

디지털 시대의 신용 리스크 모델링을 위한 6가지 핵심 요소

신용 의사결정을 위한 머신러닝과 대체 데이터의 새로운 역할



목 차

효과적인 신용 리스크 모델의 중요성	1
레거시 신용 리스크 모델링 접근법의 한계	2
긴 모델 개발 시간	2
번거로운 과정	2
높은 아웃소싱 비용	2
리스크에 대한 불완전한 이해	2
데이터 관리 문제	2
기업 지식의 손실	2
느린 신용 의사결정	3
변화의 필요성	3
디지털 시대의 신용 리스크 모델링 및 의사결정의 6가지 핵심 요소	4
포괄적인 통합 플랫폼	4
기존 및 대체 데이터 소스를 지원하는 강력한 데이터 관리	4
더 깊이 있고 보다 선제적인 인사이트를 위한 예측 분석	5
일관적인 모델 리스크 관리 플랫폼	6
신용 의사결정 제공의 자동화	7
투명성 및 거버넌스	7
신용 리스크 모델링 및 의사결정 관리의 활용	8
신용 한도 조정을 통한 고객 충성도 제고	8
위험 기반 가격 책정을 통한 비즈니스 가치 제고	8
보다 효과적인 상향/교차 신용 리스크 상품	9
비즈니스 대출 포트폴리오의 선제적 관리	9
새로운 방식으로 머신러닝 활용하기	9
글로벌 기업의 성공 사례	10
결론	10
SAS와 신용 리스크 관리	11
저자에 대하여	11
더 자세히 알아보기	11

효과적인 신용 리스크 모델의 중요성

- 어떤 고객에게 가장 매력적인 오퍼를 제안해야 할까요?
- 특정 고객 또는 그 고객과 비슷한 고객이 채무를 이행하지 않을 확률은 얼마일까요?
- 특정 고객 또는 구매에 대한 적절한 신용 한도와 이자율은 얼마일까요?
- 수금을 위해 노력해볼 가치가 가장 큰 연체 고객은 누구일까요?
- 대금을 결제하지 못했어도 신용카드 사용을 허용해야 할 고객은 누구일까요?
- 기업 대출 포트폴리오 및 고객 기반의 전반적인 리스크가 수용 가능한 수준인가요?

속도, 정확성, 확신을 갖고 이러한 질문에 답하면 비즈니스 결과가 크게 달라질 수 있습니다. 이는 전통적인 은행부터 대채 대출 기관, 자동차 딜러, 모기지 회사, 통신 업체, 정부 기관, 헬스케어 시스템, 보험 회사, 신용 관리 서비스, 신용 한도를 제공하는 소매 업체에 이르기까지 모든 신용 대출 업체에 해당됩니다. 속도, 정확성, 확신은 운영비 절감과 훌륭한 고객 경험의 핵심입니다.

속도

오늘날 디지털 시대의 고객은 즉각적인 반응을 기대합니다. 신용 의사결정을 내리는 데 더 오랜 시간이 걸리는 기업은 보다 민첩한 경쟁자에게 시장을 빼앗깁니다. 단 10분의 지연조차 차이를 만들 수 있습니다.

정확성

많은 은행들은 여전히 대출 프로세스를 수작업에 의존하고 있으며, 이는 사람의 편견과 비일관성으로 인한 잘못된 의사결정과 부실 채권으로 이어집니다. 보다 정확한 신용 관련 의사결정을 내리는 기업은 수익을 극대화하고 채무 불이행을 최소화합니다.

정확성을 확보하기 위해서는 신용 조사 기관의 스코어만으로는 충분하지 않습니다. 전문적인 기업은 더 깊이 있는 인사이트를 얻기 위해 풍부한 대체 데이터를 사용합니다. 예를 들어, 일반적인 신용 스코어나 등급이 없는 영국의 대출 기관은 본질적으로 영업 비밀이자 경쟁적 차별화 요소인 알고리즘을 사용해 잠재적인 차용자를 고유한 기준으로 평가합니다. 더 나은 은행은 고유한 유형의 고객을 위해 고도로 세분화된 모델을 구축합니다. 이는 표준 모델보다 훨씬 더 정확합니다.

확신

가장 신용 있는 고객을 확보하고 올바른 제안을 제공하는 금융 기관은 익스포저와 관련된 리스크를 완화하고 규제를 준수하면서 비즈니스 비용을 절감합니다. 투명하고 엄격한 신용 스코어링 방법론을 갖춘 기업은 신용 의사결정의 공정성과 유효성을 자신 있게 보장할 수 있습니다.

목표는 리스크 회피와 비즈니스 개발 간의 적절한 균형을 유지하는 것입니다. 높은 신용 노출은 높은 채무 불이행 비율과 차지오프(charge off)로 이어질 수 있습니다. 또한 지나치게 낮은 리스크 수용 범위는 매출 손실 및 고객 관계 손상을 의미할 수 있습니다.

새로운 신용 애플리케이션 및 기존 계정에 대한 신용 스코어/등급 계산은 이러한 균형 작업을 관리하는 데 도움이 됩니다. 그러나 전통적인 신용 스코어링 접근법과 프로세스에는 종종 심각한 제한이 뒤따릅니다.

레거시 신용 리스크 모델링 접근법의 한계

긴 모델 개발 시간

자체 신용 리스크 모델을 개발하는 기업은 이를 구축하고 적용할 때 긴 리드 타임을 고려해야 합니다. 비즈니스 사용자는 수주 또는 수개월이 걸리는 데이터 수집과 길게는 1년이 소요되는 모델 개발 노력이 요구되는 새로운 모델의 필요성을 판단합니다. 그러나 새로운 모델이 적용될 때에는 이미 시장 상황과 고객 요구가 변화했기 때문에 이 프로세스를 다시 시작해야 합니다.

번거로운 과정

비즈니스 구매, 데이터 접근 및 정리, 승인 보안, IT 사양 개발, 모델 검증, 모델 코딩 및 재코딩, 문서화, 감사 보고서 작성, 기타 운영 활동 등과 같은 모델 라이프사이클 전반에 걸친 수작업에는 많은 자원이 요구됩니다. 핸드오프 및 수작업 개입으로 인해 전체 분석 및 모델링 프로세스가 느리며 비효율적일 수 있습니다.

높은 아웃소싱 비용

높은 연간 비용, 기본 신용 리스크 알고리즘에 대한 최소한의 제어, 모델 업데이트를 위한 긴 시간 등을 신경 쓰지 않는 기업은 사용자 정의 모델의 개발과 관리를 컨설팅 업체에 아웃소싱할 수 있습니다. 이때 세분화는 추가 비용이 들기 때문에 제한됩니다.

또한 기업은 외부 클라우드 또는 온프레미스 의사결정 관리 툴을 구입할 수 있지만 일반적으로 타사의 지속적인 지원을 필요로 하는 '블랙 박스' 문제가 발생합니다. 이에 따라 과거 이 접근법을 사용해온 수백 개의 기업이 사내에 개방형 엔터프라이즈 플랫폼을 구축하고 이러한 역할을 성공적으로 내재화했습니다.

리스크에 대한 불완전한 이해

레거시 신용 리스크 툴은 일반적으로 보다 정확한 리스크 스코어를 생성하는 새로운 대체 데이터에 접근할 수 없으며 시장 변화에 대응할 수 있을 만큼 신속하게 데이터를 얻을 수 없습니다. 잘 통합되지 않는 서로 다른 제품을 기반으로 하는 툴은 규제 리스크를 증가시킬 수 있습니다. 고객 수준 대 계정 수준의 신용 스코어를 생성하는 것은 사실상 불가능하며 데이터 양을 3배로 늘릴 수 있습니다.

데이터 관리 문제

비즈니스, IT, 리스크 부서 간에 서로 다른 데이터 정의를 찾는 것이 일반적입니다. 사용자는 항상 데이터 세트 명명 규칙을 따르지 않으므로 올바른 데이터 세트를 찾거나, 그 목적을 이해하거나, 가장 최근의 데이터 세트를 확인하는 것은 어렵습니다. 또한 데이터가 산발적으로 업데이트되고, 데이터 품질이 의심스러워집니다.

기업 지식의 손실

개발자마다 코딩 스타일이 다르며 일부는 관리하기 어려운 방식을 사용합니다. 개발자가 퇴사하면 중요한 지식도 함께 손실됩니다. 적절한 코딩 및 모델링 인재를 찾을 수 있는 경우라면 일반적으로

부정확한 모델은 잘못된 고객 등급으로 이어져 기업은 위험하거나 수익성이 없는 대출을 승인할 수 있으며, 더 나쁜 경우 좋은 비즈니스 가치가 있는 고객을 거부할 수 있습니다.

새로운 신용 스코어링 모델을 구축하기로 결정한 순간부터 이 모델을 생산 환경에 적용할 때까지 수개월이 걸리는 경우가 많습니다. 그 동안 세상이 계속 변화함에 따라 이전 모델의 정확성은 떨어집니다.

대체 코드를 이용해 자체 프로그래밍 스타일에 맞게 코드를 다시 작성합니다. 이러한 패치 워크 프로세스에서 기업은 지식을 검증하고 관리하며 규제 당국에 대응하기 어려워집니다.

느린 신용 의사결정

신용 스코어에서 고객 대면 의사결정에 이르는 과정이 느리게 진행됩니다. 정교한 의사결정 환경을 내세우는 온라인 대출 사이트도 종종 프로세스를 수작업으로 처리합니다. 신용 스코어가 생성되고 외부 또는 사내 시스템에서 비즈니스 규칙을 실행하면 정보 전달이 느린 환경에서 결과가 교착 상태에 빠질 수 있습니다. 운영 직원 또는 시스템은 특히 여러 모델 및 비즈니스 규칙을 사용하는 복잡한 액션 흐름을 기반으로 하는 의사결정에 대해 중요한 정보를 신속하게 얻지 못합니다.

변화의 필요성

신용 스코어링 및 의사결정 프로세스에서 이러한 결함을 신속하게 해결해야 할 새로운 이유가 있습니다. 그 중 하나는 경쟁적 압박입니다. 은행은 디지털 대출 기관은 물론 통신 서비스 제공 업체, 금융 서비스로 확장하는 다른 업체와 같은 비은행 대출 기관에 의해 빠른 속도로 지위를 잃고 있습니다.

2016년 핀테크는 이미 미국 개인 대출 금액의 30%를 차지했으며 신용카드, 자동차 대출, 학생 대출 소비자를 유치하는 데 있어 은행을 대적하거나 능가했습니다.¹

게다가 이들 기업은 이러한 대출을 더욱 효율적으로 처리하고 있습니다. 맥킨지(McKinsey and Co.)는 “공격적인 핀테크, 일부 유망한 비은행 대출 기관, 조기 수송 사업자들이 고객 오퍼링을 강화하고 프로세스를 대규모로 자동화하며 기존 리스크 모델의 정확성을 높였다. 결과적으로 전통적인 은행보다 저렴한 비용으로 제공할 수 있게 됐다. (당사 조사에 따르면 디지털 공격자의 비용/수입 비율은 33%, 반면 현행 은행은 55%에 달했다.)”고 말합니다.²

저금리 및 높은 컴플라이언스 비용으로 인해 이윤에 대한 압박이 커지고 있습니다. 맥킨지는 “설문 조사 응답자의 30%는 지난 5년간 리스크에 대한 규제 비용이 50% 이상 증가했다고 답했다. 또한 46%는 향후 5년간 이 비용이 어느 정도 계속해서 증가할 것으로 예측했다.”고 말합니다.

이제 신용 리스크 스코어링 모델 및 프로세스의 비용 효율성과 지속 가능성을 재평가해야 할 때입니다. 은행 및 비은행 대출 기관 모두 신용카드 신청자 승인부터 리스크가 있는 계정 식별, 포트폴리오 균형 유지, 기업 전체의 리스크 감소까지 신용 리스크 평가 및 의사결정 방법을 재고하기 시작했습니다.

수작업 핸드오프를 통한 일관성 없는 접근법을 보다 효율적이고 자동화된 시스템으로 전환해야 할 때입니다.

두 사람이 같은 질문에 대한 답을 구하거나 같은 방식을 반복하면 같은 대답을 얻어야 합니다. 다른 툴과 프로그래밍 접근법을 사용하면 같은 질문에 대해 다른 대답을 얻게 됩니다.

¹ Fact or Fiction: Are FinTechs Different from Other Lenders? TransUnion, 2017 transunion.com/fintech

² McKinsey and Co., The Future of Risk Management in the Digital Era, October 2017

디지털 시대의 신용 리스크 모델링 및 의사결정의 6가지 핵심 요소

기업이 최신 기술의 신용 스코어링 환경을 구축함으로써 얻을 수 있는 이점이 알려지면서 분석 및 모델링 체계를 사내에 구축하려는 관심이 커지고 있습니다. 그러나 기대한 가치를 달성하려면 포괄적인 계획과 장기적인 비전을 수립해야 합니다. 이는 특히 모델링 활동이 엄격하게 규제되고 감사되는 은행의 경우 더욱 그러합니다.

고성능, 인-메모리 프로세싱, 머신러닝과 같은 기술 발전은 이러한 가능성을 재정의했습니다. 전통적인 모델링 접근법과 디딤돌 프로세스를 넘어 효과적이고 선제적인 신용 리스크 모델링과 의사결정 시스템의 6가지 핵심 요소를 고려해야 합니다.

1. 포괄적인 통합 플랫폼

사내에서 신용 모델링을 수행할 때는 먼저 포괄적인 활동에 대한 비전을 수립해야 합니다. 이 비전은 데이터 준비, 데이터 품질, 모델링 데이터 세트 생성, 탐색, 사내 모델 개발, 모델 검증, 모델 모니터링 및 문서화, 백 테스트 및 포트폴리오 리포팅 등을 포괄하는 하나의 플랫폼인 엔드투엔드 통합 프레임워크를 구축하는 데 도움이 됩니다.

대부분의 신용 리스크 시스템 공급 업체는 특정 영역 또는 고객 세그먼트에 중점을 두거나 원활하고 일관적인 엔드투엔드 경험을 만들기 위한 기술을 통합하는 데 어려움을 겪고 있습니다.

이러한 단계를 체계적이고 매끄럽게 통합하는 것이 필수입니다. 이는 거버넌스 및 구현 리스크를 줄입니다. 또한 데이터 세트 및 모델에 대한 매개변수와 조건을 포함해 각 단계의 출력이 다음 단계로 원활하게 통합되도록 보장합니다. 유지 보수 비용과 주요 개인 리스크를 줄입니다. 동시에 채권 추심, 스트레스 테스트(위기상황분석), IFRS 9 및 CECL 준수와 같은 다양한 유형의 리스크 관리에 통합성과 일관성을 제공합니다.

2. 기존 및 대체 데이터 소스를 지원하는 강력한 데이터 관리

신용 리스크 스코어링은 프로세스를 지원하는 데이터 정도의 역할만을 수행합니다. 따라서 외부 신용 관리 기관, 거래, 애플리케이션, 청구 및 추심 데이터를 포함하는 모든 필수 데이터에 대한 접근, 변환, 표준화, 정리를 지원하는 강력한 역량을 갖추는 것이 필수입니다.

신용 평가 의사결정 프랙티스를 혁신하는 신규 기업과 보조를 맞추려면 기존의 데이터 소스를 넘어서야 합니다. 예를 들어, 비즈니스 대출의 경우 신용 의사결정에 구글(Google), 아마존(Amazon), 옐프(Yelp), 트립어드바이저(TripAdvisor)와 같은 온라인 사이트의 리뷰, 페덱스(FedEx) 배송 또는 다운받은 앱의 개수, 식당 메뉴, 스마트폰 활동 등 창의적인 새로운 데이터 포인트를 통합할 수 있습니다. 계좌 잔고와 신용 관리 기관의 스코어를 넘어서는 생각은 보다 고객 중심적인 새로운 방법으로 연결됩니다.

신용 리스크 스코어링 및 의사결정 시스템을 재설계하기 위해 최신 기술을 활용하는 대출 기관은 수작업, 유지 보수 비용, 손실을 줄이면서 리드 품질을 개선하고 더 나은 권고를 제시할 수 있습니다.

법과 문화 차원에서 허용되는 경우, 통신 및 유틸리티 지불, 휴대 전화 사용, 전자 화폐 송금, 소셜 미디어, 구매 및 브라우징과 같은 온라인 활동, 심리 측정 등의 데이터 사용을 고려할 수 있습니다. 그러나 인과 관계를 성립시키기 어려우며 개인화와 침해는 종이 한 장 차이이기 때문에 이러한 데이터 소스는 주의해서 사용해야 합니다.

데이터 관리 작업을 신속하게 처리하고 교육 비용을 줄이려면 데이터 관리, 모델링 데이터 세트 생성, 데이터 마이닝, 보고를 위한 강력하며 사용자 친화적인 인터페이스가 필요합니다. 강력한 인-데이터베이스 프로세싱 기능을 활용해 매우 큰 데이터 세트의 의사결정을 가속화할 수 있습니다.

3. 더 깊이 있고 보다 선제적인 인사이트를 위한 예측 분석

비즈니스 가정에 기반한 규칙, 임계값, if-then 의사결정 로직으로는 더 이상 충분하지 않습니다. 심층적인 인사이트를 얻으려면 스코어링 프로세스에 여러 형태의 분석을 적용시켜야 합니다. 분석과 의사결정 로직을 결합해 대용량 환경에서도 실시간으로 관련성이 높은 인터랙티브 제안을 자동으로 제공할 수 있습니다.

여러 분석 방법을 계층화하면 개별 계정 또는 포트폴리오 수준의 신용도를 보다 정확하게 평가할 수 있습니다. 예를 들어, 비정상 행위 탐지 및 예측 분석은 단순히 과거와 비교하는 것에서 나아가 현재 일어나는 일을 검토함으로써 새로운 형태의 리스크를 발견할 수 있습니다. 온라인 행동 분석은 잠재적인 플러스 또는 레드 플래그를 나타내는 링크를 설정할 수 있습니다. 또한 자율 학습 기술은 사기 탐지를 한 차원 높은 수준으로 끌어 올립니다.

모델 개발 툴을 선택할 때 다음과 같은 기능을 고려해야 합니다.

- 모든 대출 상품과 도매 및 소매와 같은 고객 세그먼트에 대해 애플리케이션 및 행동 스코어링을 수행합니다.
- 세밀한 수준에서 고성능, 인-메모리, 병렬 계산으로 신속한 마감을 지원합니다.
- 모든 계산 단계를 추적하고 향후 감사 목적으로 결과를 저장합니다.
- 가벼운 코드로 사용자 정의할 수 있는 다양한 기능을 즉시 능률적으로 구현합니다.
- GUI 인터페이스를 사용해 프로그래밍 오류를 줄이고 신규 채용자를 위한 교육 시간을 줄입니다.

솔루션이 자본 계산과 IFRS 9와 같은 관련 리스크 및 금융 영역 내에서 호환 가능한 제품을 제공함으로써 통합 작업을 최소화하고 이 영역에서 사용되는 모델과 규칙 사이에 높은 일관성을 유지할 수 있는지 고려해야 합니다.

새로운 방법과 데이터를 사용해 챌린저 모델을 만들고 백 테스트 및 병렬 실행을 통해 리스크가 낮은 실험 방식으로 기존 챔피언 모델과 비교할 수 있습니다.



머신러닝으로 한 차원 진화한 신용 스코어링

머신러닝은 자동 모델 구축을 통해 데이터에서 인사이트를 발견하고 적응합니다. 이 과정을 반복할 때마다 알고리즘은 스마트해지고 더욱 정확한 결과를 제공합니다. 머신러닝은 새로운 디지털 채널에서의 새로운 리스크에 대응하는 데 중요한 역할을 하며, 모든 신용 리스크는 보다 신중하고 수익성 있게 관리되어야 합니다.

딥러닝은 머신러닝을 다층 인공신경망에 적용해 한 단계 더 발전시킵니다. 심층신경망(DNN)은 여러 계층의 하드웨어와 소프트웨어를 통해 방대한 데이터를 이동시킵니다. 각 계층은 자체적인 데이터 표현을 생성하고 '학습한' 내용을 다음 계층으로 전달합니다. SAS와 협력한 한 신용 조사 기관은 이 신경망 접근법을 사용해 예측 역량을 무려 15% 향상시켰습니다.

문제는 프로세스가 너무 복잡해져 프로그래머조차 머신러닝이 어떻게 결과에 도달했는지 모를 수 있다는 것입니다. 그러나 규제 당국은 결과에 대한 해석을 요구합니다.

이제 최종 네트워크에 들어오는 속성을 해석할 수 있도록 인풋 값을 신경망의 숨겨진 계층으로 매핑할 수 있습니다.

이 획기적인 작업을 통해 수십만 개의 테스트된 속성을 기반으로 신용 의사결정을 내릴 수 있습니다. 이처럼 미세하게 조정된 알고리즘은 계정 잔고, 거래 이력과 같은 기존의 정적인 속성을 뛰어넘어 신용 리스크를 가장 잘 예측할 수 있는 속성을 결정합니다.

4. 일관적인 모델 리스크 관리 플랫폼

신용 모델은 정확한 동시에 현재 상황을 반영하면서 생성되어야 합니다. 대출 정책, 경제 상황, 상품, 가격 책정, 경쟁적 압박, 계절성은 모두 모델 성과에 영향을 줄 수 있습니다. 기업은 모델을 신속하게 개발, 적용, 추적, 평가할 수 있는 자동화된 환경, 즉 일관적인 모델 리스크 관리 프로세스를 수립해야 합니다.

형식화된 모델 개발 플랫폼은 다음과 같은 기능을 합니다.

- 모델 개발자는 새로운 신용 리스크 모델을 신속하게 개발하고, 재프로그래밍할 필요 없이 기존 모델 및 고유한 사용자 정의 코드와 통합할 수 있습니다.
- 데이터 소스, 데이터 추출 로직, 필터, 세분화 로직, 모델, 매개변수, 파생 변수와 같은 분석 자산을 공유하고 재사용해 협업 및 표준화를 촉진합니다.
- 모든 관련 정보가 감사를 위해 쉽게 접근할 수 있는 단일의 장소에 저장되어 있으며 모델 라이프사이클을 자동으로 문서화합니다.

사용자 친화적인 그래픽 인터페이스를 갖춘 포괄적인 모델 리스크 관리 플랫폼을 통해 수개월이 아닌 수일 안에 모델을 생성하고 적용할 수 있습니다.

신용 의사결정은 사용하는 모델에 크게 좌우됩니다. 이때 어려운 점은 신속하게 생성이 가능하고 정확한 대출 의사결정을 지원하도록 언제든지 업데이트할 수 있는 정확한 신용 리스크 모델을 개발하는 것입니다. 더 짧은 시간 안에 가치를 창출함으로써 상당한 ROI를 얻을 수 있습니다.

5. 신용 의사결정 제공의 자동화

규칙과 모델로 신용 리스크를 평가한 후에는 의사결정의 포인트, 즉 대출 발생, 고객 관계 관리, 채권 추심, 온라인 banking, 모바일 banking 앱, 콜 센터, 매장(points of sale), ATM 등을 지원하는 운영 시스템으로 해당 정보를 전달해야 합니다.

예를 들어, 모델 결과에 따라 고객은 은행 웹사이트에서 신청서를 작성한 직후 자동으로 대출 사전 승인 메시지를 받을 수 있습니다. 신용카드 고객은 일회성 신용 한도 증액 안내를 받거나, 다음 청구 시 이자가 없는 카드에서 인출되는 '편의 수표'를 우편으로 받을 수 있습니다.

이 프로세스를 자동화할 수 있는 기업은 리스크 수용 범위와 고객 접촉 정책에 맞는 데이터 기반 신용 의사결정을 신속하게 제공할 수 있습니다. 이를 달성하기 위해서는 다음의 기능을 갖춘 실시간 의사결정 관리 플랫폼을 구축해야 합니다.

- 분석을 비즈니스 로직 및 신용 전략과 결합해 인터랙티브 채널에 지능형 실시간 권고를 자동으로 제공합니다.
- 여러 데이터 소스와 상호작용하고 고급 분석 기술 및 비즈니스 로직을 적용할 수 있는 복잡한 의사결정 다이어그램과 프로세스를 지원합니다.
- 올바른 의사결정 또는 최상의 액션을 취하기 위해 과거 데이터(이전 인터랙션, 지불 정보, 선호도 등) 또는 온라인 행동과 같은 인터랙션 과정에서 발생한 데이터 등 다양한 데이터 소스를 활용합니다.
- 직관적인 그래픽 사용자 인터페이스(GUI)를 제공하기 때문에 복잡한 코딩 작업이 필요 없습니다. 비즈니스 사용자는 IT 지원 없이 리스크 정책 규칙을 쉽게 정의하고 자동화된 의사결정 프로세스를 구성할 수 있습니다.
- 재사용 가능하며 즉각적인 작업을 통해 의사결정 프로세스의 설정 과정을 간소화합니다. 이 작업은 코딩을 통한 사용자 정의로 보강할 수 있습니다.
- 스트리밍 분석을 통해 고객의 요구를 실시간으로 예측하고, 고객이 조치가 필요하다는 사실을 인지하기도 전에 분석적 인사이트를 발휘해 고객 경험을 향상시킵니다.

6. 투명성 및 거버넌스

'블랙 박스' 분석 모델 및 프로세스에 대한 규제 허용 범위가 좁기 때문에 데이터 생성, 분석, 적용, 보고에 이르는 모든 과정이 투명해야 합니다. 이 정보는 기업의 귀중한 지적 재산일뿐 아니라 신용 의사결정 방법론에 대한 규제 당국의 질문에 답하기 위해 중요합니다. 또한 모든 사용자는 필요에 따라 개발 프로세스의 모든 단계에 대한 세부사항을 확인할 수 있어야 합니다.

예를 들어, 집계 및 파생 변수를 생성하기 위해 데이터를 변환하는 방법, 모델 피팅을 위해 선택된 매개변수, 변수를 모델에 입력하는 방법, 유효성 검사 세부사항, 기타 아티팩트를 한 곳에 저장하고 그래픽 사용자 인터페이스를 통해 접근, 검토할 수 있어야 합니다.

대규모 고객 대응 시스템을 위한 의사결정 프로세스를 자동화하고 향상시키며 채널 전반에 걸쳐 집중적이고 일관된 전략을 수행합니다.

모델 개발자는 모든 주요 통계적 관계의 인과 관계를 쉽게 설명할 수 있는 자동화된 툴을 갖춰야 합니다.

신용 리스크 모델링 및 의사결정 관리의 활용

통합 신용 리스크 및 의사결정 관리 플랫폼을 사용하면 이사회, 임원, 개별 대출 상품 제공 업체는 다음을 수행할 수 있습니다.

- 경제적 변화와 비즈니스 의사결정이 자본 준비금 및 손익 계산(P&L)에 미치는 영향력을 판단합니다.
- 신뢰할 수 있는 예상 손실 계산에 따라 자본 투자 및 대출 상품을 계획합니다.
- 고객 확보, 교차 판매, 상향 판매 캠페인을 계획할 때 마케팅을 지원합니다.

기업은 다음과 같이 업무에 더 나은 신용 리스크 관리 프랙티스를 적용할 수 있습니다.

신용 한도 조정을 통한 고객 충성도 제고

보다 깊이 있는 분석 중심의 신용 인사이트를 통해 신규 고객에 대한 적절한 기본 신용 한도를 설정합니다. 이후 사용 및 상환 패턴을 기반으로 한도를 조정해 사용되지 않는 신용카드 한도 금액을 최적화할 수 있습니다.

또는 더 창의적인 방법이 있습니다. 위치 기반 서비스를 이용하고 일반적으로 신용카드 한도의 90%를 사용하는 고객을 가정해보겠습니다. 이 고객이 보통 150달러에서 300달러를 소비하는 가게에 가는 것을 확인했으나, 고객 신용카드에는 120달러의 한도만 남아 있습니다. 이 고객의 다른 계좌에서 건전한 납부 내역과 현금 흐름을 식별한 시스템은 자동으로 한 달간 신용 한도를 500달러 늘릴 수 있는 한정 시간 제안을 문자 메시지로 보냅니다. 이를 통해 은행은 고객 충성도를 확보하거나 재확인할 수 있습니다.

위험 기반 가격 책정을 통한 비즈니스 가치 제고

특정 고객의 자동차 대출과 같은 특정 대출에 대한 이자율은 어떻게 설정해야 할까요? 기업은 시장을 조사하고, 다른 업체의 시장 활동을 살펴볼 수 있습니다.

또는 더 창의적인 방법이 있습니다. 평균 이자율이 14%라고 가정할 때 우수 고객에 2% 포인트 더 낮게 제공하고, 모범적인 상환 시 추가 % 포인트를 절감할 것으로 제안합니다. 비교적 높은 리스크를 나타내는 고객은 15%에서 대출을 승인합니다. 이자율이 조금 높아도 고객은 대출 승인을 받습니다. 신용 스코어링 접근법이 매우 정교하고 효율적일 때 비즈니스에 실질적인 가치를 더하는 방식으로 이러한 결정을 내릴 수 있습니다.

고객의 저축 및 당좌
계좌의 거래 내역을
사용해 현금 흐름을
측정하고 이를 활용해
리스크 기반 신용
한도를 조정합니다.

보다 효과적인 상향/교차 신용 리스크 상품

모기지나 자동차 대출 상품을 판매할 때 신용카드 프로모션과 같이 고객의 상품 구입을 유도하는 표준 전술을 활용할 수 있습니다.

또는 더 창의적인 방법이 있습니다. 고객을 분석해 고유한 특성과 보상 선호도에 대한 정보를 도출하고, 이를 토대로 특정 고객에게 판매할 신용카드를 파악합니다. 여행을 자주 가는 고객은 항공 마일을 지원하는 카드를, 쇼핑을 즐겨 하는 고객은 협력 소매 업체 할인을 제공하는 카드를 선택할 가능성이 높으며 저축 및 투자 유형은 현금 보상을 선호할 수 있습니다.

분석적 인사이트는 최고의 제안을 도출합니다.

비즈니스 대출 포트폴리오의 선제적 관리

비즈니스 대출 포트폴리오의 평가는 일반적으로 연례 재무 제표를 기반으로 고객을 평가 한 후 중간 재무 보고서를 기반으로 고객을 재평가하는 것과 연관됩니다.

또는 더 창의적인 방법이 있습니다. 뉴스와 소셜 미디어의 데이터를 통합한 후 텍스트 분석을 적용해 시장 현황과 해당 고객에 대한 소식 및 감성의 톤을 이해할 수 있습니다. 기업의 채굴 활동이 환경 피해를 일으켰거나, CEO가 선동적인 언급을 했거나, 전 국민의 사랑을 받는 사자를 총으로 쏘았거나, 대규모 화학 물질 누출 또는 공장 재난이 발생했거나, 기업의 온라인 리뷰와 등급이 비즈니스 건전성과 잠재력을 나타내며 호의적인지 등의 뉴스를 활용해 비즈니스 대출 포트폴리오를 보다 선제적으로 관리할 수 있습니다.

이러한 속보는 실시간 또는 매일 고객을 재평가하기 위한 보완적인 속성으로 등급 모델에 적용될 수 있습니다.

새로운 방식으로 머신러닝 활용하기

기업은 머신러닝을 활용해 전통적인 선형 모델이 놓칠 수 있는 다양한 속성 간의 상관 관계를 밝힐 수 있습니다. 은행과 비전통적 금융 회사는 채무 추심, 대출 승인 등에 대한 보다 정확한 의사결정을 내리기 위해 머신러닝을 도입하고 있습니다. 특히 머신러닝은 속성이 간접적으로 상관될 수 있는 대체 데이터를 사용할 때 중요합니다.

또는 더 창의적인 방법이 있습니다. 머신러닝을 사용해 어떤 변수의 예측 품질이 좋은지 식별합니다. 이는 전혀 생각하지 못했던 변수일 수 있습니다. 그리고 해당 인사이트를 기존 모델에 적용합니다. 또는 기존 모델링 기법 또는 규칙을 사용해 기본 모델을 구축하고 머신러닝을 통해 병렬 모델을 구축합니다. 머신러닝 모델을 해석하기 어려울 경우 동반 기존 모델이 결과를 설명할 수 있습니다.

더 나은 모델, 더
관리가 용이하고 반복
가능한 모델 프로세스,
지속적인 모델 성능
모델링... 모델 개발
프로세스를 현대화하면
다양한 방식으로 손실과
운영 위험을 줄일 수
있습니다.

글로벌 기업의 성공 사례

은행을 선두로 전 세계 모든 유형의 기업에서 비슷한 성공 사례가 나타나고 있습니다. 기업은 엔드투엔드 자동화 플랫폼에 투자함으로써 생산성 향상, 모델 턴어라운드 속도 향상, 기업 지식 강화, 보다 빠르고 정확한 신용 의사결정을 기대할 수 있습니다. 전 세계 기업들은 다음과 같은 성공을 거두고 있습니다.

- 은행 대출의 70%가 모기지인 아일랜드의 한 소매 은행은 경기 침체 기간에 주택 가격이 50% 가장 폭락하고, 모기지 장부 상에서 16%의 손상을 입는 등 리스크에 직면했습니다. 이 은행은 분석 중심의 신용 스코어링과 마케팅 자동화 및 캠페인 관리 시스템을 사용해 보다 스마트한 부채 관리 의사결정을 내렸습니다. 또한 한층 더 타겟화된 추심 노력으로 310만 달러에 달하는 1%의 성과 향상을 예상하고 있습니다.
- 경제 및 정치 위기에 직면한 남아메리카의 한 은행은 신용 리스크 및 시장 리스크 평가를 개선함으로써 차별화를 꾀했습니다. 신용 부서는 신용 모델을 개발하고 구현하는 프로세스를 간소화했습니다. 이 솔루션은 1년여 빠르게 더 우수한 모델을 생산에 도입하고, 연간 신용 손실을 5% 줄임으로써 매해 2억5,000만 달러를 절감할 것으로 예상됩니다.
- 동유럽의 한 은행은 신용 리스크에 대한 심층적인 인사이트를 기반으로 추심 프로세스를 고도화하고 청구 회수율을 70% 증가시켰습니다. 영국의 주요 채권 매입 업체는 부채 및 개인 채무자의 배치(batch)를 보다 정확하게 평가함으로써 경기 침체 기간에도 수익성을 유지할 수 있음을 확인했습니다.
- 10억 달러 자산 규모의 한 미국 은행은 매해 평균 2,500만 달러의 신용 손실을 기록했습니다. 은행은 신용 스코어링 툴을 사용해 모델 성과를 개선하고, 모델링 주기를 4개월에서 2개월로 단축시킴으로써 이 손실을 5% 줄였습니다.

결론

신용 스코어링 모델 개발 및 의사결정 제공에 대한 분석, 자동화, 엄격한 거버넌스를 확보하면 다음과 같은 수익 증대 효과를 얻을 수 있습니다.

- 성과를 향상시킵니다. 더 많은 예측 모델을 개발하고 의사결정 시스템에 대한 신용 인사이트를 확보하면서 가까이 있는 기회를 포착합니다.
- 올바른 의사결정을 자동으로 내립니다. 분석과 의사결정 로직을 결합해 적시에 올바른 신용 제안을 결정하고 고객 요구를 충족시킵니다.
- 귀중한 IT 리소스의 사용을 최적화합니다. 비즈니스 사용자는 IT 지원 없이도 자동화된 의사결정 프로세스를 구성하고 수정할 수 있습니다.

기업이 아웃소싱에 의존하던 전통적인 코딩이나 틈새 시장 제품을 조합해 구축한 내부 개발 시스템을 사용하던 관계 없이 이전을 고려해야 합니다. 완전한 통합과 거버넌스를 지원하는 엔드투엔드 접근법을 통해 디지털 트랜스포메이션과 리스크 관리의 개선 등 다양한 이점을 누릴 수 있습니다.

SAS와 신용 리스크 관리

리스크 관리는 SAS의 핵심 강점이자 주요 중점 분야입니다. SAS® 리스크 관리 솔루션은 60개국 이상의 1,500곳이 넘는 기업에 적용됐습니다. SAS는 2018년, 9년 연속으로 이 분야의 상위 5개 업체 중 하나로 선정됐습니다. 이외에도 SAS는 가트너(Gartner)가 선정한 예측 분석 및 머신러닝(2018), 실시간 인터랙션 관리(2017), 데이터 과학 플랫폼(2017) 분야 리더이며, 차티스(Charis)가 선정한 모델 리스크 관리(2017), 엔터프라이즈 스트레스 테스트(2017), banking 신용 리스크(2018) 분야 리더입니다.

신용 리스크 모델링 및 의사결정을 위한 SAS 솔루션은 SAS 신용 스코어링(SAS Credit Scoring), SAS 실시간 의사결정 관리(SAS Real-Time Decision Manager), SAS 의사결정 관리(SAS Decision Manager), SAS 이벤트 스트림 프로세싱(SAS Event Stream Processing), SAS 비주얼 데이터 마이닝 앤드 머신러닝(SAS Visual Data Mining and Machine Learning)을 통해 제공됩니다. 이 제품들은 신용 모델의 개발 및 적용부터 의사결정 렌더링과 모니터링 및 보고에 이르는 엔드투엔드 프로세스에 대한 원활한 경험을 지원합니다.

저자에 대하여

Abdullo Akhadov, SAS APAC 신용 리스크 모델링, 머신러닝, 의사결정 부문 총괄
12년 이상의 banking 및 기술 컨설팅 경험을 보유한 리스크 관리 전문가로 리스크 거버넌스, 리스크 관리 프레임워크 및 IT 인프라의 설계 및 구현을 전문으로 합니다.

David Rogers, SAS UK 리스크 리서치 및 양적 솔루션 부문 선임 제품 마케팅 매니저
SAS 리스크 부문의 글로벌 제품 마케팅 매니저로 SAS 리스크 관리 솔루션을 위한 마케팅 및 협력 관계 구축을 담당합니다.

Nikolay Filipenkov, SAS EMEA 리스크 리서치 및 양적 솔루션 부문 수석 인더스트리 컨설턴트
머신러닝 박사 학위를 취득했으며 신용 스코어링, 신용 의사결정, 모델 리스크 관리를 담당하고 신용 리스크 모델링의 다른 영역에도 기여하고 있습니다.

더 자세히 알아보기

SAS 바이아(SAS® Viya®) 클라우드 솔루션
sas.com/ko_kr/software/viya.html

SAS 신용 스코어링(SAS® Credit Scoring)
sas.com/ko_kr/software/credit-scoring.html

SAS 실시간 의사결정 관리(SAS® Real-Time Decision Manager)
sas.com/ko_kr/software/real-time-decision-manager.html

더 자세한 내용은 sas.com/korea/에서 확인하실 수 있습니다.

