

EFFICIENT FX MANAGEMENT WITH DEEP LEARNING

딥러닝 솔루션을 통한 효율적인 외환 관리

조 주현
QRAFT TECHNOLOGIES, INC.

AUG 21 2019

목차

1. 발표자 및 크래프트테크놀로지스 소개
2. 문제 정의 - 기업의 환전 및 외환 리스크 관리 니즈
3. Naïve Solution - 딥러닝 기반 외환(금융)예측모델링과 그 문제점
4. 문제 해결 - 모델링 관점에서
 - Task-Specific Solution(Uncertainty prediction)
 - Objective Control(Multi-Task Learning)
 - 기타 실험 결과
5. 모델링 응용 가능 분야
6. 질의 응답

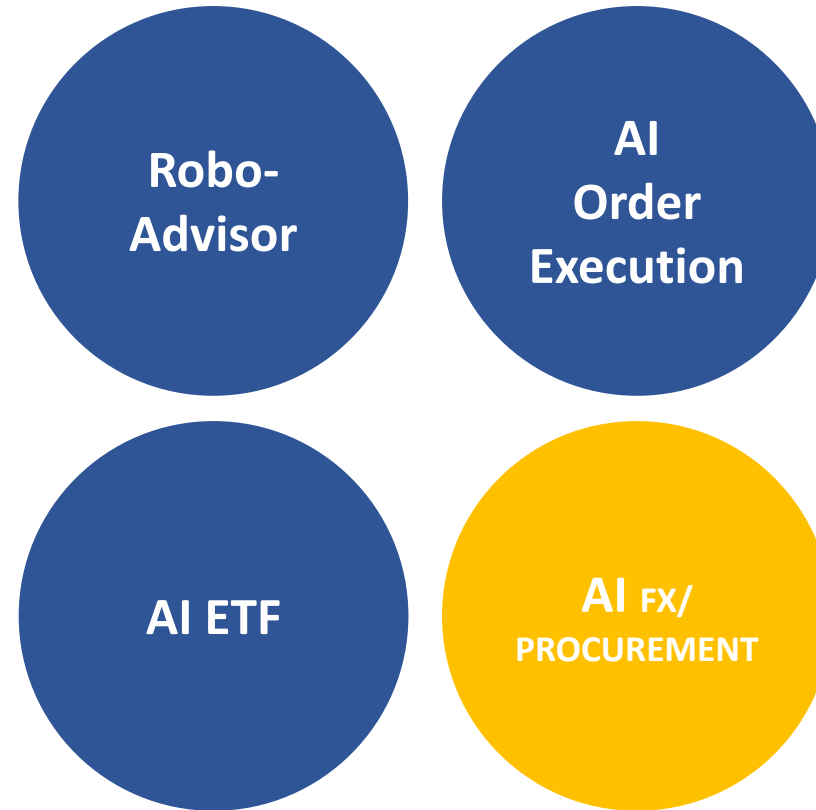
Presenter

조 주현

크라프트테크놀로지스 AI Research 팀

- 원자재 및 반제품 가격 예측 및 구매 최적화
- 환율 변동성 동적 헤지 / 환전 타이밍 예측 태스크

머신 러닝(딥러닝)을 금융 도메인에 적용하는 회사



Robo-Advisor

- 크래프트는 국내 최대의 로보어드바이저 서비스 공급사입니다.
- 고객사별 투자전략을 AI 기술로 최적화시킨 AI FUND 7종 현재 운용 중
- 투자전략, 리스크/컴플라이언스 등 까다로운 제한조건도 시가 자동적으로 충족



로보어드바이저인더스트리 총 자산



크래프트 엔진 적용

AI Order Execution

Trading Execution

- ✓ 자산운용사 | 연금의 총 트레이딩 비용 = 트레이딩 수수료 + 주문가격효율
- ✓ 트레이딩은 AI가 유리한 영역
- ✓ 인간 트레이더 = 고비용 저효율

Ai eXecution Engine

- ✓ AXE는 JP Morgan Chase의 LOXM 시스템에 이어 세계에서 두번째로 개발된 딥러닝 기반 인공지능 주문집행 시스템
- ✓ 사전에 입력된 룰 -> 시장데이터를 지속적으로 학습하여 적절한 분할전략을 발견하고 끊임없이 진화
- ✓ AXE는 실거래 테스트에서 VWAP 대비 평균 7.5bp 낮은 체결가를 기록
- ✓ AXE Challenge 2018 : AI vs. 기관딜러 트레이딩 대회

AI Order Execution



Competition Rules

- 참여 : 증권사 현역딜러 3인팀 vs. AXE
- 상금 : 인간팀이 승리할 시, 상금 1억원 (최소/향후 스폰서십에 따라 상향예정) 수여
- 주문대상 : 국내주식 50종목 (하루 10종목*5일 / 종목풀 50종목 사전공지 / 하루 10종목 랜덤선택)
- 계좌 : 개인별 주식계좌 10억원 (AXE 포함 총 40억원)
- 대회기간 : 총 5일

AI Order Execution



- ✓실거래 성과 측정 기간:
- ✓대회기간 평균 절감 비율:

2018.11.14 ~ 22 (총 7거래일)

VWAP 대비 5bps

AI ETF

세계 최초 딥러닝 기반 AI ETF 2종 뉴욕증권거래소(NYSE) 상장 완료



FX Management

국내 수출입 기업은 주요 업무에 필연적으로 환전이 수반됨

대부분의 기업, 특히 비금융 기업들은 이런 외환 관련 의사결정에 있어
전문적으로 대처하지 못하는 경우가 많음

= 환율을 주어진 숫자(given number, random number)로 인식함

기업들이 마주하는 주요 외환 업무

- 환전
- 환 헤지
- 외환 보유 재고 관리

FX Management

환전

원	화	수	목	금
1\$ = 1,200₩	1\$ = 1,100₩	1\$ = 1,000₩	1\$ = 900₩	1\$ = 1,000₩

100\$ 구매

월요일에 전부 구매: 120,000₩ - 일반 개인 / 기업

5등분하여 구매 : 104,000₩

목요일에 전부 구매: 90,000₩

FX Management

리스크(risk, 위험)

예상하지 못한 변동에 의해 수익 혹은 지출에 변화가 생길 가능성이 있는 경우
= UNCERTAINTY(불확실성)

외환 리스크

예상치 못한 환율 변동에 의한 불확실성

해외 영업/ 수출입 기업의 환 리스크

주요 영업 행위와 직접적인 관련이 없는 환율 변동으로 인해, 매출/비용에 변화가 생기는 경우

외환 헤지

외환 리스크를 상쇄하는 행위

Problem

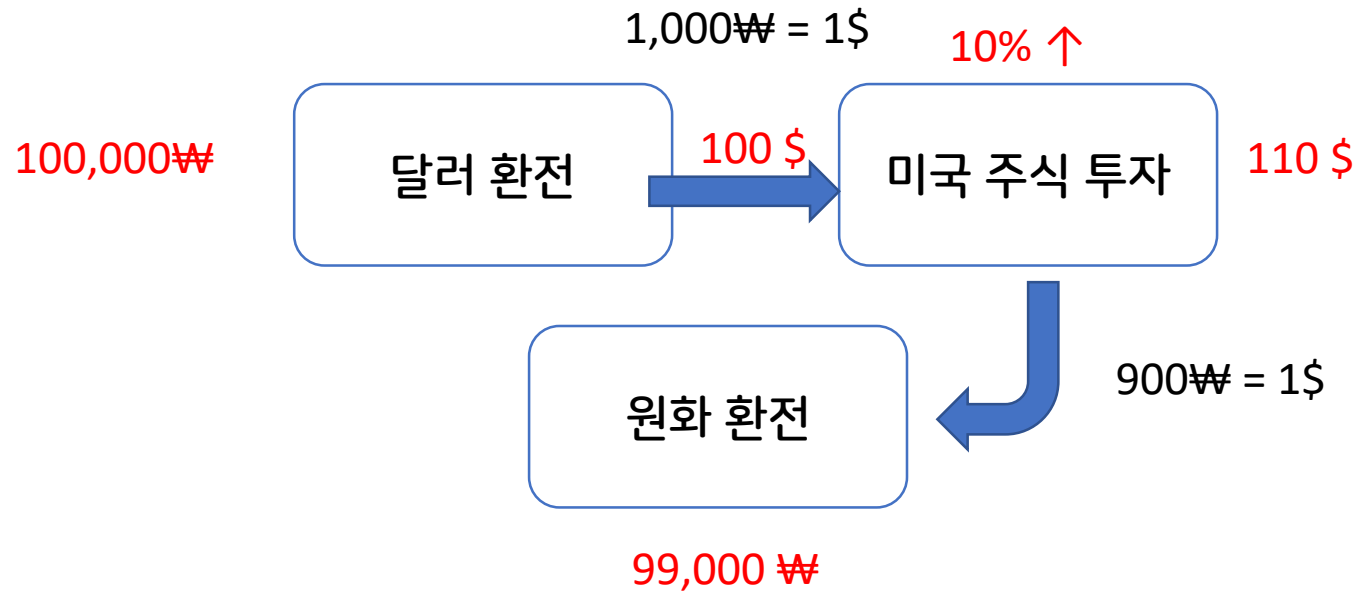
FX Management

예시 1) 해외 영업 기업

국내 기업인 A사는 미국주식시장을 무대로 투자하는 기업이다.

A사는 안정적인 수익을 추구하며, 매 달 10%의 수익을 보장할 수 있다고 생각한다.

현재 환율은 1달러 당 1,000원이다.



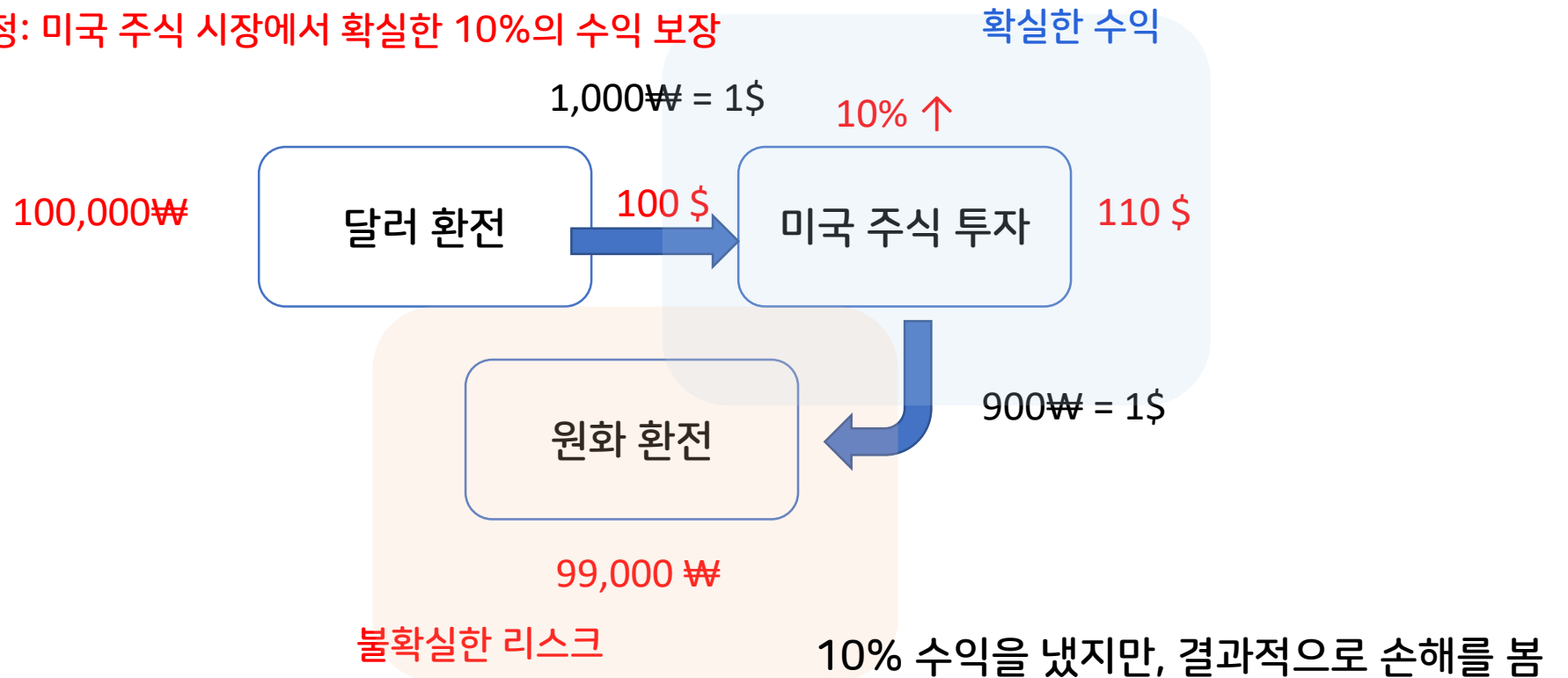
FX Management

환 리스크와 환 헤지

예상치 못한 환 변동에 의한 위험(환 리스크)을 상쇄하는 행위(환 헤지)

예시 1) 해외 투자

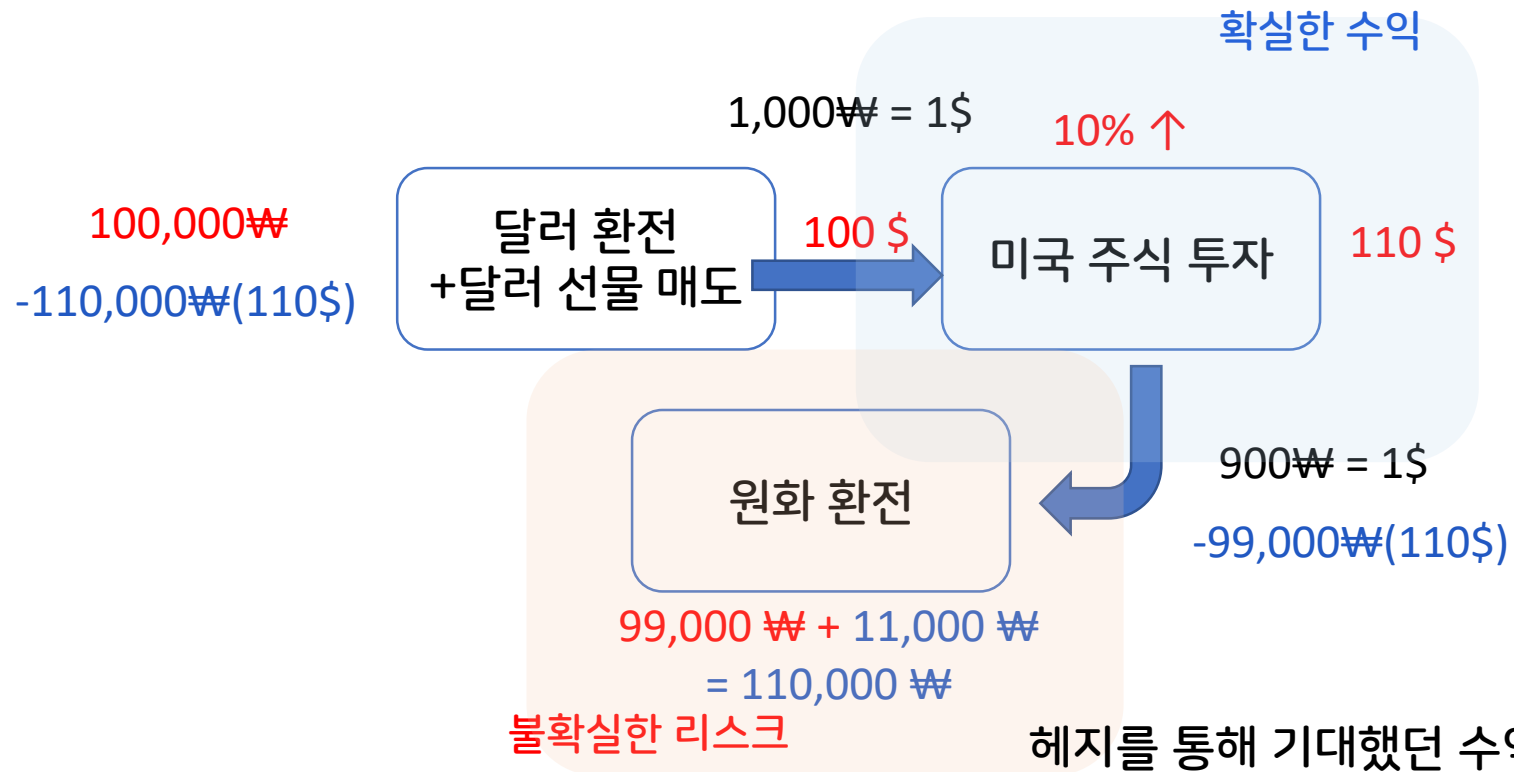
가정: 미국 주식 시장에서 확실한 10%의 수익 보장



FX Management

예시 2) 해외 투자 풀 헷지

환율 변동으로 인해, 영업이익에도 불구하고 전체적으로는 손해를 본 A사는 110\$ 만큼의 달러 선물을 매도함으로써 원화로 표시된 환 리스크를 제거할 수 있다.(Full Hedge)

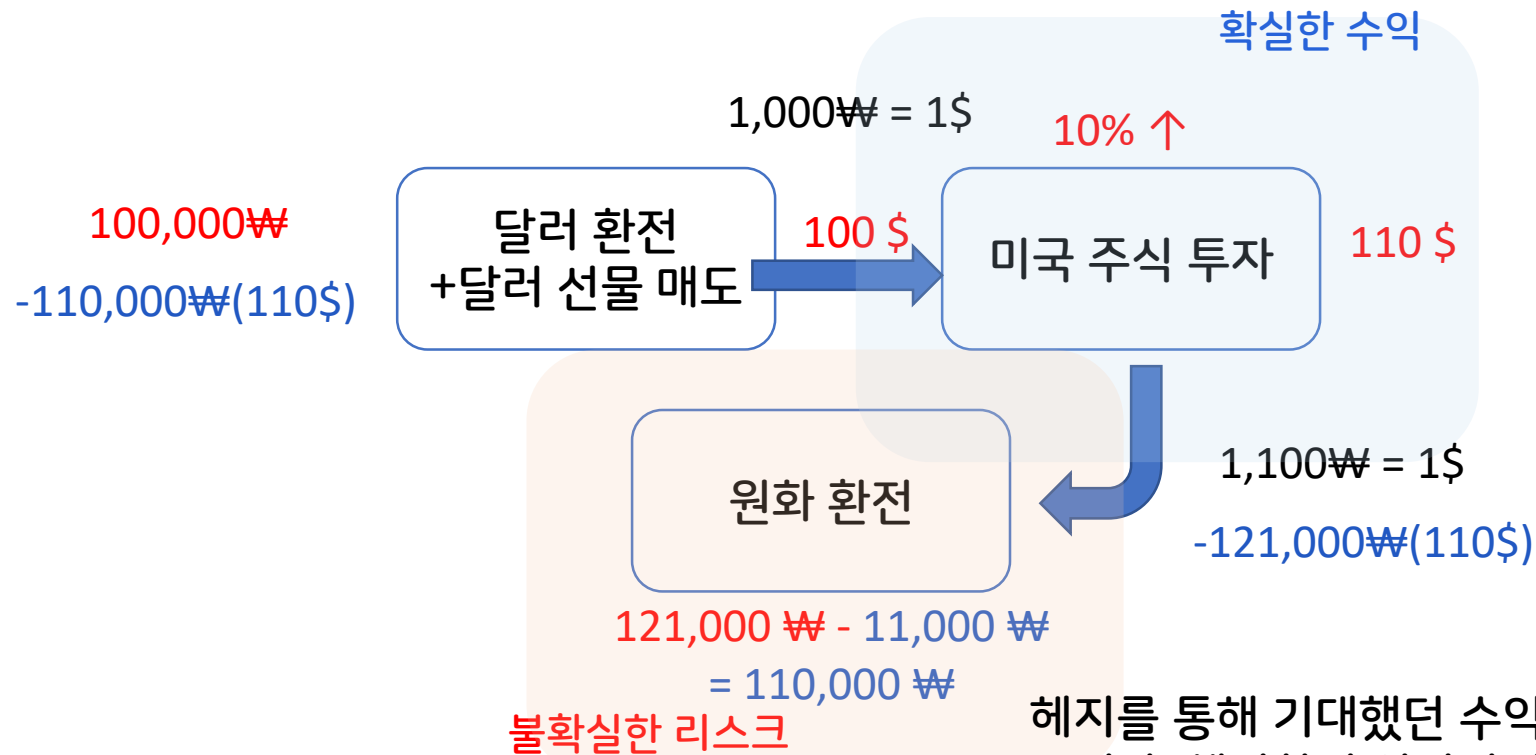


FX Management

예시 3) 해외 투자 풀 헷지 2

환율 변동으로 인해, 영업이익에도 불구하고 전체적으로는 손해를 본 A사는 110\$ 만큼의 달러 선물을 매도함으로써 원화로 표시된 환 리스크를 제거할 수 있다.(Full Hedge)

하지만 환율이 오히려 상승한다면?



헤지를 통해 기대했던 수익(10%)을 그대로 실현
그러나, 헷지하지 않았다면 더 큰 차익 실현 가능


Problem

FX Management

환 리스크와 환 헤지

예상치 못한 환 변동에 의한 위험(환 리스크)을 상쇄하는 행위(환 헤지)

Risky 

Hedged 

	예시 1 (No Hedge)	예시 1.5 (No Hedge)	예시 2 (Full Hedge)	예시 3 (Full Hedge)
환율	1\$ = 900₩	1\$ = 1,100₩	1\$ = 900₩	1\$ = 1,100₩
원화	99,000₩	121,000₩	110,000₩	110,000₩
달러	110\$	110\$	122\$	100\$

No Hedge(0%) : 달러 헷지 / 원화 위험

Full Hedge(100%) : 원화 헷지 / 달러 위험

이익



손해

Problem

FX Management

환 리스크와 환 헤지

예상치 못한 환 변동에 의한 위험(환 리스크)을 상쇄하는 행위(환 헤지)

Risky 
Hedged 

	예시 1 (No Hedge)	예시 1.5 (No Hedge)	예시 2 (Full Hedge)	예시 3 (Full Hedge)
환율	1\$ = 900₩	1\$ = 1,100₩	1\$ = 900₩	1\$ = 1,100₩
원화	99,000₩	121,000₩	110,000₩	110,000₩
달러	110\$	110\$	122\$	100\$

같은 표시 금액,
But 다른 가치

이익

손해


No Hedge(0%) : 달러 헷지 / 원화 위험

Full Hedge(100%) : 원화 헷지 / 달러 위험

Value Based Hedge(0~100%) 가치 기반 헷지

FX Prediction Model by Deep Learning

월	화	수	목
1,200	1,100	1,000	900



금	월	화	수	목	금	월	화	수
850	875	900	1,050	1,100	1,150	1,100	1,000	950

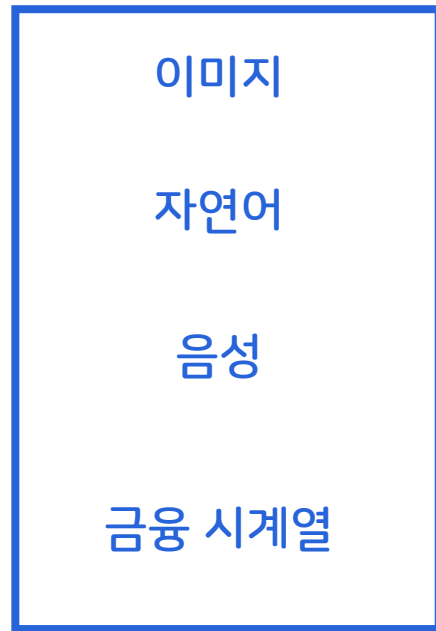


딥러닝으로 환율에 대한 완벽한 예측 모델을 만들 수 있다면?

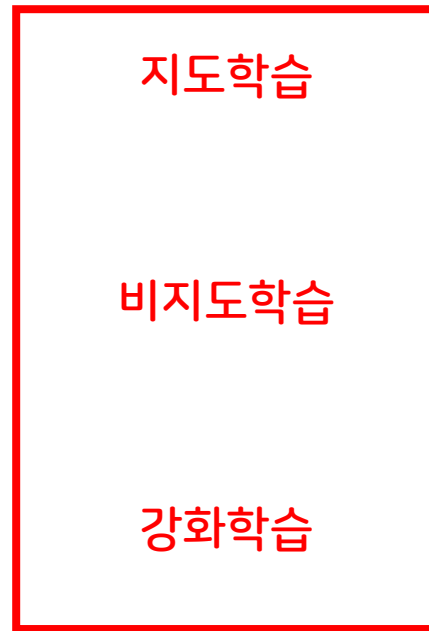
- 최적 시점에 환전 가능
- 환 헤지/노출 포지션 동적 배분 가능
- 환 시세 차익을 바탕으로 트레이딩 가능

머신 러닝(딥 러닝)

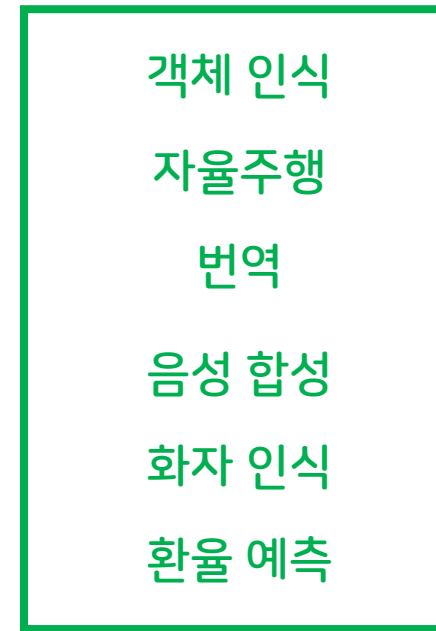
(많은)데이터 내부의 비선형 관계(분포)를 스스로 학습하여 주어진 목표를 수행하는 모델



데이터 수집
/ 전처리



모델링



적용

FX Prediction Model by Deep Learning

딥러닝으로 환율에 대한 완벽한 예측 모델을 만들 수 있다면?

어떻게?

간단한 지도학습 모델링

〈Image Classification〉



Dog	Cat
0.05	0.95

〈Language Translation〉

<BOS> I love you <EOS>



너를 사랑해 <EOS>

〈Financial Time Series Forecast〉

월	화	수	목
1,200	1,100	1,000	900



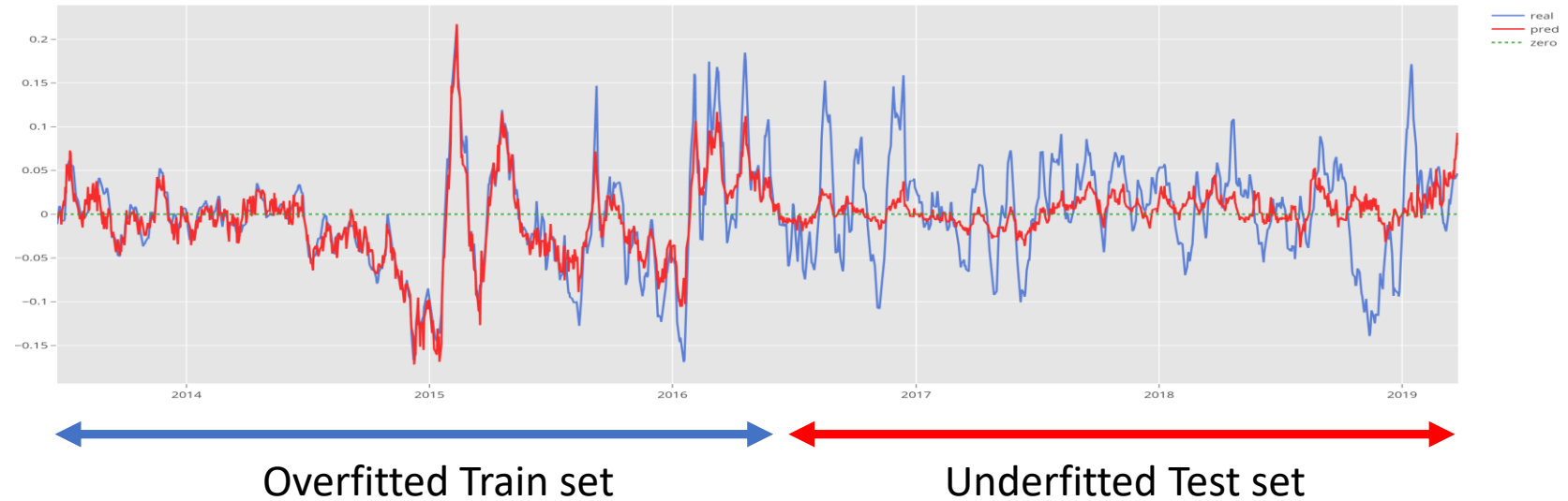
금
1,000

딥러닝을 적용하는 데 있어서
금융 시계열이 가지는 문제점

1. Small
2. Unreliable
3. Inconsistency
4. Incompleteness
5. Not Permanent
6. Dependent

딥러닝을 적용하는 데 있어서 금융 모델링의 문제점

1. Overfitting / Underfitting



2. Time series not only in data point, but also between data points (데이터 간 시계열 특성)

- Carefully Train / Validation / Test Split

No Pain, No Gain

금융데이터의 장점

1. High frequency & Repetitive - Low expectation on Accuracy

```
In [1]: import random
def simulate(p=0.5, d=365):
    balance = 1
    a = 0
    b = 0
    for _ in range(d):
        u = random.random()
        if u < p:
            balance *= 1.005
            a += 1
        else:
            balance *= 1/1.005
            b += 1
    return balance
```

```
In [2]: def simulate_n(p=0.5, d=365, n=10):
earnings = [simulate(p, d) for _ in range(n)]
return sum(earnings)/n

simulate_n(p=0.52, d=250, n=10000), simulate_n(p=0.55, d=250, n=10000)
```

```
Out[2]: (1.0540546737564491, 1.1370850894383013)
```

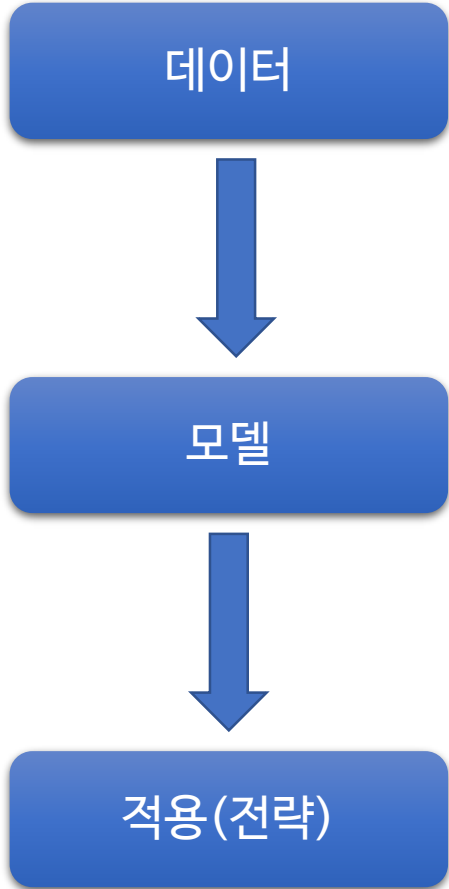

No Pain, No Gain

금융데이터의 장점

2. Efficient role of Domain Knowledge - Explicit Feature Selection

- 완벽하진 않지만, 목적에 맞는 모델링
- 다양한 데이터 소스를 통해 목적에 맞는 모델 설계 가능
- 예) 두바이 유 구매 리스크 요인 => 1) 달러 가치 리스크 2) 중동 경제 리스크 등
- 달러 가치 리스크는 달러 선물헷지로 방어하고,
중동 거시경제 변수만으로 학습시켜 대응하는 방식으로 구성 가능

Solutions

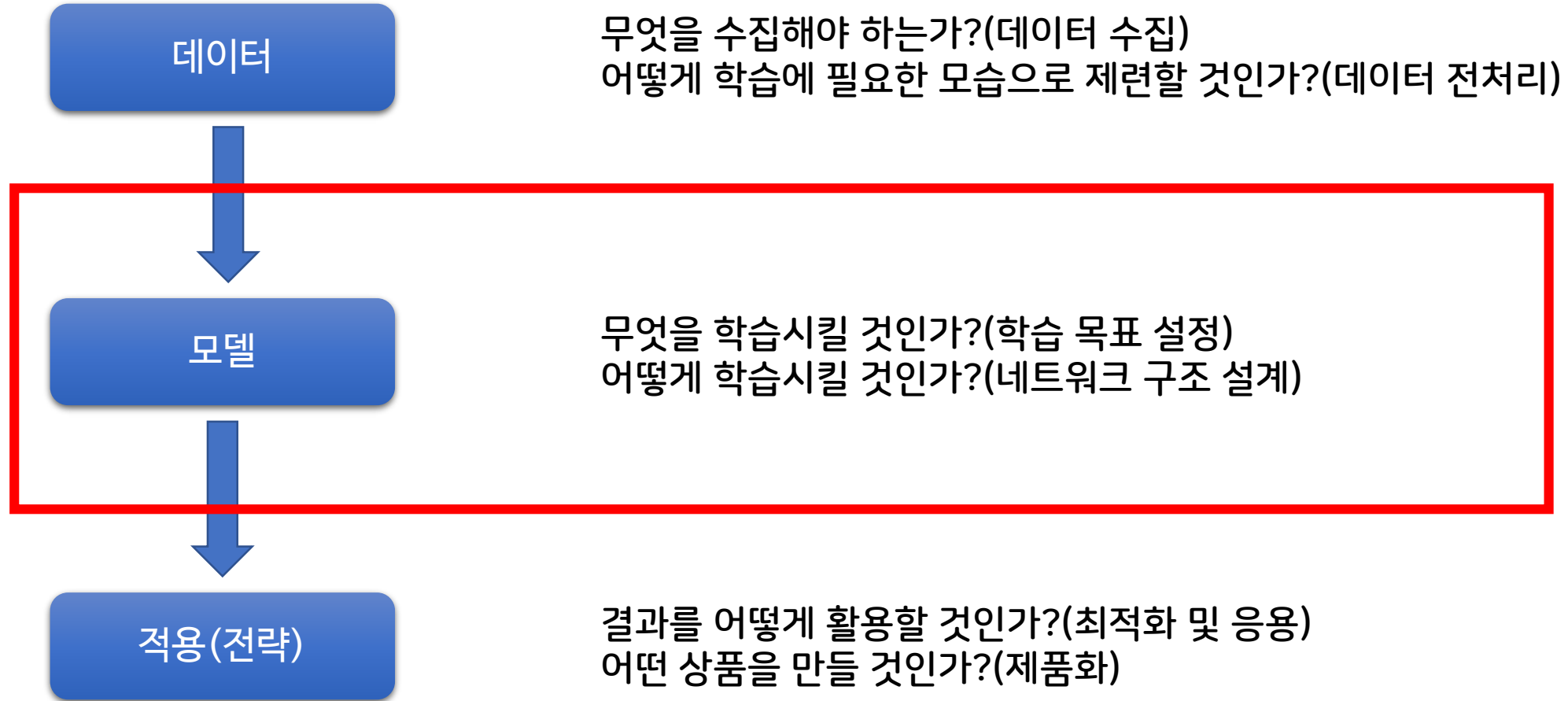


무엇을 수집해야 하는가?(데이터 수집)
어떻게 학습에 필요한 모습으로 제련할 것인가?(데이터 전처리)

무엇을 학습시킬 것인가?(학습 목표 설정)
어떻게 학습시킬 것인가?(네트워크 구조 설계)

결과를 어떻게 활용할 것인가?(최적화 및 응용)
어떤 상품을 만들 것인가?(제품화)

Solutions



Solutions

1. Task-Specific Modeling

- 완벽한 모델이 아닌, 필요한 모델을 만들자.

2. Objective Control using Domain Knowledge

- 모델이 푸는 문제를 효율적으로 변경하자.

금융데이터를 이용한,
단순 값을 예측하는 지도학습 모델링은
사실상 불가능



1. 데이터 엔지니어링

- Noise Cancelling
- Feature Extraction
- Factor Analysis

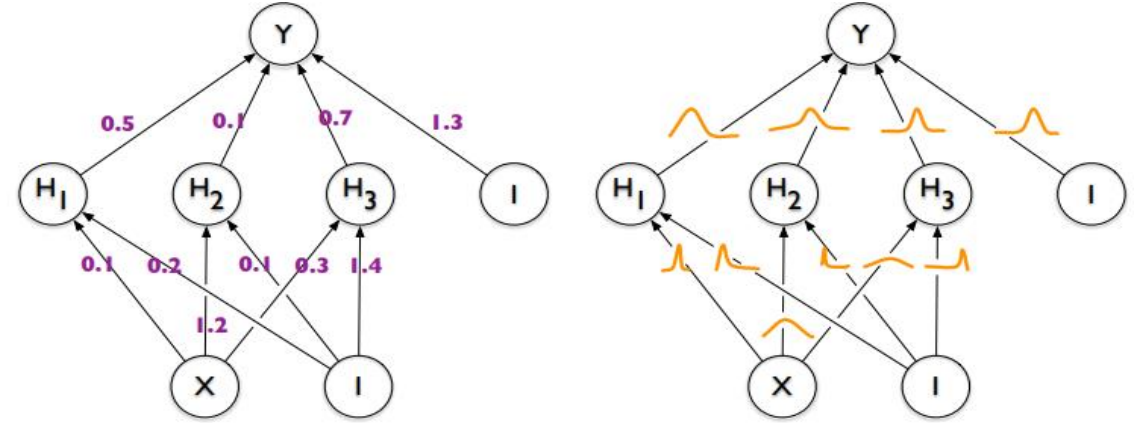
2. 모델의 목표 조정

- Reinforcement Learning(AXE)
 - ⊙ High Frequency Trading / 호가창 데이터
- Portfolio Making Model(AI ETF)
 - ⊙ Concept Base, Stock Selection
- Bayesian Uncertainty Prediction(QRAFT FX)
 - ⊙ Risk Aversion, Confidence interval

Bayesian Uncertainty Prediction

도입 이유:

1. Hedge Task - Specialized Model
2. Risk First, Profit Second
3. Overfitting Control



Various Solutions for Neural Network:

출처 : <https://taeoh-kim.github.io/blog/bayesian-deep-learning-introduction/>

- GP(Gaussian Process)DNN - Homoscedastic / Heteroscedastic Noise Modelling
- Deep Ensemble(Gaussian Mixture, Reparameterization)
- MC Dropout(or Flipout)

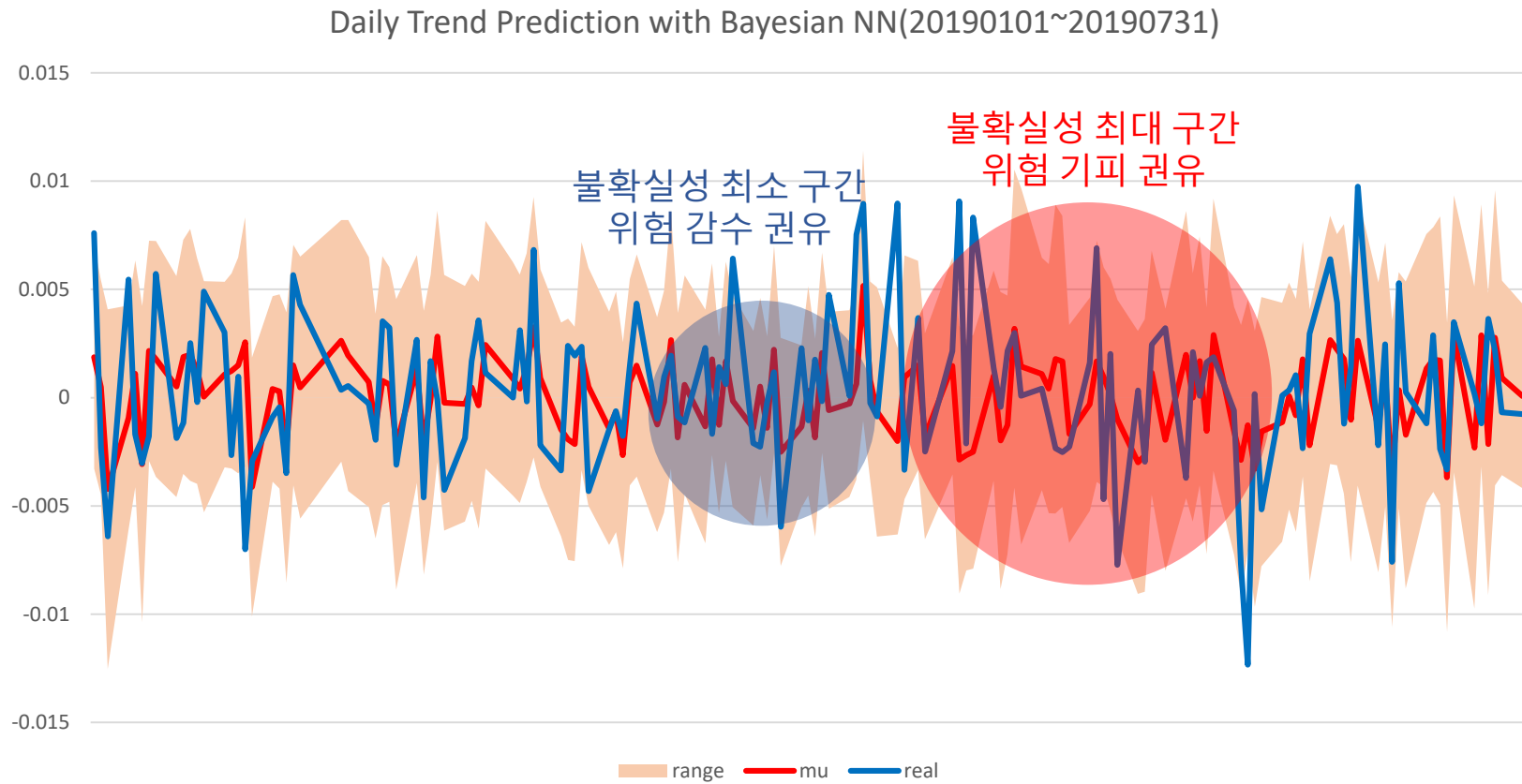
Implementation

- Tensorflow-Probability(tfp)

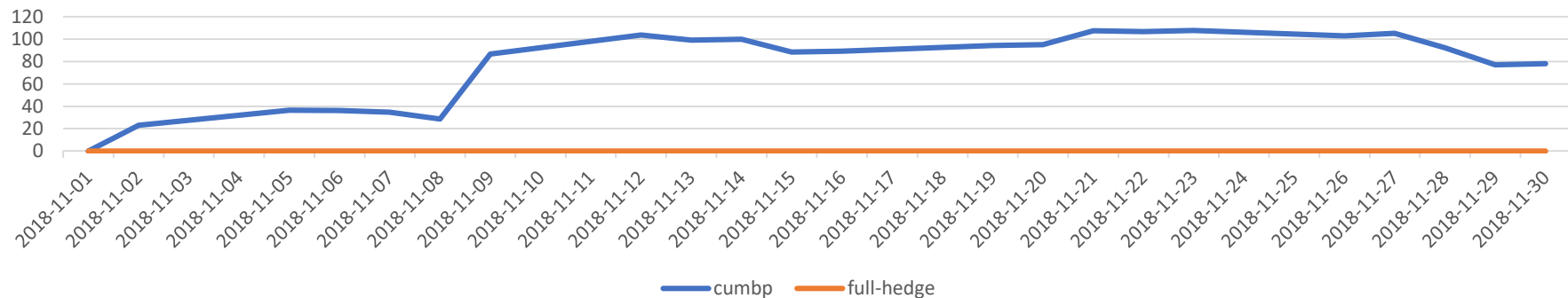
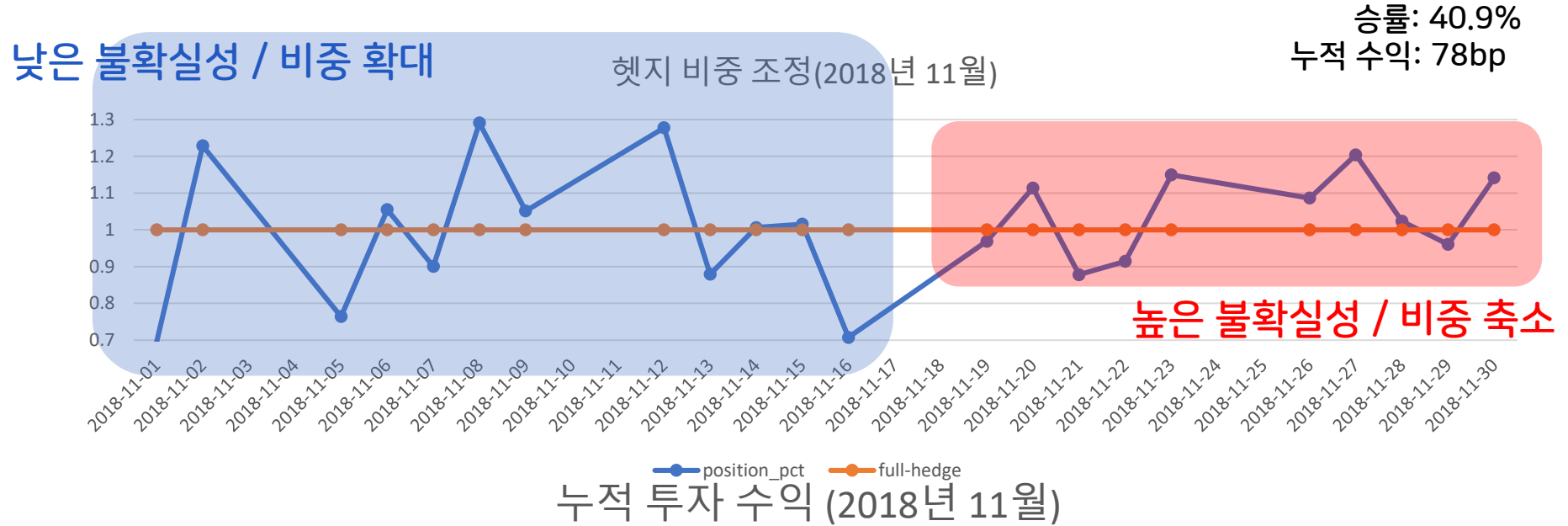
참고 자료

- *Wilson, Andrew Gordon, et al. "Deep kernel learning." Artificial Intelligence and Statistics. 2016.*
- *Wilson, Andrew G., et al. "Stochastic variational deep kernel learning." Advances in Neural Information Processing Systems. 2016.*
- *Lakshminarayanan, Balaji, Alexander Pritzel, and Charles Blundell. "Simple and scalable predictive uncertainty estimation using deep ensembles." Advances in Neural Information Processing Systems. 2017.*
- *Gal, Yarin, and Zoubin Ghahramani. "Dropout as a bayesian approximation: Representing model uncertainty in deep learning." international conference on machine learning. 2016.*
- *Wen, Yeming, et al. "Flipout: Efficient pseudo-independent weight perturbations on mini-batches." arXiv preprint arXiv:1803.04386 (2018).*

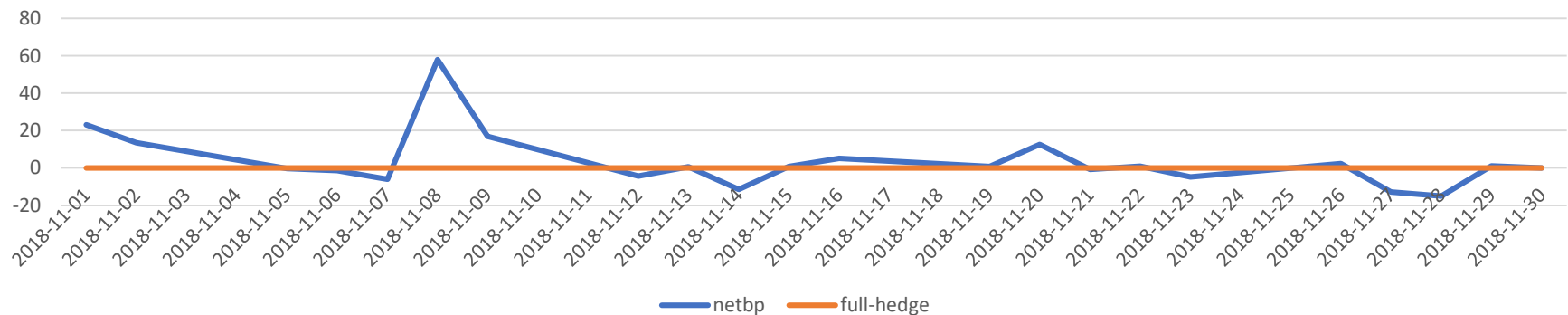
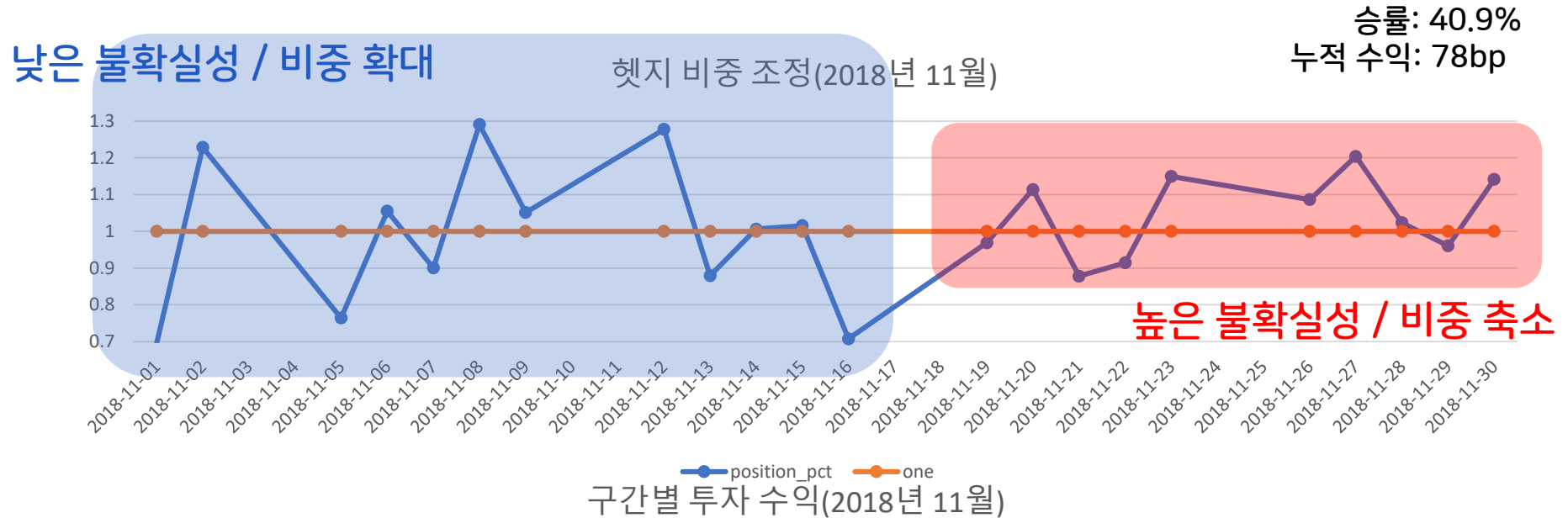
Bayesian Uncertainty Prediction Based FX Hedge



Bayesian Uncertainty Prediction Based FX Hedge



Bayesian Uncertainty Prediction Based FX Hedge

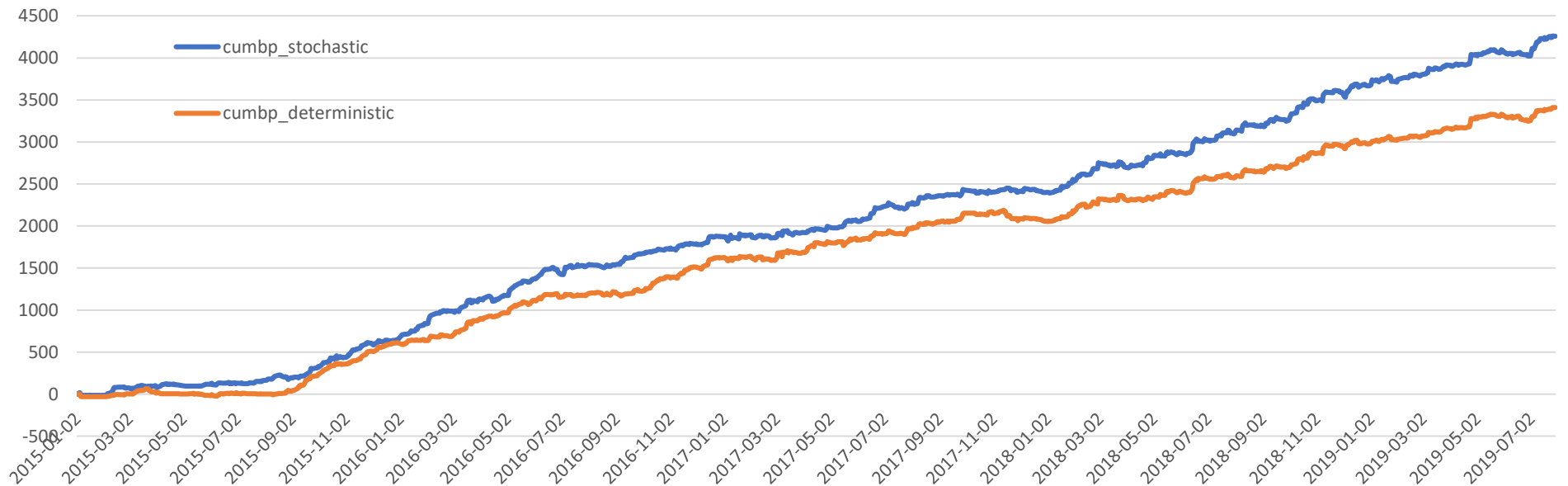


Bayesian Uncertainty Prediction Based FX Hedge

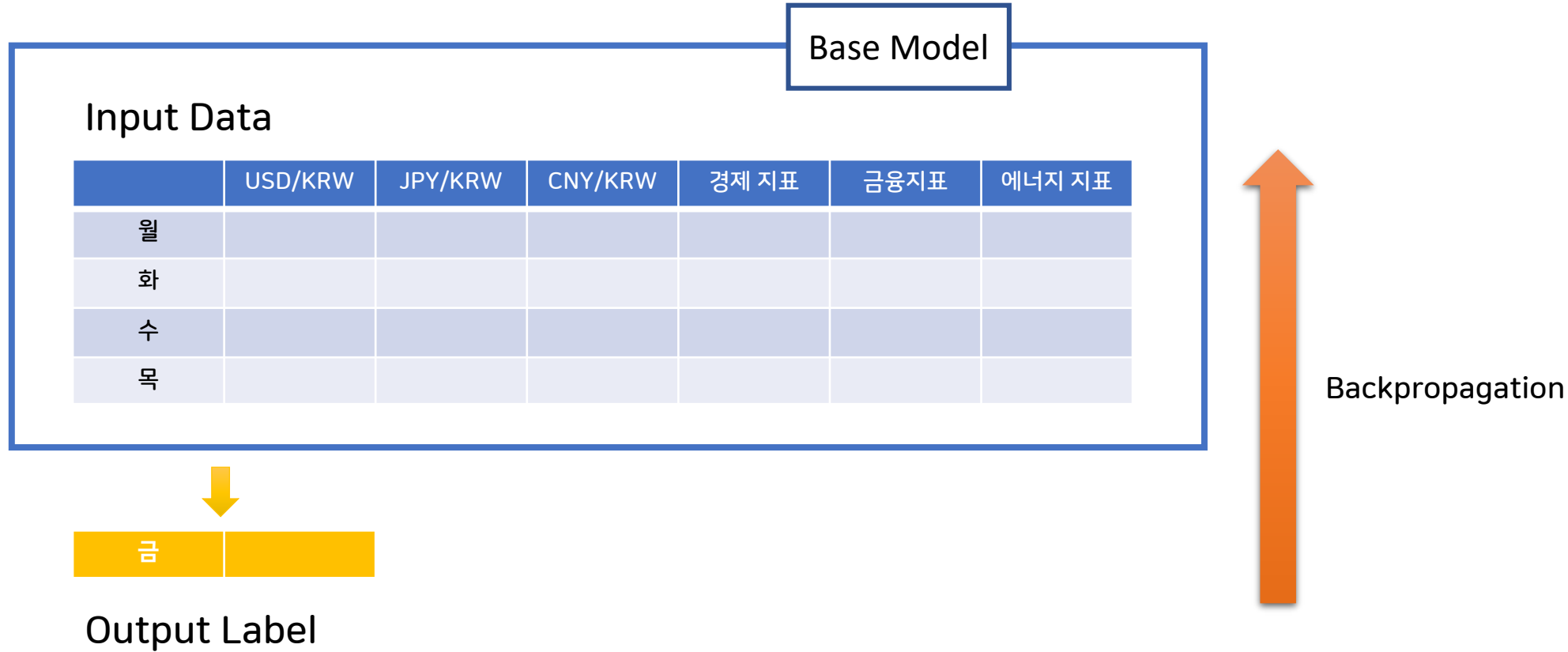
목표: 1 영업일 후 수익률 예측
벤치마크: Full-hedge(매수) Strategy
레버리지: 30% (헷지비율 70%~130% 내 조정)

	Stochastic	Deterministic
승률	0.602313167	0.610320285
누적수익률(달러)	0.397568552	0.318321103
MDD(달러)	-0.006832283	-0.008580432
누적수익률(원화)	0.425743883	0.340870541
MDD(원화)	-0.067737794	-0.075241892

누적 수익률(BP)

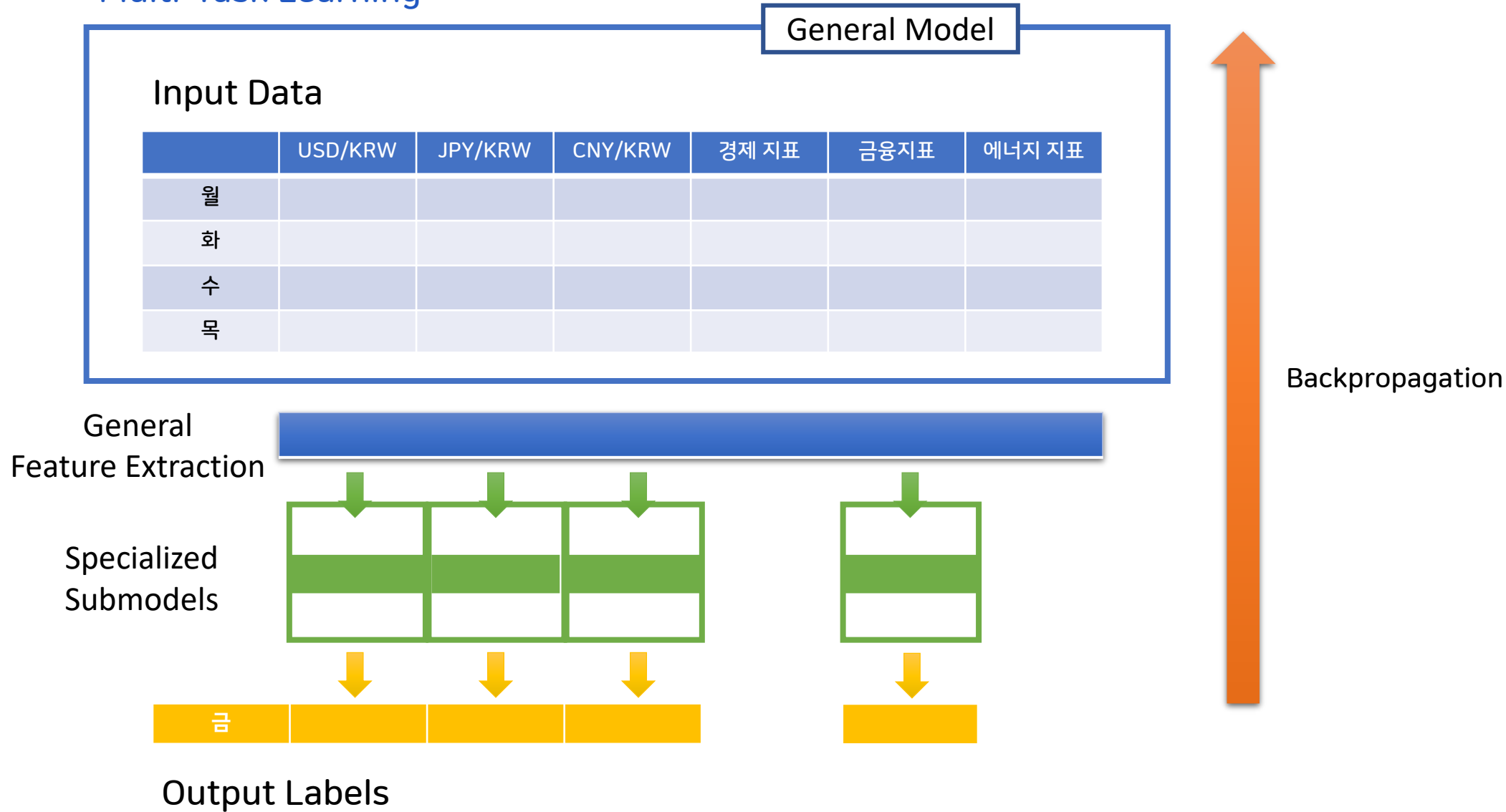


Single-Task Learning(Basic Model)

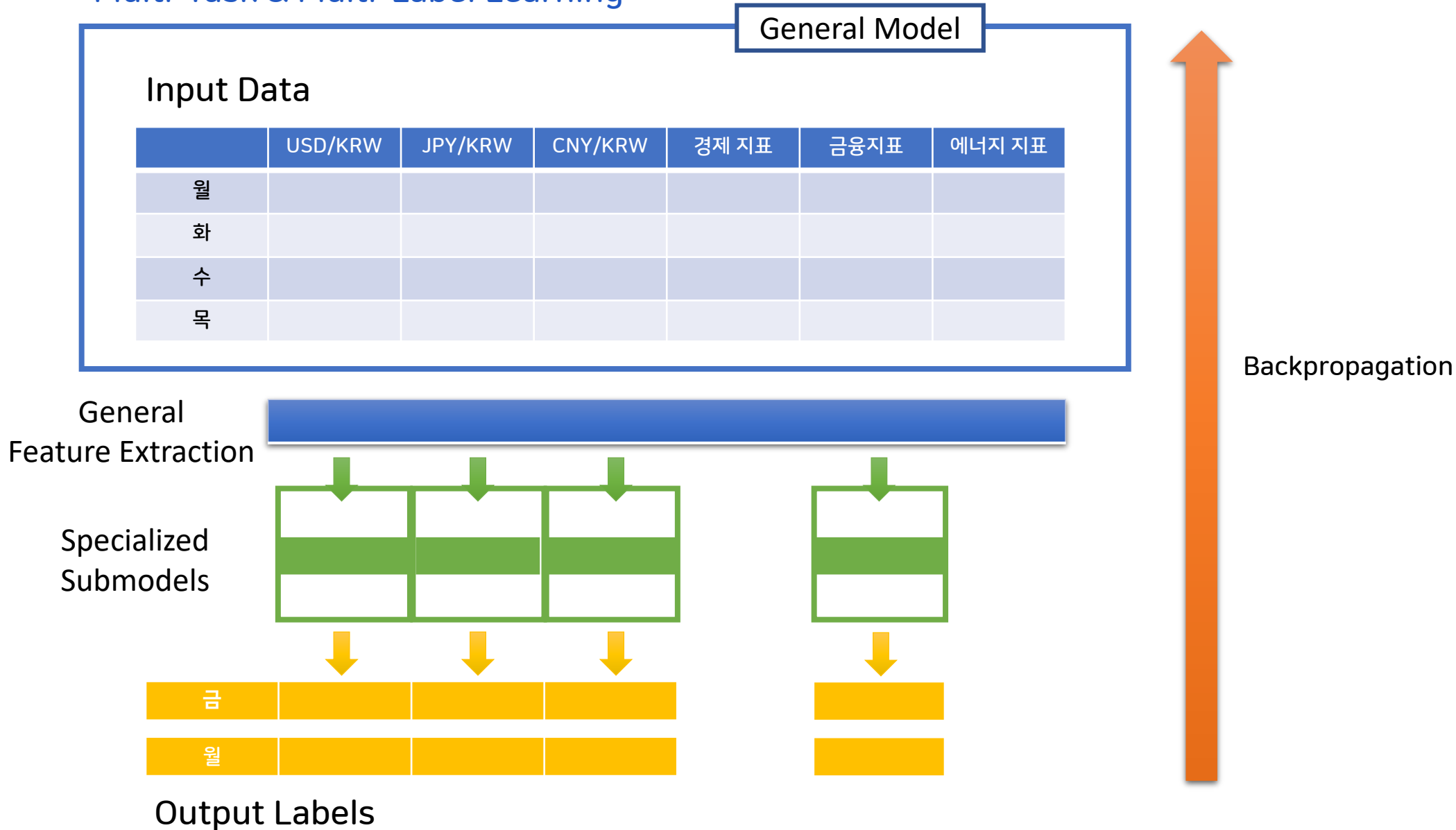


Few & Noise Label
Main Problem : Overfitting에 쉽게 노출

Multi-Task Learning



Multi-Task & Multi-Label Learning



Multi-Task & Multi-Label Learning

Benefit:

1. 일반화 성능 향상(Data Augmentation 효과)
2. 실제 Multi-Task 문제에 사용 가능 -> 금융상품 합성
3. 레이블 간 상관성(공분산, 상관계수) 계산 -> 구매 스케줄링

Others...

그 외 시도해본 것들

- Attention
- Pretrainable Network
- Factor Analysis
- Ensemble Modelling
- Gaussian Mixture Approximate

Others...

그 외 시도할 / 시도해보고 싶은 것들

- Anomaly detection(or Event-driven)
- Unstructured Data(News, Twitter...)
- More General Financial Time Series Encoding

금융 데이터 + 딥러닝

- 금융 시계열을 활용해서 가치를 창출할 수 있는 분야가 많다.
- 하지만 금융 시계열 자체적 결함 때문에 일반적인 방법으로 완벽한 예측 모델링을 하는 것은 불가능하다.
- 금융 시계열에 딥러닝을 적용함에 있어서, 각 목표에 맞는 특화된 모델링을 지향한다면 고무적인 성과를 얻을 수 있다.
- 여기에 딥러닝에서 쓰이는 여러 노하우들을 필요에 맞게 조합한다면, 금융 데이터 분야에서의 딥러닝은 더 이상 불가능한 꿈이 아니다.

활용 예시
(진행 중 / 진행 예정)

외환 모델 활용 예시

- 동적 헷지 금융상품 출시
- 외환 ETF 상장
- B2C 환전 서비스 클라우드 배포

THANK YOU

GRAFT

감사합니다.