



AWS 기계 학습 서비스를 사용하여 신제품 도입에 대한 수요 예측

AWS 권장 가이드



AWS 권장 가이드: AWS 기계 학습 서비스를 사용하여 신제품 도입에 대한 수요 예측

Copyright © 2026 Amazon Web Services, Inc. and/or its affiliates. All rights reserved.

Amazon의 상표 및 트레이드 드레스는 Amazon 외 제품 또는 서비스와 함께, Amazon 브랜드 이미지를 떨어뜨리거나 고객에게 혼동을 일으킬 수 있는 방식으로 사용할 수 없습니다. Amazon이 소유하지 않은 기타 모든 상표는 Amazon과 제휴 관계이거나 관련이 있거나 후원 관계와 관계없이 해당 소유자의 자산입니다.

Table of Contents

소개	1
개요	1
목표	2
모범 사례	3
데이터 준비 요구 사항 충족	3
데이터 수집 메커니즘 구축	4
실행 가능한 접근 방식 결정	4
효과 조정 및 추적	7
권장 아키텍처	10
FAQ	12
프로세스를 시작하려면 누구를 동원해야 하나요?	12
어떤 종류의 팀을 구성해야 하나요?	12
어떤 기록 데이터가 필요하고 얼마나 필요한가요?	12
언제 새 제품에 대한 수요 예측을 생성해야 합니까?	13
어떤 타사 데이터를 수집해야 합니까?	13
필요한 최소 인프라는 무엇입니까?	13
데이터 기반 접근 방식이 효과적인지 확인하려면 어떻게 해야 하나요? KPIs란 무엇입니까?	14
예측을 얼마나 자주 생성해야 합니까?	14
셀프 서비스를 활성화하려면 어떻게 해야 합니까?	14
AWS 요금은 어떻게 적용되나요?	14
다음 단계	15
리소스	16
AWS 설명서	16
기타 리소스	16
기여자	17
작성	17
테크니컬 라이팅	17
문서 기록	18
.....	xix

AWS 기계 학습 서비스를 사용하여 신제품 도입에 대한 수요 예측

Amazon Web Services([기여자](#))

2024년 10월([문서 기록](#))

개요

판매 예측이라고도 하는 수요 예측은 특히 소비자 가전(CE) 분야에서 많은 제조 회사의 주요 초점입니다. 출시 중인 신제품에 대한 수요 예측은 신제품 도입(NPI) 예측으로 간주됩니다.

수요 예측을 위한 최상의 전략은 매출에 잠재적으로 영향을 미칠 수 있는 다양한 요소를 고려해야 합니다. NPI 예측의 맥락에서, 특히 CE 섹터의 경우 제품 판매에 영향을 미치는 가장 큰 요인 중 하나는 제품 수명 주기입니다. 많은 CE 범주에서 제품 수명 주기 초기에 많은 수의 판매가 발생하는 경우가 많습니다. 예를 들어 제품 출시 직후 몇 주 내에 더 많은 매출이 예상됩니다. 많은 CE 제품에 대한 수요는 일반적으로 초기 급증 후 크게 감소하며, 경우에 따라 몇 년 내에 더 이상 사용되지 않습니다. 이는 특히 기업이 연간 또는 2년 주기로 제품의 새 버전을 릴리스할 때 발생합니다. 새 버전의 제품이 연중 동일한 시점에 릴리스되지 않더라도 새 버전의 제품 판매는 유사한 패턴을 따르는 경우가 많습니다. 제품 수명 주기 외에도 마케팅 지출, 프로모션, 계절성, 가격 등 수요에 미치는 다른 중요한 영향도 있습니다.

기업은 공급 계획 및 수익 예측과 같은 다양한 방식으로 예측을 사용합니다. 공급 계획의 경우 리드 타임이 9개월을 초과할 수 있으므로 NPI 예측을 출시 전에 생성해야 합니다. 계약 제조업체는 공급을 조달하는 데 6~7개월, 제조에는 1개월, 국제 공장 위치에서 배송하는 데 1개월이 걸릴 수 있습니다.

기계 학습(ML) 모델은 예측 정확도를 개선하여 공급망 전체에서 가치를 창출할 수 있습니다. 다음과 같은 질문에 답하는 데 도움이 될 수 있습니다.

- 공급업체에 예상 수요에 따라 제조할 수 있는 충분한 원재료가 있습니까?
- 각 구성 요소 중 몇 개를 제조해야 합니까?
- 제품을 얼마나 제조해야 하나요?
- 완성된 상품은 언제 도착하나요?
- 각 배포 및 이행 센터에 얼마나 많은 제품을 저장해야 하나요?
- 내 신제품에 대한 수요가 각 판매 채널에 어떻게 분산되나요?

NPI 예측 정확도가 낮으면 인벤토리가 너무 적거나 인벤토리가 너무 많은업체가 발생할 수 있습니다. 제조업체는 과정을 수정하기 위해 조기 경고를 원합니다. ML 모델이 없으면 첫 번째 수요 신호가 최초 제품 출시 몇 주 후에 도착하여 공급망 및 제조 운영을 예상 수요에 맞게 조정할 시간이 부족하거나 전혀 없습니다. NPI 수요 예측의 일반적인 업계 관행은 주제 전문가와 도메인 지식에 크게 의존합니다.

최신 ML 기반 접근 방식을 채택하면 조직이 NPI 수요 예측을 위한 데이터 기반 전략을 활용하는 데 도움이 됩니다. ML 기반 접근 방식은 제품 출시 몇 주 전에 생성되는 긴 기간으로 예측을 제공할 수 있습니다. 이러한 장기 예측은 공급 계획 및 배포 물류에 매우 중요합니다.

목표

이 가이드는 모범 사례와 권장 아키텍처를 제공하여 다음을 수행하는 데 도움이 됩니다.

- 데이터 기반 NPI 수요 예측을 위한 데이터 준비 요구 사항 충족
- 비용 효율적인 데이터 수집 메커니즘 구축
- NPI 수요 예측을 위한 실행 가능한 ML 접근 방식 결정
- 예측 효과 규모 조정 및 추적 및 비즈니스 가치 측정

신제품 수요 예측 모범 사례

이 섹션에서는 신제품 수요 예측을 위한 다음 모범 사례를 설명합니다.

- [데이터 기반 NPI 수요 예측을 위한 데이터 준비 요구 사항 충족](#)
- [비용 효율적인 데이터 수집 메커니즘 구축](#)
- [NPI 수요를 예측하기 위한 실행 가능한 ML 접근 방식 결정](#)
- [예측 효과 규모 조정 및 추적](#)

데이터 기반 NPI 수요 예측을 위한 데이터 준비 요구 사항 충족

NPI 수요 예측을 위한 데이터 기반 접근 방식을 채택하려면 조직은 데이터 과학 또는 분석 부서, 공급망, 마케팅 및 IT의 관리자와 같은 모든 관련 이해관계자의 지원을 받아야 합니다. 그러면 조직에서 다음을 식별해야 합니다.

- 기존 내부 데이터 및 관련 외부 데이터의 소스
- 이러한 데이터 소스의 소유자
- 이니셔티브에 이러한 데이터 소스를 사용하는 데 필요한 절차 및 권한

다음과 같은 종류의 필수 및 선택적 데이터 세트를 기준으로 데이터 준비 상태를 평가할 수 있습니다. 선택적 종류를 포함하여 가능한 많은 데이터 세트를 사용하면 기계 학습 모델이 보다 정확한 NPI 수요 예측을 생성하는 데 도움이 됩니다.

다음은 필요한 내부 데이터 소스의 예입니다.

- 출시 중인 신제품과 유사한 속성을 가진 모든 제품 또는 제품의 하위 집합에 대한 전체 판매 기록(제품 출시부터 중단까지) 판매 내역은 여러 판매 채널에서 가져오거나 모든 채널에서 결합할 수 있습니다.
- 시작 중인 새 제품과 유사한 속성을 가진 제품의 하위 집합을 식별하기 위한 제품 속성 매핑입니다.

다음은 선택적 내부 데이터 소스의 예입니다.

- 유사한 제품에 대한 프로모션 및 할인을 추적하는 마케팅 데이터입니다. 이 데이터는 판매 기록의 길이보다 크거나 같아야 합니다.
- 제품 리뷰, 등급 및 웹 트래픽 데이터. 이 데이터는 판매 기록의 길이보다 크거나 같아야 합니다.

- 소비자 인구 통계 데이터

다음은 내부 데이터를 보완할 수 있는 선택적 외부 데이터 소스의 예입니다.

- 소비자 인덱스 데이터
- 경쟁자 판매 데이터
- 설문 조사 데이터

비용 효율적인 데이터 수집 메커니즘 구축

데이터 준비 요구 사항이 충족되면 조직은 가장 적합한 데이터 수집 및 데이터 스토리지 메커니즘을 선택할 수 있습니다. 조직의 주요 판매 데이터 소스가 다양한 채널에서 매일 수집되는 경우 배치 데이터 수집을 고려하세요. 스트리밍 데이터 수집은 최신 데이터를 확보하면 도움이 되는 셀프 서비스 예측을 원하는 경우 또 다른 옵션입니다.

원시 데이터 수집 파이프라인은 경량 변환을 위해 추출, 변환 및 로드(ETL) 파이프라인을 사용해야 합니다. 파이프라인은 데이터 품질 검사를 수행하고 처리된 데이터를 다운스트림 사용을 위해 데이터베이스에 저장해야 합니다.

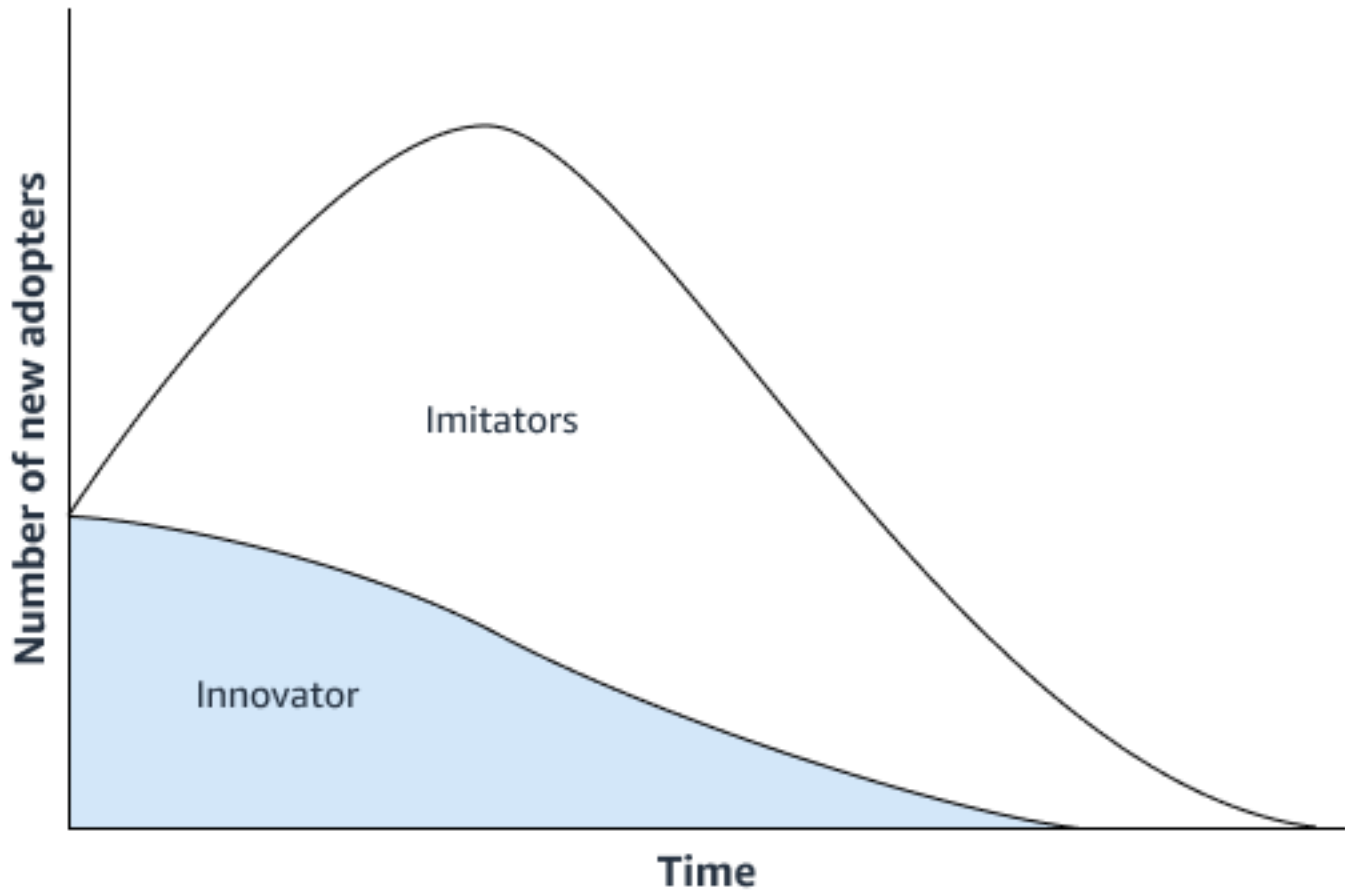
[AWS Glue](#), [AWS Glue Data Catalog](#), [Amazon Data Firehose](#) 및 [Amazon Simple Storage Service\(Amazon S3\)](#)와 AWS 서비스같은를 비용 효율적인 데이터 수집 및 스토리지에 사용할 수 있습니다. AWS Glue는 다양한 데이터 스토어 간에 데이터를 분류, 정리, 변환 및 안정적으로 전송하는 데 도움이 되는 완전관리형 서버리스 ETL 서비스입니다. 의 핵심 구성 요소는 로 알려진 중앙 메타데이터 리포지토리 AWS Glue Data Catalog와 Python 및 Scala 코드를 자동으로 생성하고 ETL 작업을 관리하는 ETL 작업 시스템으로 AWS Glue 구성됩니다. Amazon Data Firehose를 사용하면 모든 규모에서 실시간 스트리밍 데이터를 수집, 처리 및 분석할 수 있습니다. Firehose는 실시간 스트리밍 데이터를 데이터 레이크(예: Amazon S3), 데이터 스토어 및 분석 서비스에 직접 전송하여 추가 처리를 수행할 수 있습니다. Amazon S3는 업계 최고의 확장성, 데이터 가용성, 보안 및 성능을 제공하는 객체 스토리지 서비스입니다.

NPI 수요를 예측하기 위한 실행 가능한 ML 접근 방식 결정

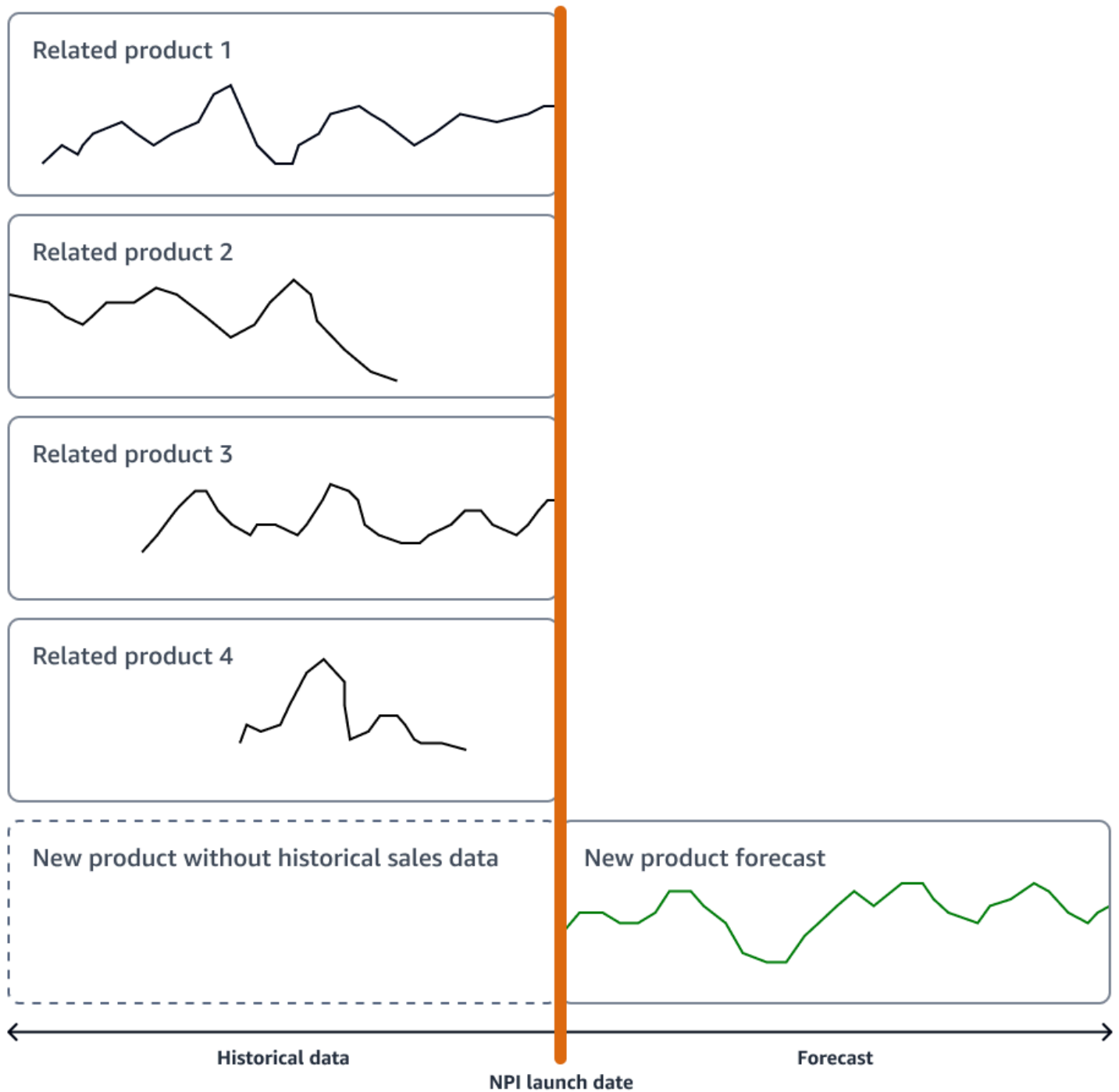
특정 사용 사례에 따라 조직은 다양한 예측 옵션을 고려할 수 있습니다.

[Bass 확산 모델](#)과 같은 통계 예측 접근 방식은 차등 방정식을 사용하여 인구가 신제품을 채택하는 방법을 설명합니다. 이 접근 방식은 중요한 혁신을 특징으로 하는 제품과 같이 완전히 새로운 신제품 도

입에 더 적합합니다. 다음 차트는 베이스 확산 모델을 사용할 때 혁신자와 모방자 간의 관계를 보여줍니다.



신제품에 중요한 혁신이 없는 경우 조직은 신제품과 가장 유사한 제품의 판매 기록에 따라 운영되는 시계열 예측 모델을 사용할 수 있습니다. [Amazon SageMaker AI DeepAR 예측 알고리즘과 같은 ML 기반 예측 알고리즘](#)을 사용하면 여러 유사 제품의 시계열 판매 데이터를 사용할 수 있습니다. 이는 콜드 스타트 예측 시나리오에 적합합니다. 콜드 스타트 예측 시나리오는 시계열에 대한 예측을 생성하려고 하지만 기존 기록 데이터가 거의 없거나 전혀 없는 경우에 적합합니다. 다음 이미지는 관련 제품의 시계열 데이터를 사용하여 유사한 새 제품에 대한 예측을 생성하는 방법을 보여줍니다.

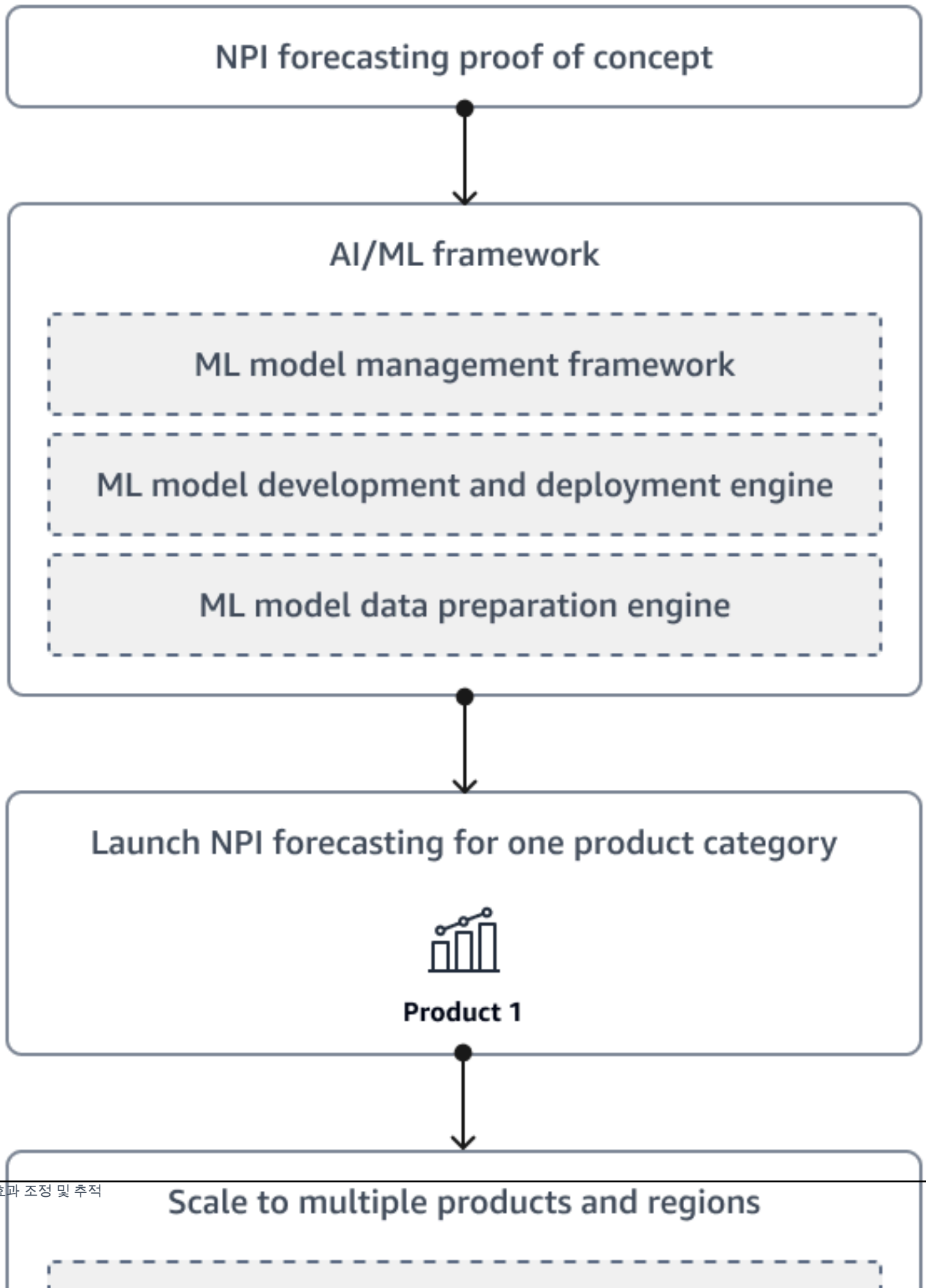


새 제품 출시 일정에 맞는 예측을 생성하는 것을 고려해야 합니다. 예측을 미리 생성하여 로지스틱 수정에 충분한 버퍼를 허용합니다.

예측 효과 규모 조정 및 추적

NPI 수요 예측에 대한 개념 증명을 완료한 후에는 결국 추가 제품 및 여러 리전을 포함하도록 솔루션을 확장해야 합니다. 인공 지능 및 기계 학습(AI/ML) 프레임워크를 사용하여 데이터를 준비하고 모델을 개발, 배포 및 모니터링합니다.

다음 다이어그램은 조직의 NPI 예측 솔루션이 성숙해짐에 따라 시작 및 확장 전략을 보여줍니다.

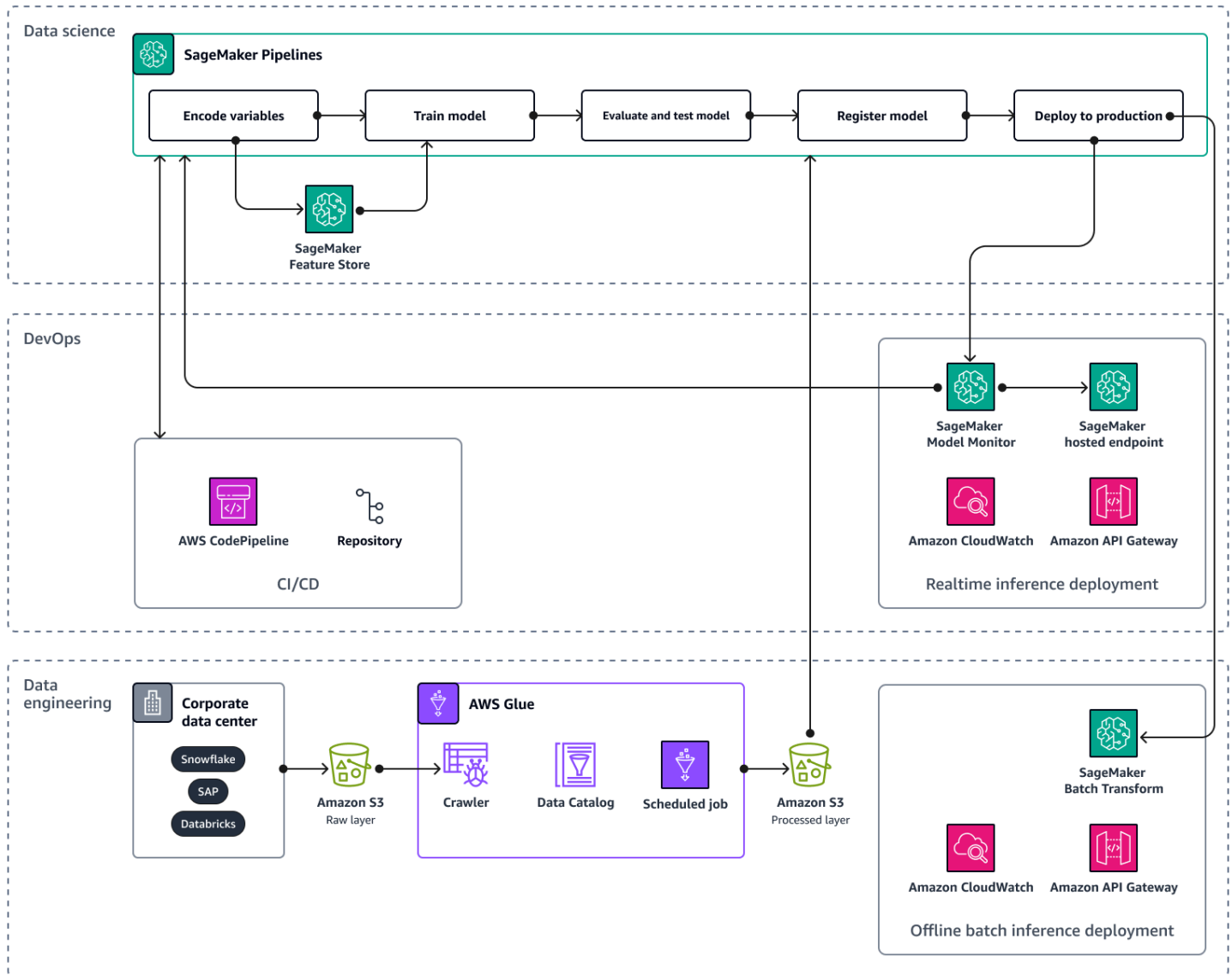


또한 경영진과 이해관계자가 예측을 셀프 서비스할 수 있도록 솔루션을 설계하는 것이 좋습니다. 예를 들어 이해관계자가 온디맨드로 최신 예측에 액세스할 수 있도록 [Amazon Quick Sight 대시보드](#)를 생성할 수 있습니다.

예측 정확도를 면밀히 모니터링하고 편차를 철저히 조사하여 합리적인 투자 수익(ROI)을 보장합니다. [Amazon SageMaker AI 모델 모니터](#)를 사용하여 모델 모니터링을 설정하는 경우 모델이 실시간 데이터를 예측할 때 모델의 성능을 추적할 수 있습니다. [Amazon SageMaker 모델 대시보드](#)를 사용하여 데이터 품질, 모델 품질, 편향 및 설명 가능성에 대해 설정한 임계값을 위반하는 모델을 찾을 수 있습니다. 자세한 내용은 Amazon SageMaker AI 설명서의 [거버넌스를 사용하여 권한 관리 및 모델 성능 추적을](#) 참조하세요.

신제품 수요 예측을 위한 권장 AWS 아키텍처

AI/ML 파이프라인을 여러 제품 및 리전으로 확장할 때 재현성, 신뢰성 및 확장성에 대한 기계 학습 운영(MLOps) 모범 사례를 따르는 것이 좋습니다. 자세한 내용은 Amazon SageMaker AI 설명서의 [MLOps 구현](#)을 참조하세요. 다음 이미지는 신제품 출시에 대한 수요를 예측하는 ML 모델을 구현하기 위한 예제 AWS 아키텍처를 보여줍니다.



예제 AWS 아키텍처는 데이터 엔지니어링, DevOps, 데이터 과학의 세 가지 계층으로 구성됩니다.

데이터 엔지니어링 계층은 [AWS Glue](#) 다음 [Amazon Simple Storage Service\(Amazon S3\)](#)에 비용 효율적인 방식으로 데이터를 저장하여 기업 데이터 소스에서 데이터를 수집하는 데 중점을 둡니다. AWS Glue는 다양한 데이터 스토어 간에 데이터를 분류, 정리, 변환 및 안정적으로 전송하는

데 도움이 되는 완전 관리형 서버리스 ETL 서비스입니다. Amazon S3는 업계 최고의 확장성, 데이터 가용성, 보안 및 성능을 제공하는 객체 스토리지 서비스입니다. 또한 데이터 엔지니어링 계층은 Amazon SageMaker AI에서 배치 [변환을 사용하여 오프라인 배치](#) 추론 배포를 보여줍니다. 배치 변환은 Amazon S3에서 입력 데이터를 가져와 [Amazon API Gateway](#)를 통해 하나 이상의 HTTP 요청으로 추론 파이프라인 모델로 전송합니다. Amazon API Gateway는 모든 규모의 APIs를 생성, 게시, 유지 관리, 모니터링 및 보호하는 데 도움이 되는 완전 관리형 서비스입니다. 마지막으로 데이터 엔지니어링 계층은 시스템 전반의 성능에 대한 가시성을 제공하고 경보를 설정하고, 변경 사항에 자동으로 대응하고, 운영 상태에 대한 통합 보기를 확보하는 데 도움이 되는 서비스인 [Amazon CloudWatch](#)의 사용을 보여줍니다. CloudWatch는 사용자가 지정한 Amazon S3 버킷에 로그 파일을 저장합니다.

DevOps 계층은 실시간 추론 배포를 위해 API Gateway, CloudWatch 및 [Amazon SageMaker AI 모델 모니터](#)를 사용합니다. Model Monitor를 사용하면 데이터 드리프트 및 이상과 같은 모델 품질 편차에 대한 자동 알림 트리거 시스템을 설정할 수 있습니다. [Amazon CloudWatch Logs](#)는 모델 모니터에서 로그 파일을 수집하여 모델 품질이 사전 설정한 특정 임계값에 도달하면 알려줍니다. DevOps 계층에는 코드 전송 파이프라인 자동화를 [AWS CodePipeline](#) 위한 사용도 표시됩니다.

데이터 과학 계층은 [Amazon SageMaker AI Pipelines](#) 및 [Amazon SageMaker AI 특성 저장소](#)를 사용하여 기계 학습 수명 주기를 관리하는 방법을 보여줍니다. SageMaker AI Pipelines은 데이터 사전 처리에서 모델 모니터링에 이르기까지 모든 ML 단계를 자동화하는 데 도움이 되는 특별히 구축된 워크플로 오케스트레이션 서비스입니다. 직관적인 UI 및 Python SDK를 사용하면 반복 가능한 end-to-end ML 파이프라인을 대규모로 관리할 수 있습니다. 여러 와의 기본 통합을 AWS 서비스 통해 MLOps 요구 사항에 따라 ML 수명 주기를 사용자 지정할 수 있습니다. 특성 저장소는 ML 모델의 특성을 저장, 공유 및 관리하기 위해 특별히 구축된 완전 관리형 리포지토리입니다. 기능은 ML 모델에 대한 입력이며 훈련 및 추론 중에 사용됩니다.

기계 학습을 사용하여 신제품 수요를 예측하는 방법에 대한 FAQs

다음은 신제품 도입에 대한 수요를 예측하는 ML 모델 구현과 관련하여 자주 묻는 질문입니다.

프로세스를 시작하려면 누구를 동원해야 하나요?

조직의 준비 상태는 고위 경영진의 지원 정도에 직접적인 영향을 받습니다. 데이터 과학 또는 분석 부서, 공급망, 마케팅 및 IT 부서의 관리자로부터 승인을 받는 것이 좋습니다. 조직에 적합한 다른 이해관계자와 리더에게 지원을 요청합니다.

어떤 종류의 팀을 구성해야 하나요?

이니셔티브를 성공적으로 수행하고 측정 가능한 결과를 얻으려면 다음을 포함하는 팀을 구성합니다.

- 모델 개발을 위한 데이터 과학자
- 데이터 수집 및 수집을 위한 데이터 엔지니어
- 모델 배포 및 셀프 서비스 대시보드를 위한 기계 학습 엔지니어
- 도메인 전문 지식을 위한 주제 전문가

어떤 기록 데이터가 필요하고 얼마나 필요한가요?

다음 데이터를 얻는 것이 좋습니다.

- 제품 출시부터 중단까지 유사한 모든 제품에 대한 판매 데이터입니다.
- 제품 기능 및 속성을 설명하는 메타데이터입니다. CE 제품에 대한 이러한 속성의 예로는 Bluetooth 기능, 무선 기능, USB 유형 및 색상이 있습니다.
- 마케팅 데이터, 휴일 데이터, 검토 데이터, 등급 데이터 등 판매 데이터와 관련된 시계열 데이터입니다.

Note

모델 추론을 위해 관련 시계열 데이터를 예측 기간으로 확장할 수 있는 경우 유용합니다. 예를 들어 관련 시계열 데이터가 공휴일인 경우 공휴일을 미리 알고 있기 때문에 공휴일의 시계열 데이터를 미래로 확장할 수 있습니다.

언제 새 제품에 대한 수요 예측을 생성해야 합니까?

이는 각 조직이 내려야 하는 비즈니스 결정입니다. 조직은 새 제품에 대한 수요를 충족하기 위해 예측을 사용하는 것이 가장 좋습니다. 새 제품 제조를 시작하기 전에 주간 또는 월간 NPI 수요 예측을 생성하는 것이 좋습니다. 예측은 부품과 인력을 적절하게 추정하는 데 도움이 됩니다.

어떤 타사 데이터를 수집해야 합니까?

소비자 인덱스, 살아 있는 프록시 비용, 경쟁 판매 기록과 같은 타사 데이터를 추가하여 보다 정확한 예측을 얻을 수 있습니다. 이 타사 데이터는 관련 시계열 데이터로 간주됩니다. 판매 데이터와 동일한 기간 동안 동일한 주기(예: 일별 또는 주별)로 데이터를 가져오는 것이 좋습니다.

필요한 최소 인프라는 무엇입니까?

인프라는 최소한 다음을 지원해야 합니다.

- 데이터가 배치 또는 스트리밍 모드를 통해 수집되는 데이터 수집 파이프라인
- ML 모델링을 위해 원시 데이터를 추출하고 표준화된 입력 형식으로 변환하는 사전 처리 ETL 파이프라인
- 모델 개발, 실험 및 검증을 위한 개발 환경
- ML 모델을 프로덕션으로 푸시하는 지속적 통합 및 지속적 배포(CI/CD) 파이프라인
- 모델 레지스트리, 모니터링 및 재훈련을 위한 메커니즘
- 전송 중인 데이터와 저장된 데이터를 암호화하고 세분화된 액세스 제어를 제공하는 보안 계층

데이터 기반 접근 방식이 효과적인지 확인하려면 어떻게 해야 하나요? KPIs란 무엇입니까?

모든 데이터 과학 이니셔티브 또는 데이터 기반 솔루션은 일련의 핵심 성과 지표(KPIs). 이러한 KPIs 모델의 예측이 실제 수요에 얼마나 가까운지 측정하는 지표일 수 있습니다. 향후 1주일 또는 1개월인 예측과 같이 다양한 기간에 대해 이 지표를 생성할 수 있습니다. 또한 모델에서 생성된 예측을 기반으로 과다 정렬 또는 과소 정렬된 파트 수를 직접 측정할 수 있습니다. 이해관계자와 고위 경영진은 모델 성능을 추적하는 KPIs 세트를 신중하게 만들어야 합니다. 이러한 KPIs 사용하여 ROI가 기대치를 충족하는지 확인합니다.

예측을 얼마나 자주 생성해야 합니까?

예측 빈도는 두 가지 요인에 따라 달라집니다. 예측이 사용 가능한 시계열 데이터 세트에 얼마나 밀접하게 연결되기를 원하십니까? 관련 시계열 데이터 세트의 데이터는 얼마나 가변적입니까? 일반적으로 예측을 자주 생성하면 조직이 신제품에 대한 수요를 충족하기 위해 적절하게 준비하는 데 도움이 될 수 있습니다.

셀프 서비스를 활성화하려면 어떻게 해야 합니까?

용량이 증가함에 따라 조직은 예측 생성을 위한 데이터 수집, 사전 처리 및 모델 훈련 파이프라인을 자동화하는 셀프 서비스 인프라를 개발해야 합니다. ML 모델 결과 및 영향을 측정하여 온디맨드 액세스를 위해 대시보드에 게시해야 합니다.

AWS 요금은 어떻게 적용되나요?

자세한 내용은 [AWS 요금](#)을 참조하세요.

신제품 수요 예측을 위한 다음 단계 AWS

NPI 수요 예측 솔루션을 시작하기 전에 비즈니스 소유자, 데이터 사이언티스트, 데이터 엔지니어와 함께 조직의 데이터 성숙도 수준을 평가하세요. 이 논의의 결과는 조직의 현재 위치를 이해하고 격차를 파악하는 것이어야 합니다. 그런 다음 데이터 소유자를 식별하고 조직 내에서 액세스할 수 있는 과거 데이터의 범위를 결정하는 것이 중요합니다. 예를 들어, 관련 제품 및 관련 데이터세트에 대한 판매 내역 데이터의 양을 결정하세요. 또한 데이터 과학자가 비즈니스 소유자와 자주 상호 작용하여 도메인 지식을 얻도록 하는 것도 중요합니다. 이러한 도메인 지식은 ML 모델의 관련 기능으로 전환되어 예측 모델의 성능을 높일 수 있습니다.

리소스

AWS 설명서

- [Amazon SageMaker AI 설명서](#)

기타 리소스

- [AutoGluon AutoML을 사용하여 콜드 스타트 예측 엔진 구축](#)(GitHub)
- [AutoGluon 시계열 예측](#)(AutoGluon 웹사이트)

기여자

이 안내서에 기여한 사람은 다음과 같습니다.

작성

- 라주 파틸, AWS
- 다니엘 오코인, AWS
- 이반 쿠이, AWS
- 피터 몰나르, AWS

테크니컬 라이팅

- 릴리 AbouHarb, AWS

문서 기록

아래 표에 이 가이드의 주요 변경 사항이 설명되어 있습니다. 향후 업데이트에 대한 알림을 받으려면 [RSS 피드](#)를 구독하면 됩니다.

변경 사항	설명	날짜
Amazon Forecast 제거	Amazon Forecast 서비스에 대한 정보를 제거했습니다.	2024년 10월 21일
최초 게시	—	2024년 7월 2일

기계 번역으로 제공되는 번역입니다. 제공된 번역과 원본 영어의 내용이 상충하는 경우에는 영어 버전이 우선합니다.