

인공지능과 데이터 기반 접근방식을 통한 (파라미터) 보험시장에서의 리스크 모델링과 프로텍션 갭의 축소 효과대응방안

Applications of AI and data-driven approaches to manage risks and
protection gaps in (parametric) Insurance markets

Chanyeol Choi (Wecover Platforms, Inc., Founder & CEO)
W. Jean Kwon (Greenberg School of Risk Management, St. John's University)



발표 연사



W. Jean Kwon
kwonw@stjohns.edu



Chanyeol Choi
choi@wecoverai.com



Executives

최찬열	MIT MS/PhD Yonsei BS Forbes 30 Under 30 Qualcomm · Boston Scientific AI · deep learning · hardware
한요섭	Harvard Postdoc KAIST MS/PhD AI · deep learning
방수빈	MIT MS/PhD SNU BS AI · deep learning
조인호	MIT PhD KAIST BS/MS Google network · data center · congestion control

목차

I. 보험 산업과 Emerging Risks

II. 인공지능과 데이터 기술 기반 리스크 모델링

III. 기술의 기대 효과와 (파라미터) 보험

0. 보험 분야에 오기까지

“인공지능 기술 활용 사례”

Apr 2021

국제인공지능대회 우승

개발도상국의 초음파 기반
산모·태아 건강 진단 자동화.

Jul 2021

인공지능 소프트웨어 개발

미국 · 유럽 저소득층
치과 임플란트 식별 · 진단 자동화.

Dec 2021

인공지능 기반 언더라이팅 자동화

개체명 인식기반 위험도 모델 개발.
(정확도 79 → 90 %)



0. 보험 분야에 오기까지

“인공지능 기반 위험도 분석”

Dec 2022

인공지능 대회 수상

- 3D 모델링 기반 차량 파손 점검 자동화
- 노후주택 건물위험도 · 노후도 측정 자동화



Jan 2022

보험사/재보험사 관계자 인터뷰 및 보험/인슈어텍 컨퍼런스 참여

Insurtech NY, Insurtech insights,
AI/automation etc.



Feb 2022

(파라미터) 보험 리스크 모델링 프레임워크 설계 및 트리거 디자인

- 데이터 수집 및 전처리 기술 개발
- 시계열 · 고객 맞춤형 트리거 설계 연구
- 인덱스형 보험금 지급 자동화 기술 연구
- 클라우드 인프라 서비스 Observability
예측 기술 개발



I. 보험 산업과 Emerging Risks

1. 보험 분야 내의 새로운 리스크

2. 사이버 공간의 리스크와 커져가는 클라우드·인터넷

I-1. 보험 분야 내의 새로운 리스크

기후 변화



지구온난화

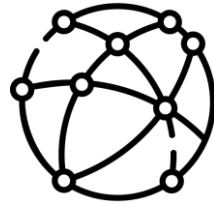


이상기후



ESG

사이버 공간



커넥티비티



클라우드

디지털 전환으로 인한 리스크

블록체인 및 가상화폐



거래소



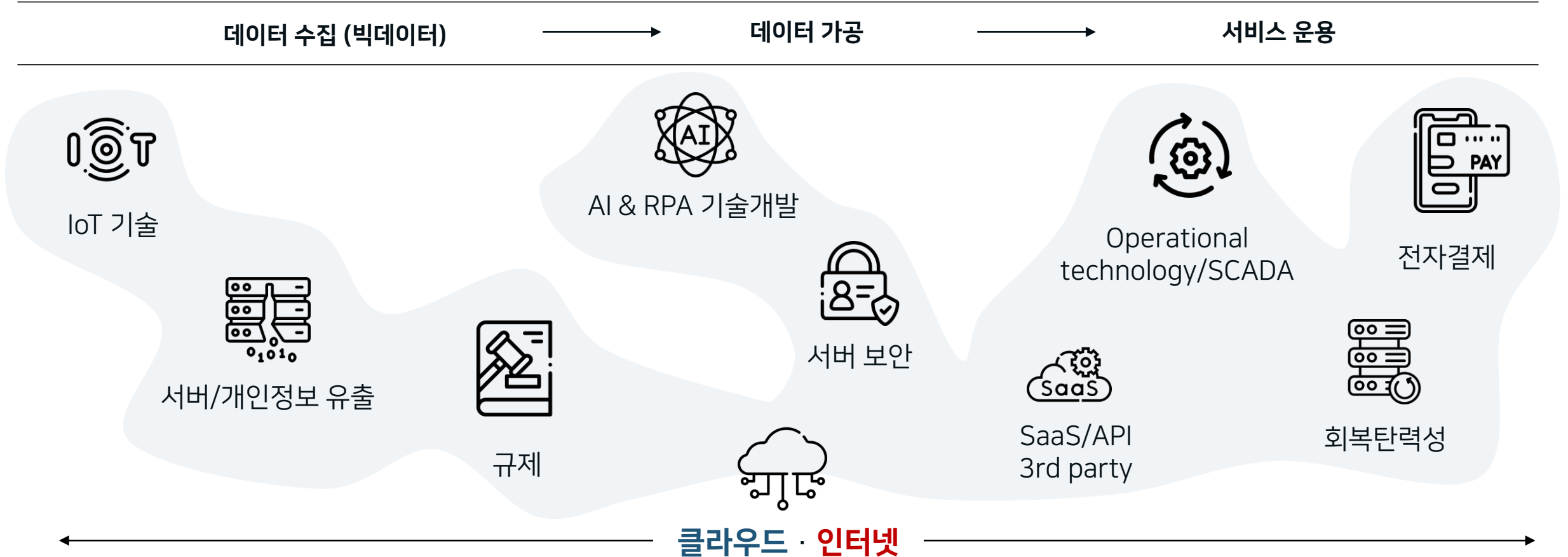
대체불가토큰

새로운 리스크

> 과거에 존재했지만 크기가 증가하는 리스크, 불확실성을 가진 리스크, 기술의 발달로 생기는 리스크.

I-1. 보험 분야 내의 새로운 리스크

산업의 디지털 전환으로 인한 사이버 공간에서의 리스크



> **클라우드**는 모든 사이버 공간의 요소들을 포함하며, **인터넷**은 클라우드에 연결성을 보장해주는 중요한 부분.

I-2. 사이버 공간의 리스크와 커져가는 클라우드·인터넷

클라우드

ITBizNews (2021)

전세계 퍼블릭클라우드 시장,
2022년 4,800억 달러 돌파

오현식 기자 | 입력 2021.08.04 08:00 |
수정 2021.08.04 08:02 | 댓글 0



[사진=게티이미지뱅크]

가트너는 전세계 퍼블릭 클라우드 시장 규모가 내년 4,800억달러(약 552조원) 이상 규모에 달할 것으로 전망하면서 시장을 이끌 시장 트렌드로 ▲클

2022 세계 클라우드 시장
552 조원

CIO (2022)

“2025년이면 클라우드가 엔터프
라이즈 IT 지출의 절반 차지” 가
트너

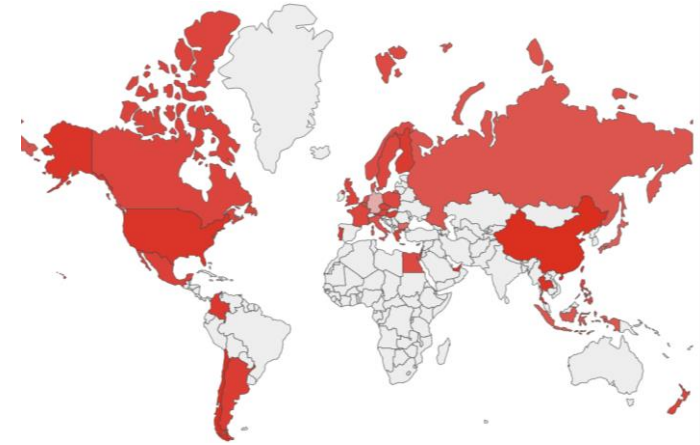
2022.02.11 Cheon | CIO
KR

2025년이면 엔터프라이즈 IT 부문의 IT 지출 중
51%가 클라우드에 투입될 것이라고 가트너가 전
망했다.

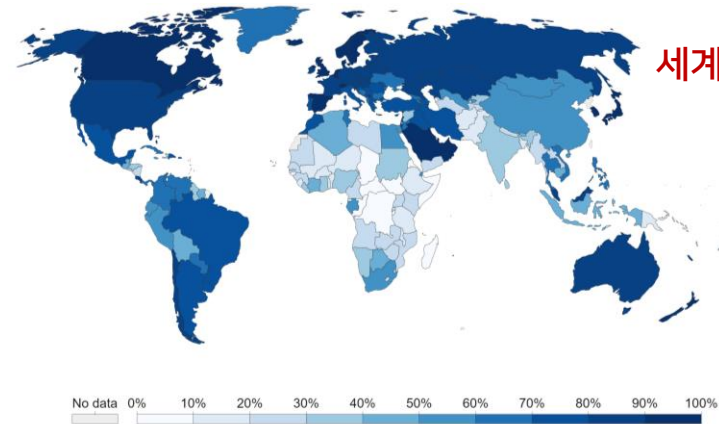
이 시장조사기관의 마이클 워릴 리서치 부사장은
클라우드 채택 수준이 코로나19 이전의 예측보다
더 빠르게 가속화될 것으로 예상했다. 그에 따르면
애플리케이션 및 인프라 소프트웨어, 비즈니스 프
로세스 서비스 및 시스템 인프라 카테고리에 대한
IT 지출의 51%가 퍼블릭 클라우드 분야에서 이뤄
질 전망이다. 2022년의 해당 수치는 41%다.

기업 IT 지출의 51 % = 클라우드

인터넷



코로나-19 이후 재택근무로 인한
세계 인터넷 커넥티비티 Dropout 심각도
(Fing, 2021)

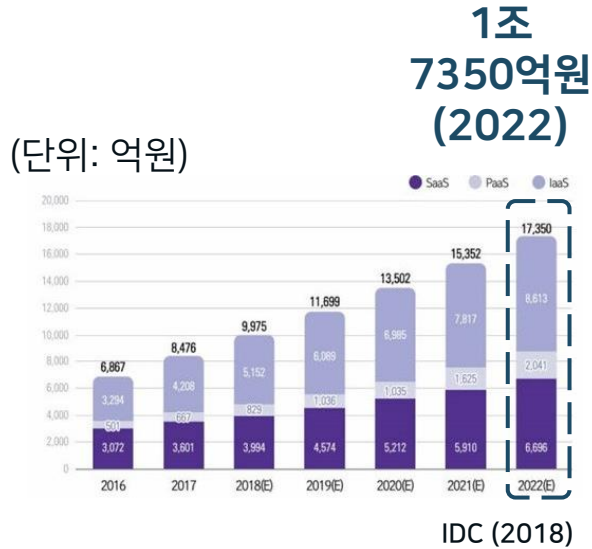


세계 인터넷 사용 인구 비율
(World Bank, 2019)

> **클라우드**는 매년 35 % 씩 빠르게 성장하는 시장이며, **인터넷**은 팬데믹 이후 세계적으로 트래픽 문제 발생빈도 증가.

I-2. 사이버 공간의 리스크와 커져가는 클라우드·인터넷

국내 클라우드



한국 클라우드 성장예상도
(2016-2022)

이투데이 (2022)
금융위, 클라우드·망분리 규제
완화...금융 혁신 이끈다

입력 2022-04-14 12:00

김유진 기자 구독하기

제보하기



금융위원회가 디지털 신기술을 통한 금융혁신을 위해
클라우드, 망분리 등 금융보안 규제를 개선한다.

클라우드·망분리 규제 완화
(2022)

사이버 리스크 관련 회사

*전체 보유 보험에서 사이버 보험의 비율



*10%

CHUBB®

*15%



*8.3%

TRAVELERS

*7.5%

기존 보험기업

parametrix
insurance

RISKWOLF

파라미터 보험

BITSLIGHT®
The Standard in SECURITY RATINGS

Coalition™

CyberCube

Security
Scorecard

애널리틱스

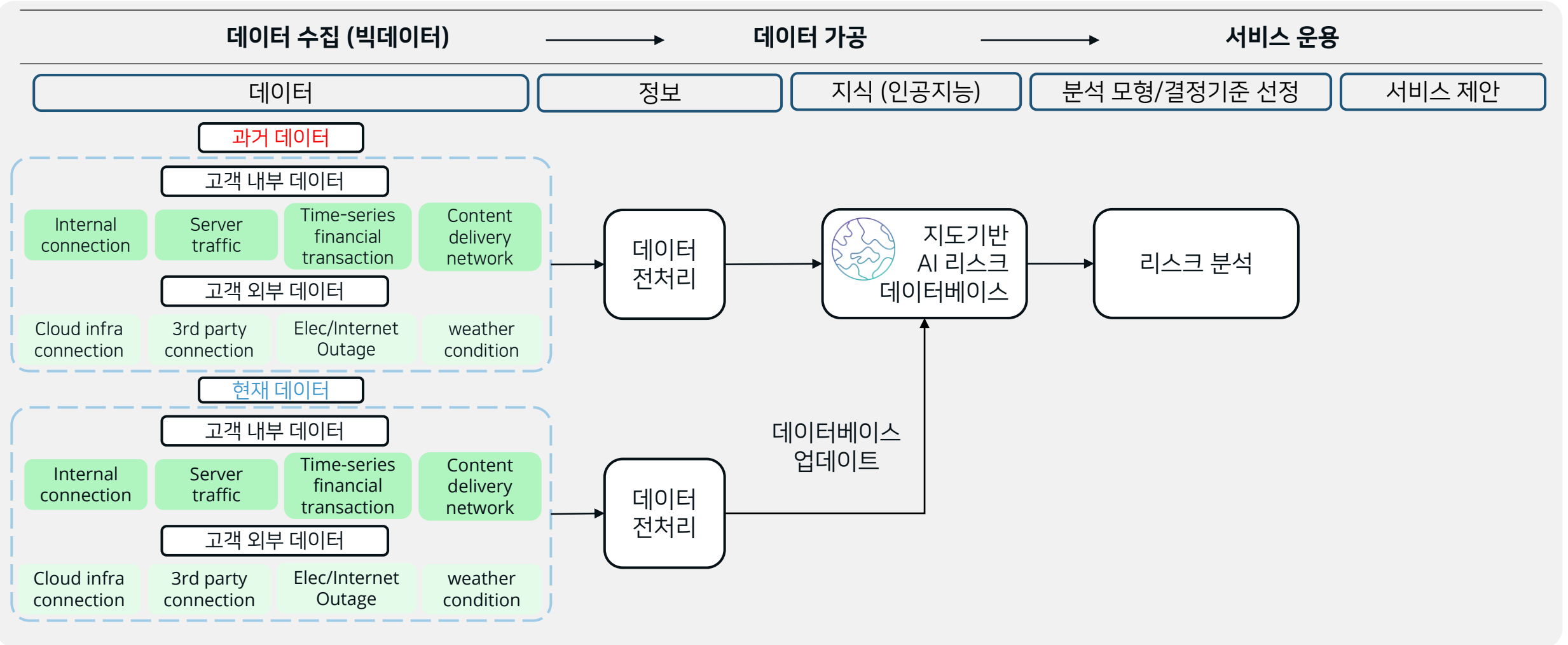
> 국내도 기존 IT 산업, 이커머스뿐만 아니라 금융사까지 클라우드 도입 예정. 사이버 리스크 보험에 대한 수요 증가.

II. 인공지능 기술과 데이터 기반 리스크 모델링

1. 데이터와 인공지능: 리스크 모델링 프레임 워크 > 데이터처리/GIS/AI
2. Case study: 인터넷 커넥티비티 > 장소에 따른 경향성
3. Case study: 클라우드 커넥티비티 > 시간에 따른 경향성

II-1. 데이터와 인공지능: 리스크 모델링 프레임 워크 - 데이터처리/GIS/AI

보험 리스크 모델링 프레임 워크



> 데이터처리/GIS/AI

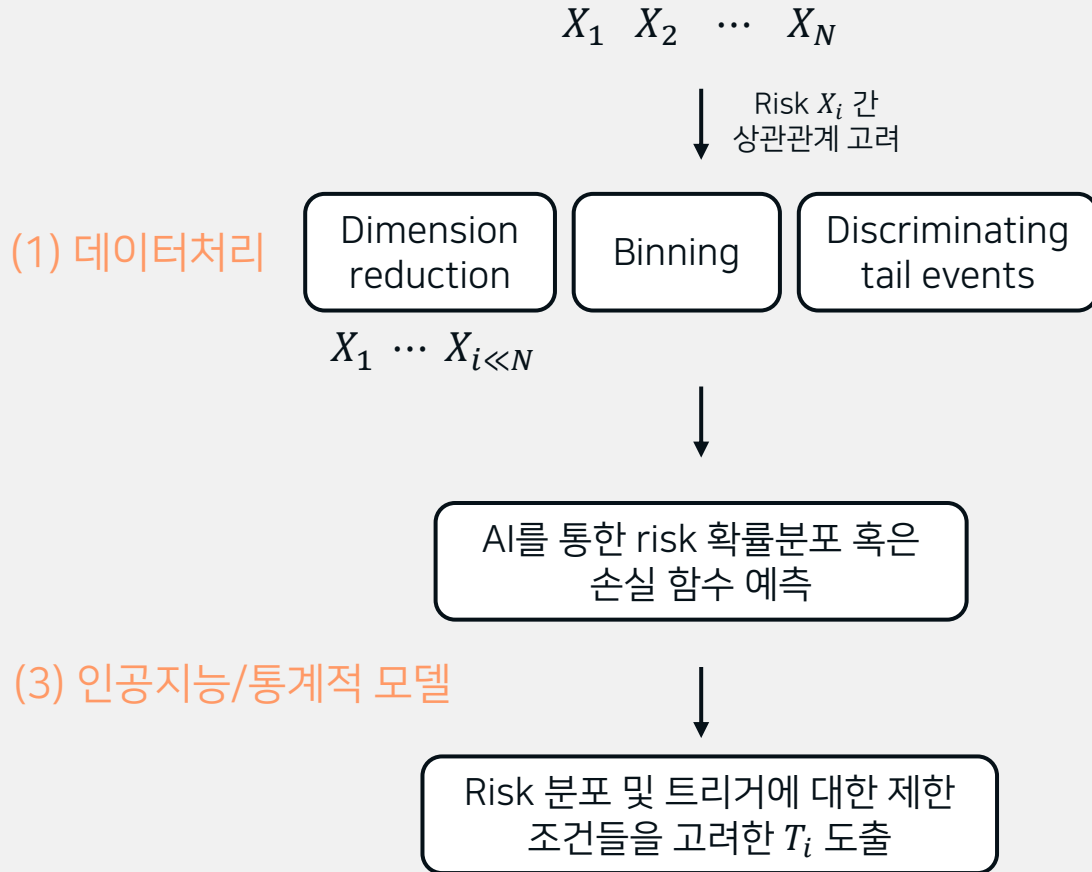
(1) 데이터처리

(2) GIS (지도 분석)

(3) 인공지능/통계적 모델

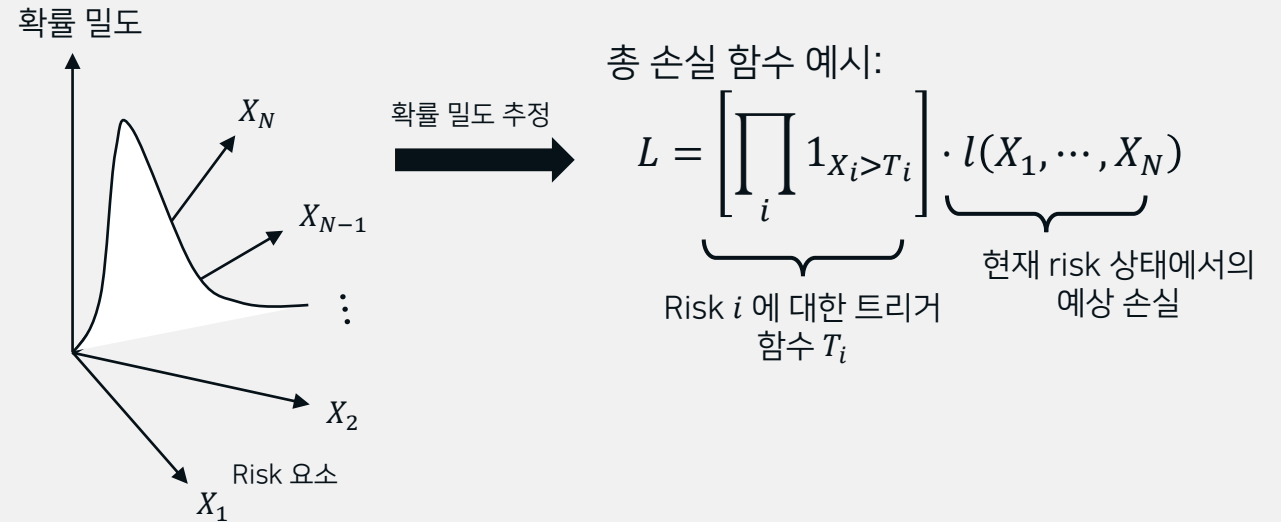
II-1. 데이터와 인공지능: 리스크 모델링 프레임 워크

보험 리스크 모델링 - Flowchart



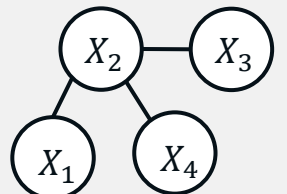
> 데이터 전처리, 모델링을 통한 리스트 인사이트 도출.

보험 리스크 모델링 - 통계적 모델



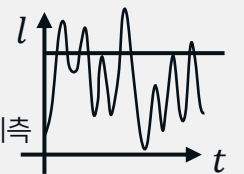
Corpula

- Marginals 과 risk pair간 관계에 대한 충분한 정보가 있음을 가정
- 다변수 확률밀도 함수를 copular와 marginal densities 로 표현
- 데이터 분포를 위의 copular와 marginal densities를 이용하여 매칭



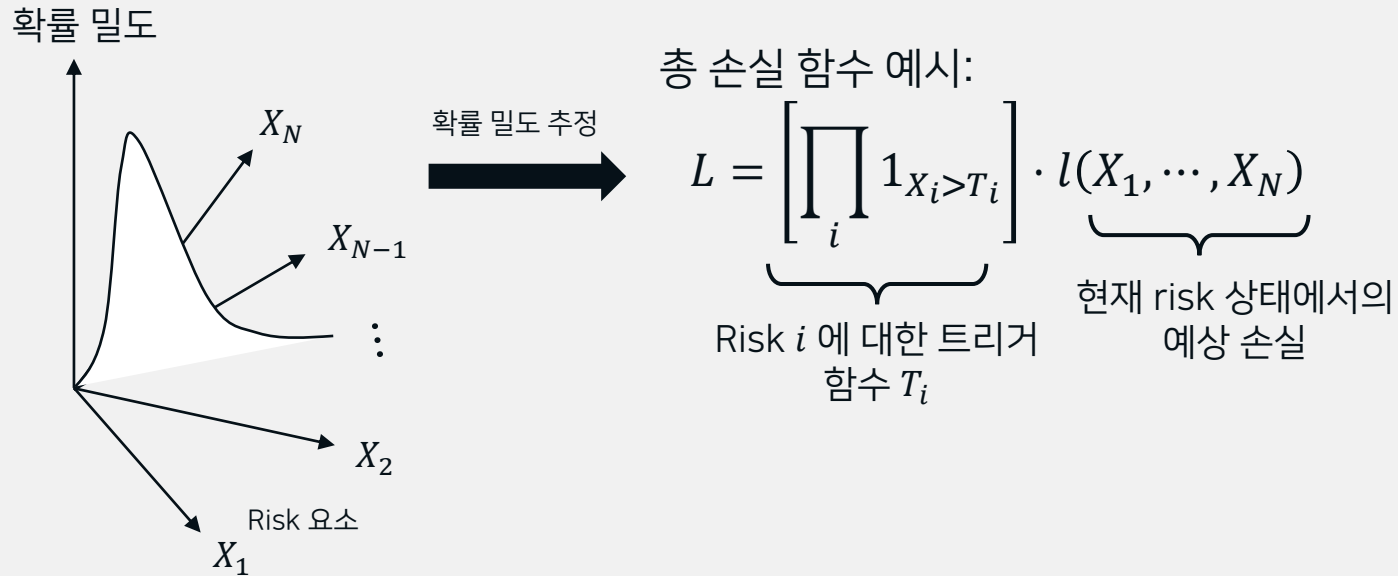
Extreme loss statistics

- Autocorrelation 계산
- Wiener-Khinchin 정리 등으로 deviation 예측
- Long-term average upcrossings 혹은 확률밀도함수의 장기간 평균 특성 예측



II-1. 데이터와 인공지능: 리스크 모델링 프레임 워크

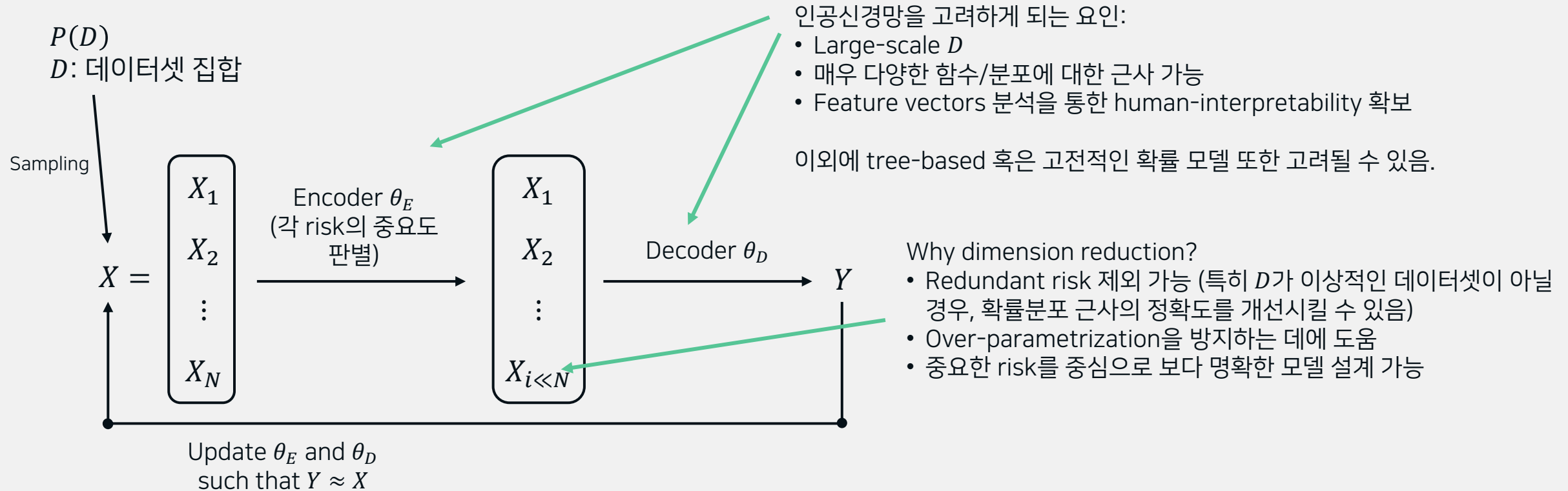
보험 리스크 모델링 - 인공지능/딥러닝



- 정확한 확률 밀도 추정을 어렵게 할 수 있는 요소
- 노이즈가 배제된 이상적인 데이터셋의 부재
 - Tail dependency 및 extreme events의 존재
 - 매우 큰 파라미터 수 (e.g. $N \gg 1$)와 파라미터 간 복잡한 상관관계의 존재
 - 큰 데이터셋 크기와 그로 인한 계산 기법 제한
 -

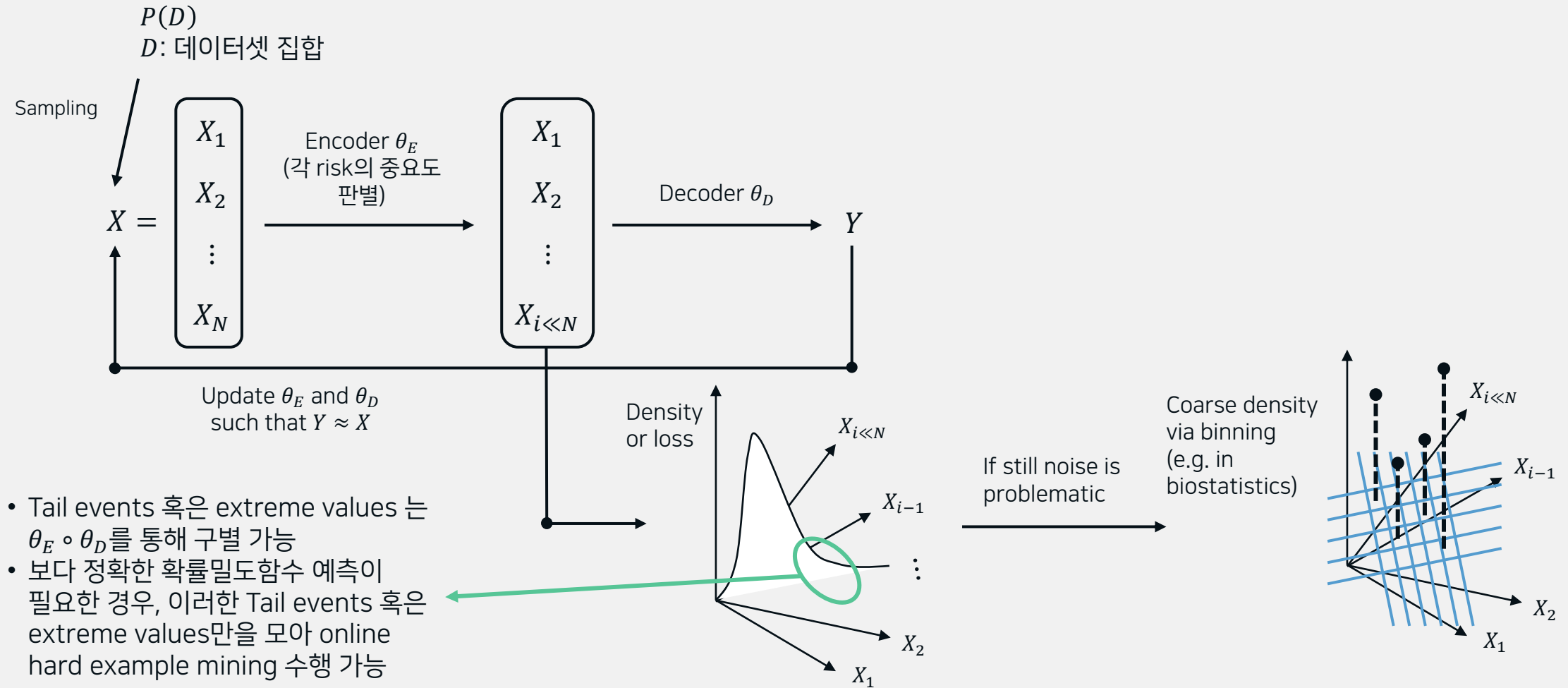
II-1. 데이터와 인공지능: 리스크 모델링 프레임 워크

보험 리스크 모델링 - 인공지능/딥러닝



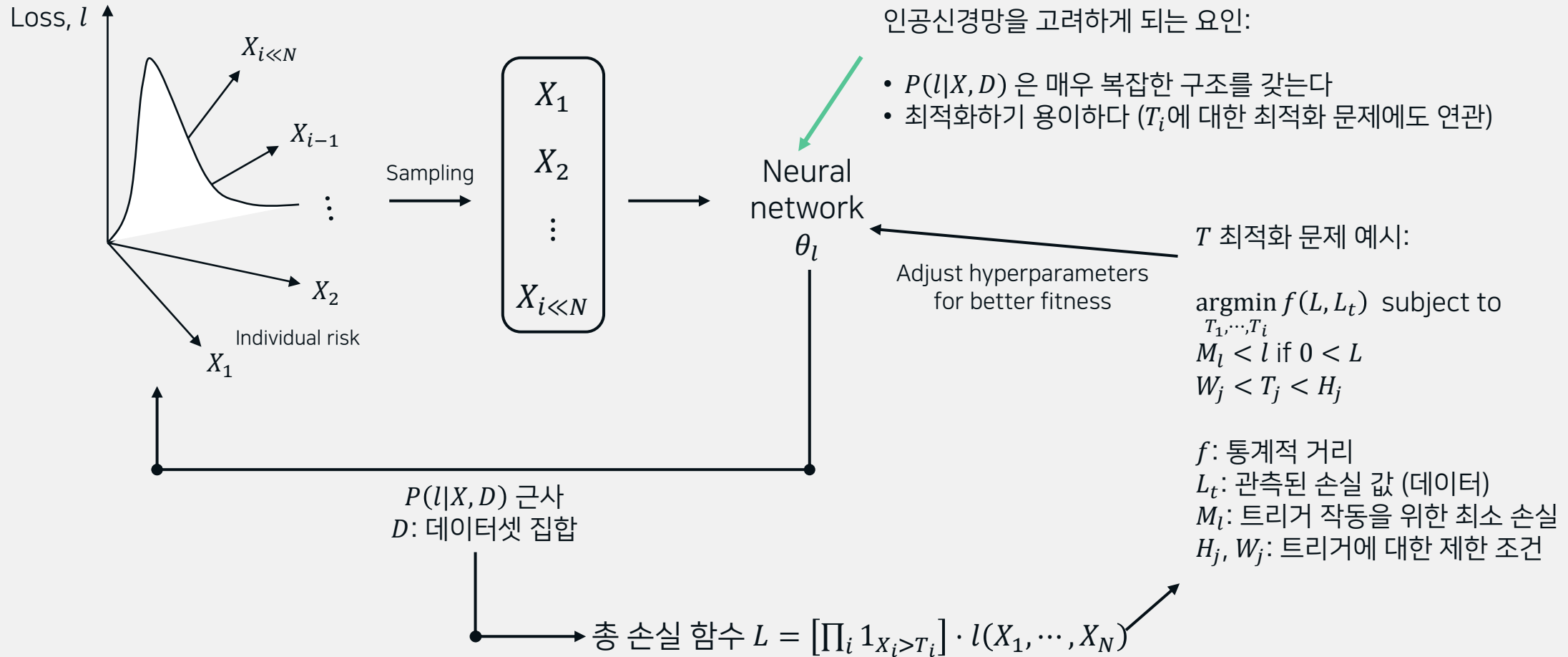
II-1. 데이터와 인공지능: 리스크 모델링 프레임 워크

보험 리스크 모델링 - 인공지능/딥러닝



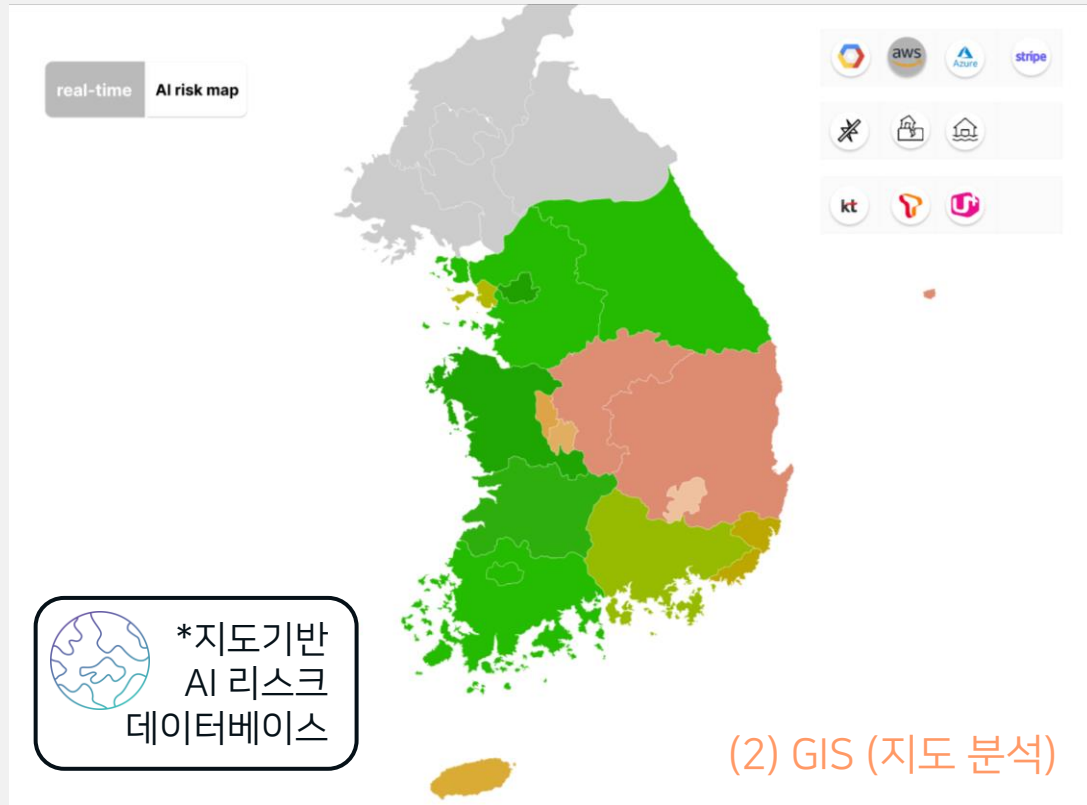
II-1. 데이터와 인공지능: 리스크 모델링 프레임 워크

보험 리스크 모델링 - 인공지능/딥러닝



II-1. 데이터와 인공지능: 리스크 모델링 프레임 워크

보험 리스크 모델링 - 지도 분석



> 데이터처리/GIS/AI

(1) 데이터처리

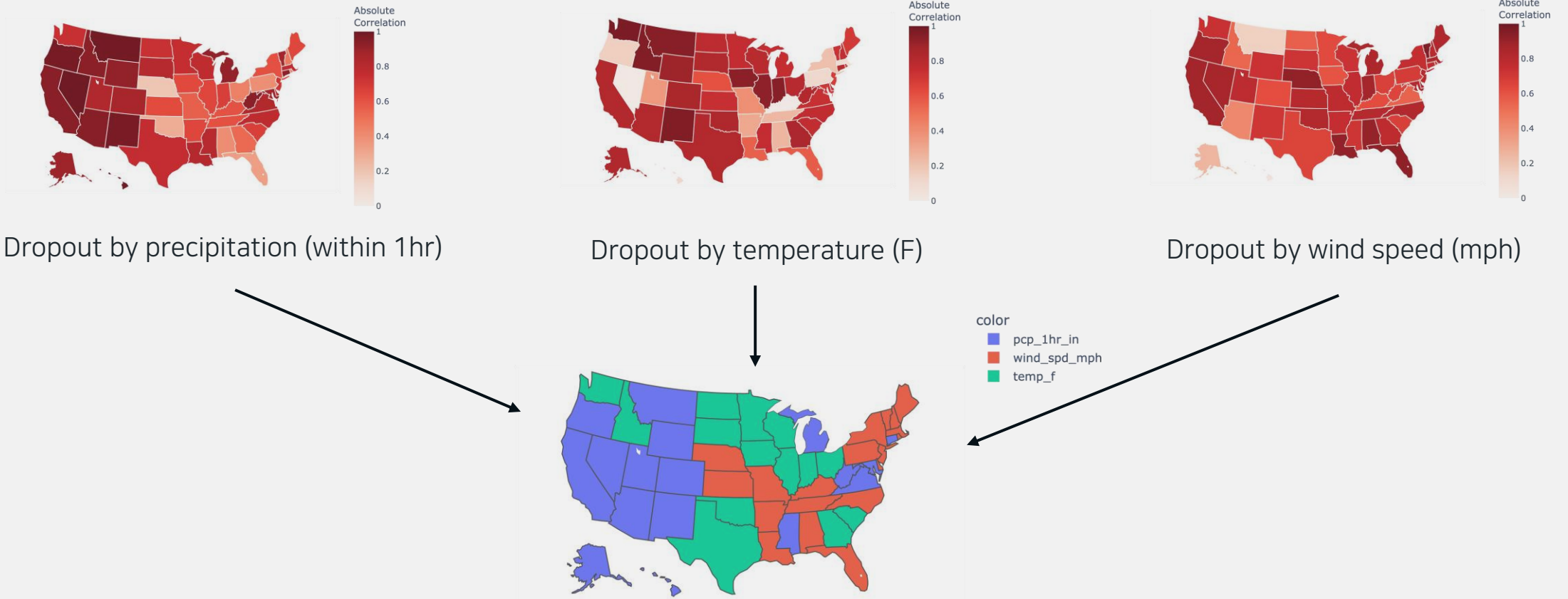
(2) GIS (지도 분석)

(3) 인공지능/통계적 모델

> 시계열 데이터와 공간 데이터의 효율적인 분석을 통해 리스크의 정량적·정성적 이해 및 인사이트 제공.

II-2. Case study: 인터넷 커넥티비티 – 장소에 따른 경향성

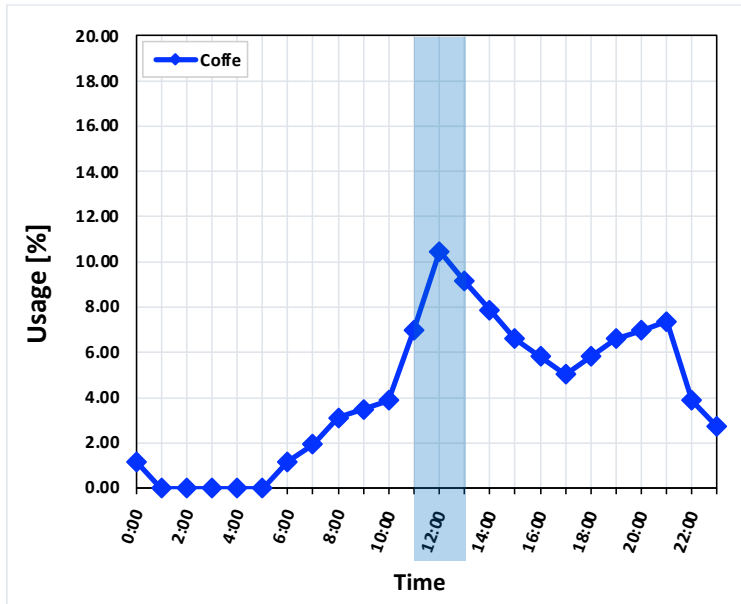
날씨에 따른 인터넷 연결성 차이 – 미국 인터넷 Dropout 요인 분석



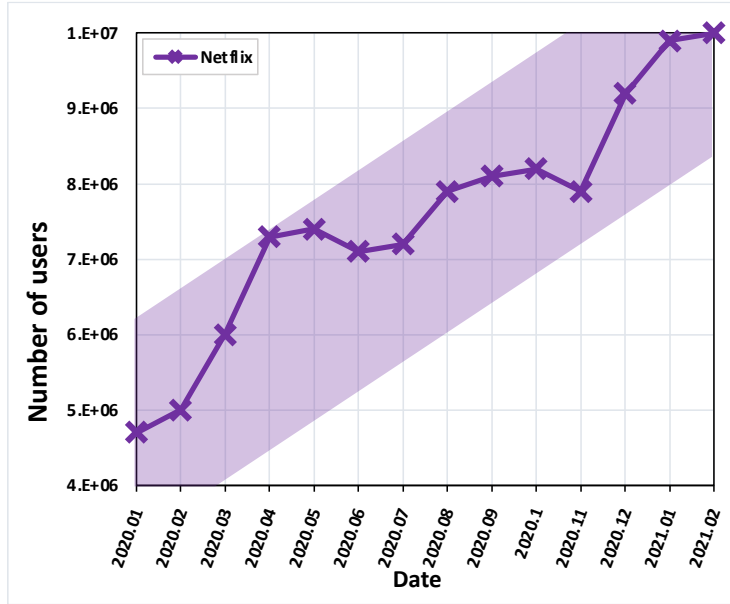
> 시계열 및 공간 데이터와 인공지능 분석으로 장소별 우세 리스크 요인 선정 가능.

II-3. Case study: 클라우드 커넥티비티 - 시간에 따른 경향성

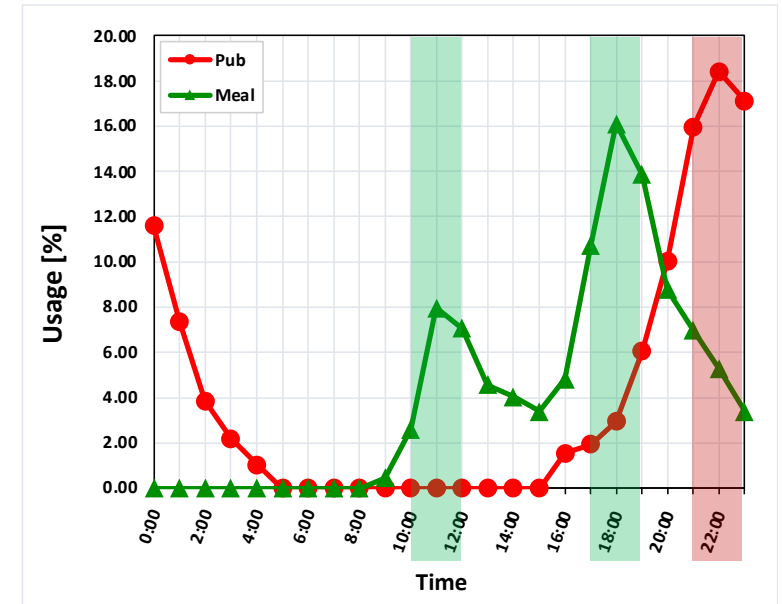
시간별 업종별 인터넷 연결성 차이 - 클라우드 사용량 요인 분석



일일 경향성 - 시간별 클라우드 사용량
(커피 주문 앱)



월별 경향성 - 성장기업의 클라우드 사용량
(OTT 앱 사용량)



업종에 따른 경향성
(주류 vs 식사 서비스 사용량)

> 시계열상 예상피해 리스크 높은 해상으로 분석 가능. 성장성이나 업종을 고려한 예상피해 리스크 실시간 분석 가능.

III. 인덱스 기반 트리거 설계와 기술의 기대 효과

1. 인덱스 기반 트리거 설계

2. 모의 실험: 인터넷 서비스 제공자 (ISP) 커버리지 보험

III-1. 인덱스 기반 트리거 설계

보험 리스크 모델링 프레임 워크

데이터 수집 (빅데이터)

데이터 가공

서비스 운용

데이터

정보

지식 (인공지능)

분석 모형/결정기준 선정

서비스 제안

과거 데이터

고객 내부 데이터

Internal connection

Server traffic

Time-series financial transaction

Content delivery network

고객 외부 데이터

Cloud infra connection

3rd party connection

Elec/Internet Outage

weather condition

현재 데이터

고객 내부 데이터

Internal connection

Server traffic

Time-series financial transaction

Content delivery network

고객 외부 데이터

Cloud infra connection

3rd party connection

Elec/Internet Outage

weather condition

데이터 전처리



지도기반 AI 리스크 데이터베이스

리스크 분석

데이터베이스 업데이트

데이터 전처리

> 데이터처리/GIS/AI

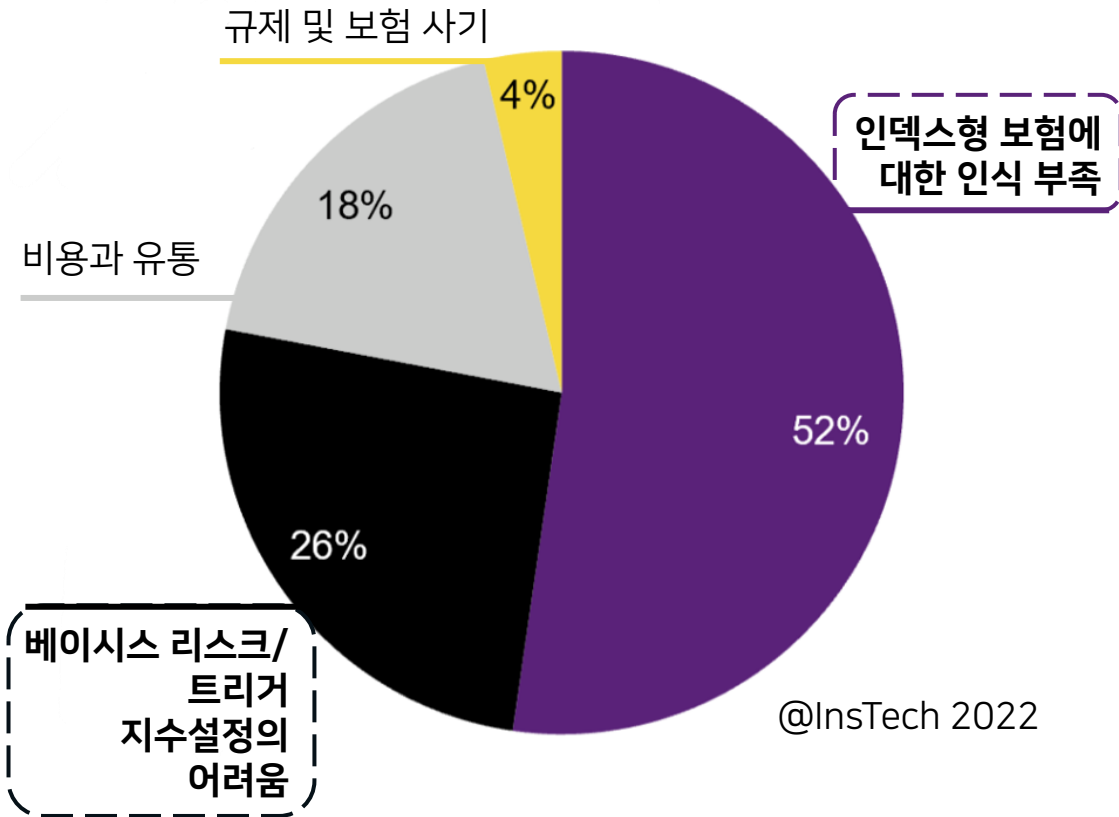
(1) 데이터처리

(2) GIS (지도 분석)

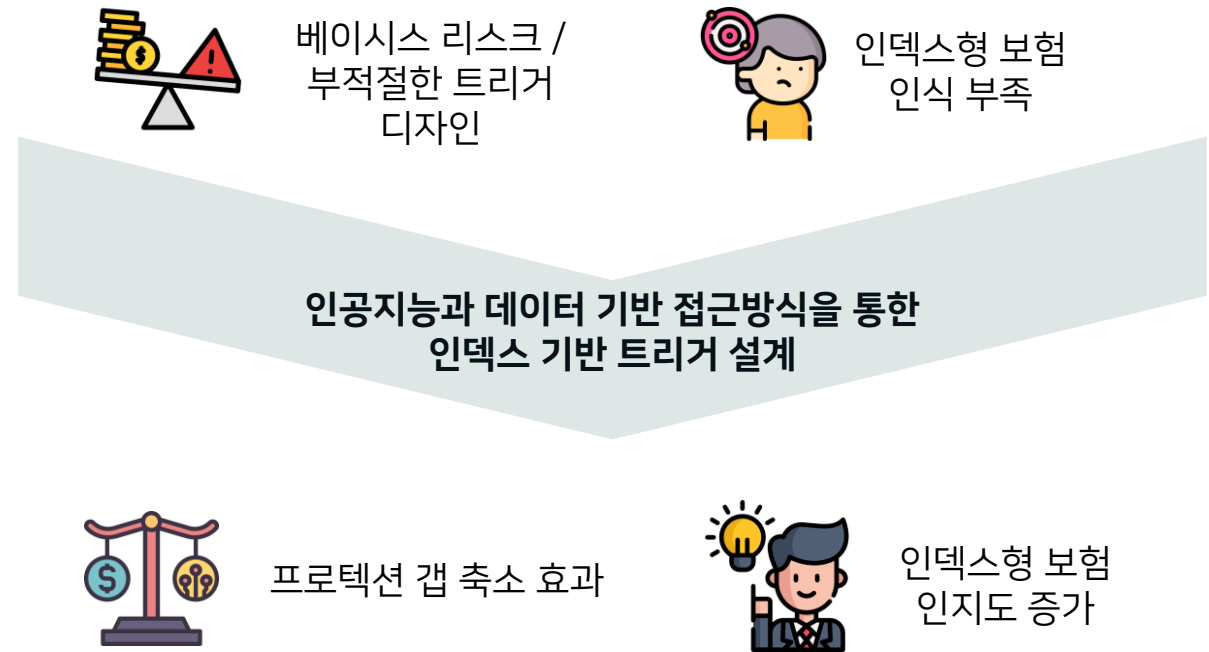
(3) 인공지능/통계적 모델

III-1. 인덱스 기반 트리거 설계

인덱스형 보험이 널리 사용되지 못하는 이유



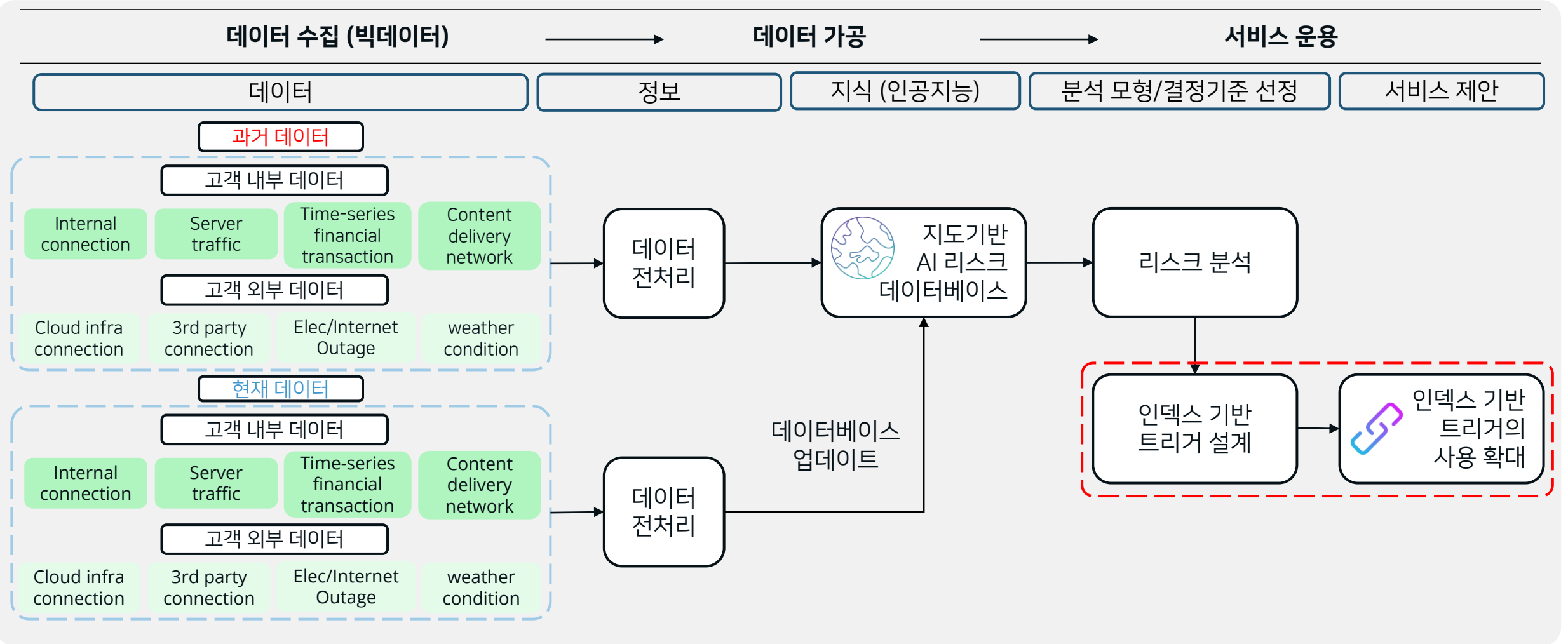
효율적인 인덱스 기반 트리거 설계의 예상 효과



> 인공지능과 데이터를 기반으로한 기존 인덱스형 보험의 한계점 보완 및 도입 촉진.

III-1. 인덱스 기반 트리거 설계

보험 리스크 모델링 프레임 워크



> 데이터처리/GIS/AI

(1) 데이터처리

(2) GIS (지도 분석)

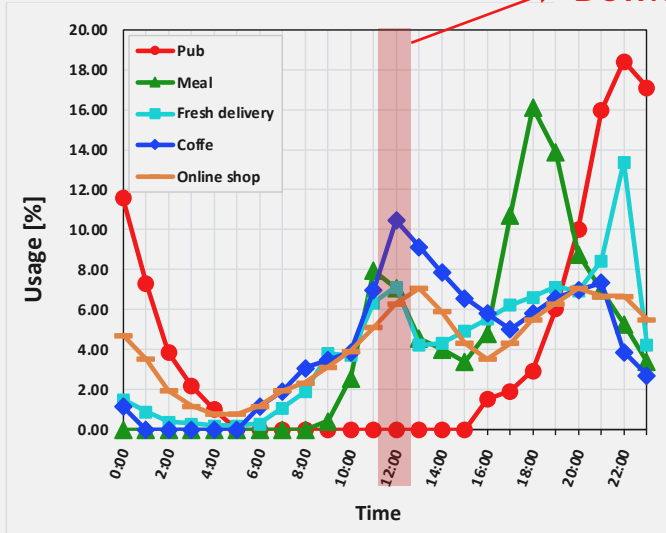
(3) 인공지능/통계적 모델

+ 서비스 제안

III-2. 모의 실험: 인터넷 서비스 제공자 (ISP) 커버리지 보험

프로텍션 갭 축소 효과: KT 인터넷 서비스 제공자 다운타임 사례

- 2021년 10월 25일,
KT 통신장애로 인한 통신 서비스 마비



- 파라미터 기반 손실비용 계산법

$$M = \min \left(\int_{t_s}^{t_e} C \times L(t; \theta, \tau, \alpha) dt, C_{MAX} \right),$$

$$\text{where } L(t; \theta, \tau, \alpha) = \prod_{i=1}^N i_{\tau_i}(\alpha_i) l(t; \theta).$$

M = 예상 보상액

t_s = 다운타임 시작 시각

t_e = 다운타임 종료 시각

C = 보상 인자

C_{MAX} = 최대 보상액 한계

N = 고려된 리스크 인자 개수

$L(t; \theta, \tau, \alpha)$ = 예상 총 손실 함수

$i_{\tau}(\alpha)$ = 트리거 함수

$l(t; \theta)$ = AI를 통한 손실 함수

θ = 손실 함수 파라미터

τ_i = 트리거 제한 조건

α_i = 트리거 함수 파라미터

보상 모델	트리거	보상액	추산 피해액	프로텍션 갭 = 피해액 - 보상액
KT	통신 장애 85 분 x 10 배	(10배 보상안) 1,000원 ~ 10,000원	(중소상인- 자영업자 매출액 기준)	(보상안 대비 최소 24배 ~ 최대 400배 차이) 24만원 ~ 40만원 차이
인덱스형 보험	인공지능 기반 트리거 설계 (업종, 시간, etc.)	(1) 업종 무관한 커버리지 (2) 인공지능 리스크 분석을 통한 업종에 따른 커버리지	- 전주 대비 40만원 이상 매출 감소 - 익일 대비 25만원 이상 매출 감소	최대 보장 한도 (C_{MAX}) 내, 손실 배율 계산법에 따른 보상금 지급

III-2. 모의 실험: 인터넷 서비스 제공자 (ISP) 커버리지 보험

프로텍션 갭 축소 효과: KT 인터넷 서비스 제공자 다운타임 사례

- 통신 3사 가입자 분포*

통신 3사	무선통신	유선통신			총합
		초고속인터넷	인터넷 전화	시내 전화	
KT	17,535,517	9,462,788	3,189,261	9,948,220	40,135,786 (38.68%)
SKT	29,605,754	6,565,128	1,754,978	1,899,291	39,825,151 (38.38%)
LG U+	15,020,915	4,714,043	3,571,331	486,395	23,792,684 (22.93%)
총합	62,162,186	20,741,959	8,515,570	12,333,906	103,753,621

통신 3사 기준,
KT 로 인해 피해를 받은 가입자는
전체 가입자 중 대략 40% 에 달함.

모든 소상공인 종사자 기준,
대략 2,155 천명의 종사자가
KT 인터넷서비스 중단으로 인하여
금전적 피해를 입었을 것으로 추정됨.

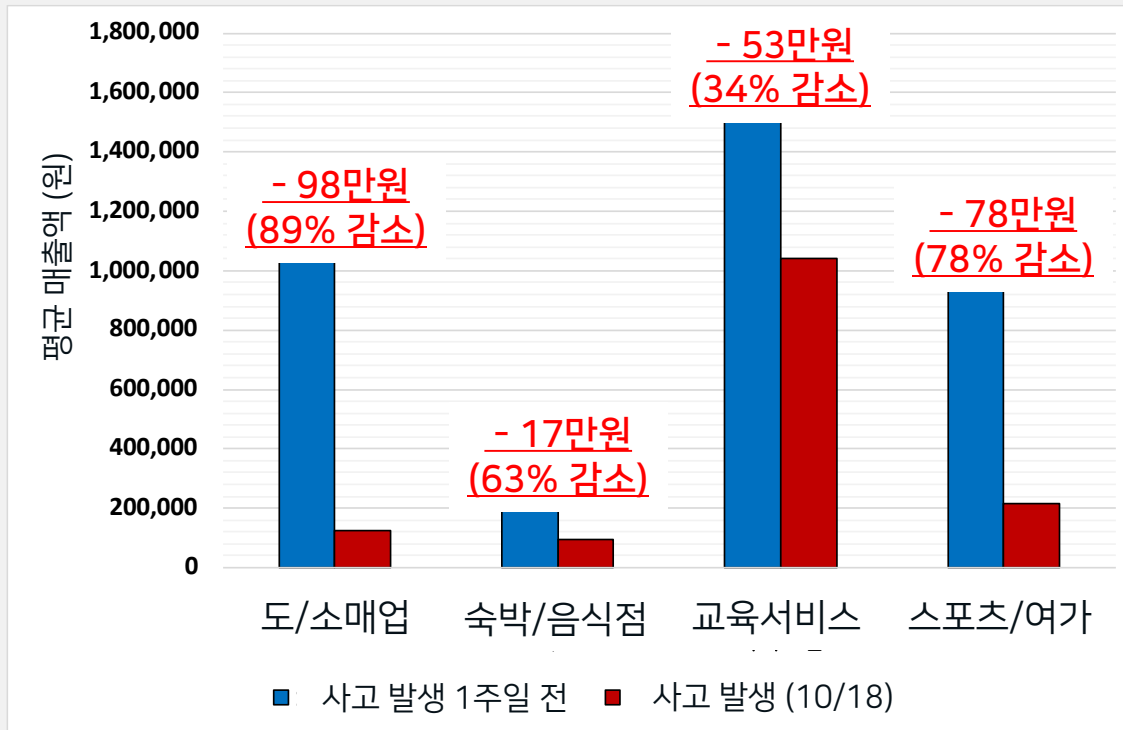
- 소상공인 종사자 수**

업종별	제조업	도/소매업	숙박/ 음식점업	교육 서비스업	예술/스포츠/ 여가업	수리/기타 서비스업	기타산업	총합
사업체수 [천개]	369	915	710	133	97	302	376	2,902
종사자수 [천명]	1,118	1,557	1,301	256	149	396	796	5,573

III-2. 모의 실험: 인터넷 서비스 제공자 (ISP) 커버리지 보험

프로텍션 갭 축소 효과: KT 인터넷 서비스 제공자 다운타임 사례

- 소상공인 업종별 평균 매출액 (사고 시간대: 11시 20분 ~ 12시 45분; 85분)



기존의 인덱스형 보험은
'통신장애 시간' 이라는 트리거에 의해서만
활성화되며 정해진 보상금을 지급함.

하지만, 업종 및 운영시간에 따라
소상공인의 피해액은 매우 상이함.

> 즉, 기존 인덱스형 보험의 경우, 가입자의 업종과 같은 개인화 (Customization) 를 고려하지 않음.

III-2. 모의 실험: 인터넷 서비스 제공자 (ISP) 커버리지 보험

(1) 개인화가 고려되지 않은 인덱스형 보험

*(1) 도 / 소매업, (2) 숙박 / 음식점업, (3) 교육서비스업, 그리고 (4) 예술 / 스포츠 / 여가업

a. 종사자 수 [천명]	b. 월 보험료 [천원]	c. 가입 개월	d. 누적 보험금 [천원] (a × b × c)	e. 종사자 중 KT 가입자 (40 %) (a × 0.4)
3,263	23.5	12	920,166,000	1,305.20
f. 보상금 [천원]	g. 총 보상금 [천원] (e × f)	h. 총 보상금 비율 [%] (g / d)	i. 운용 비용 [천원]	j. 운용 비용 비율 [%] (i / d)
611.00	797,477,200	86.67%	70,000,000	7.61%
- 평균 손실액인 60만원 가량을 업종과 관계없이 모두에게 지급. - 전체 누적 보험금 대비 <u>이익 비율 5%</u>.			k. 이익 [천원] (d - g - i)	l. 이익 비율 [%] (k / d)
			52,688,800	5.73%

• 프로텍션 갭: 피해액과 보상액 차이

업종	(1) 도/소매업	(2) 숙박/음식점업	(3) 교육 서비스업	(4) 예술/스포츠/여가업	총합계 (1 + 2 + 3 + 4)
a. 피해 종사자 수 [천명]	622.8	520.4	102.4	59.6	1,305.2
b. 총 피해액 [천원]	610,344,000	88,468,000	54,272,000	46,488,000	799,472,000
c. 총 보상액 [천원]	380,530,800	317,964,400	62,566,400	36,415,600	797,477,200
d. 프로텍션 갭 [천원] (abs(b - c))	229,813,200	229,496,400	8,294,400	10,072,400	477,676,400

> 업종과 상관 없는 보상액으로 인해 업종별 프로텍션 갭이 크게 존재함.

III-2. 모의 실험: 인터넷 서비스 제공자 (ISP) 커버리지 보험

(2) 인공지능 기반 개인화가 고려된 인덱스형 보험 * (1) 도 / 소매업, (2) 숙박 / 음식점업, (3) 교육서비스업, 그리고 (4) 예술 / 스포츠 / 여가업

a. 종사자 수 [천명]				b. 월 보험료 [천원]				c. 가입 개월				d. 누적 보험금 [천원]				e. 종사자 중 KT 가입자 (40 %)			
(1)	(2)	(3)	(4)	(1)	(2)	(3)	(4)	(1)	(2)	(3)	(4)	(1)	(2)	(3)	(4)	(1)	(2)	(3)	(4)
1,557	1,301	256	149	37.0	7.75	22.0	28.0	12				928,949,000				622.8	520.4	102.4	59.6
f. 보상금 [천원]				g. 총 보상금 [천원]				h. 총 보상금 비율 [%]				i. 운용 비용 [천원]				j. 운용 비용 비율 [%]			
(1)	(2)	(3)	(4)	(1)	(2)	(3)	(4)	(1)	(2)	(3)	(4)	(1)	(2)	(3)	(4)	(1)	(2)	(3)	(4)
980.5	167.6	528.0	700.0	793,658,388				85.34%				70,000,000				7.53%			
												k. 이익 [천원]				l. 이익 비율 [%]			
(1)	(2)	(3)	(4)									(1)	(2)	(3)	(4)	(1)	(2)	(3)	(4)
												66,290,613				7.13%			

- 업종에 따라 적합한 보험을 가입하여 최적화된 보상금을 지급.
- 전체 누적 보험금 대비 이익 비율 7% 로 이익 비율 개선.

• 프로텍션 갭: 피해액과 보상액 차이

업종	(1) 도/소매업	(2) 숙박/음식점업	(3) 교육 서비스업	(4) 예술/스포츠/여가업	총합계 (1 + 2 + 3 + 4)
a. 피해 종사자 수 [천명]	622.8	520.4	102.4	59.6	1,305.2
b. 총 피해액 [천원]	610,344,000	88,468,000	54,272,000	46,488,000	799,472,000
c. 총 보상액 [천원]	610,655,400	87,215,788	54,067,200	41,720,000	793,658,388
d. 프로텍션 갭 [천원] (abs(b - c))	311,400	1,252,212	204,800	4,768,000	6,536,412

> 업종에 따른 보상액으로 인해 업종별 프로텍션 갭이 상당량 감소.

데이터 + 인공지능 + 인덱스형 트리거 설계



사이버 리스크 ➡ 높은 불확실성과 중요도를 가진, 새로운 영역의 리스크. 클라우드와 연결성.

인공지능 기반 리스크 분석 ➡ 빠르고 유연한 리스크 모델링 프레임워크.

인덱스형 트리거 설계 ➡ 프로텍션 갭 축소 및 인덱스 보험의 인지도 증가.



Executives

최찬열	MIT MS/PhD Yonsei BS Forbes 30 Under 30 Qualcomm · Boston Scientific AI · deep learning · hardware
-----	---

한요섭	Harvard Postdoc KAIST MS/PhD AI · deep learning
-----	--

방수빈	MIT MS/PhD SNU BS AI · deep learning
-----	---

조인호	MIT PhD KAIST BS/MS Google network · data center · congestion control
-----	---

감사합니다



W Jean Kwon
kwonw@stjohns.edu



Chanyeol Choi
choi@wecoverai.com