

현재 클라우드 구축 상황과 상관없이 조직의 미래 기술을 선택하려면, AWS 솔루션을 이용해보시면 좋습니다. AWS 솔루션은 가장 포괄적인 솔루션 위에서 작동하며, 고성능 컴퓨팅, 보안, 분석을 탑재한 최적화된 ML을 지원합니다.

AWS는 전 세계에서 가장 광범위하고 심층적인 AI 및 ML 서비스를 제공하며, 10만 명 이상의 고객이 AWS에서 AI 및 ML 워크로드를 실행하고 있습니다.

또한 고객이 가장 관련성이 높은 AI 및 ML 사례와 솔루션을 찾을 수 있도록 **‘AI 사용 사례 탐색기’** 라는 서비스를 따로 제공하고 있습니다. 해당 서비스로 특정 산업 및 기능을 중심으로 최적의 사용 사례를 찾을 수 있습니다.

지능형 컨택 센터 : 컨택 센터 경험을 개선해 학생 및 교원간의 교류를 맞춤화하고 효율화해 보세요. ML 기술을 통합하면서 상담사의 생산성 및 프로세스의 효율성을 높일 수 있습니다.

챗봇 및 가상 비서 : 챗봇, 음성비서, 인터랙티브 키오스크를 활용해 연중무휴 옴니채널을 활성화하고 학생들의 참여도를 높일 수 있습니다.

개인화 : 각 학생의 교육 환경에 맞는 개인화 학습 과정 및 활동을 구성해 학생 참여도를 개선합니다.

지능형 문서 처리 : 수작업 없이 거의 모든 문서(예:입학 지원서, 학생 기록부)에서 텍스트와 데이터를 즉시 추출할 수 있습니다.

지능형 검색 : 자연어 질문을 입력해 조직 전체 내 다양한 데이터 소스에서 정확하고 유용한 정보를 빠르게 제공하여 학생 만족도를 높입니다.

미디어 인텔리전스 : 콘텐츠 검색, 콘텐츠 번역, 저작권 및 컴플라이언스 검토 등 미디어 작업 과정에서 ML을 추가하여 미디어 콘텐츠 라이브러리의 가치를 극대화합니다.

조직 내 문제를 해결하고 ML 구축 과정을 가속화하는 방법을 자세히 알아보시려면 AWS ML 리소스 허브를 방문해 보세요.

[시작하기>](#)