

시장감시 인공지능적용 연구용역 계획

1. 추진배경

- ☐ 복잡·지능화된 불공정거래에 대한 효율적 대응을 위하여 감시기법의 정교화·첨단화 요구

2. 연구용역 추진계획

- ☐ 시장감시에 최첨단 인공지능 기법을 도입
 - 연구용역 계약 : '17년 4월(예상)
 - 연구용역 예상 진행시기 : '17.5월~11월(7개월)

3. 기존 인공신경망 설명

- ☐ 목적 : 계좌의 거래와 관련된 변수를 입력하여 불공정거래 혐의 여부 판단
- ☐ 모델 : 3계층, 노드수(13개)
- ☐ 학습방식 : supervised 학습
- ☐ 학습데이터 : 400개
- ☐ 입력변수 : 13개(60일간의 거래 기준)
매수정상호가수량, 매수정상호가건수 등 13개변수
- ☐ 출력변수 : (0 : 무혐의 계좌) 또는 (1 : 혐의계좌)

4. 향후 개발계획

☐ 개발 모델

☐ 1 기존 얇은 신경망 모델을 다층 인공신경망 모델로 변환

☐ 목표 : 기존 신경망 모델의 적중률 개선

☐ 구현 방안 : 적중률 향상을 위해 3계층 구조 → 5계층 이상의 구조로 변경, 다양한 **Regularization** 방법 적용, 학습을 변경 등

☐ 모델 Input : 거래 또는 시세관여가 일정수준 이상인 혐의 및 무혐의 계좌의 10일, 30일, 60일간의 거래 데이터
매수정상호가수량, 매수정상호가건수 등 13개변수

☐ 모델 Output : 특정계좌의 시세조종 혐의정도(0~1)

☐ 검증방법 : Test 데이터를 통한 최적의 **Precision**과 **Recall Rate** 값을 갖는 모델 또는 파라미터 찾기

☐ 특이사항 : 학습데이터 입력 및 학습과정도 포함

□ 2 딥러닝 적용 시세조종협의 판단 모델 개발

- 목표 : 호가 및 체결데이터의 정보를 최대한 반영할수 있도록 다수 입력변수를 활용한 인공신경망 모델 구축
- 구현 방안 : 가능한 많은 입력변수를 활용하여 모델 구축
- 50개 이상의 입력변수(① 모델의 13개 변수를 포함)
- 제약요인 : 데이터 개수가 1천개 정도
- 모델 Input : ① 모델 협의 및 무협의계좌의 10일, 30일, 60일간의 거래 데이터
* ① 모델을 포함하여 50개 이상의 입력변수
- 모델 Output : 특정계좌의 시세조종 협의정도(0~1)
- 검증방법 : Test 데이터를 통한 최적의 Precision과 Recall Rate 값을 갖는 모델 또는 파라미터 찾기
- 특이사항 : 학습데이터 입력 및 학습과정도 포함

③ RNN(Recurrent Neural Network)을 이용한 시세조종협의 판단 모델 개발

- ☐ 목표 : 입력변수들의 상관관계를 반영한 RNN 적용 시세조종협의 계좌 판단 모델 개발
- ☐ 구현 방안 : ①의 입력변수들을 활용하되 히든 레이어간의 정보가 전달될 수 있도록 함(10일, 30일, 60일 데이터)
- ☐ 모델 Input : ① 모델과 동일
- ☐ 모델 Output : 특정계좌의 시세조종 협의정도(0~1)
- ☐ 검증방법 : Test 데이터를 통한 최적의 Precision과 Recall Rate 값을 갖는 모델 또는 파라미터 찾기
- ☐ 특이사항 : 학습데이터 입력 및 학습과정도 포함

④ K-Means Clustering을 이용한 연계계좌 분류

□ 목표 : K-Means(++)방식을 이용한 협의계좌들의 연계그룹 분류

□ 구현 방안 : 계좌간의 metric을 정의한 후 연계된 불공정거래 계좌들을 그룹화

- 호가제출시간 일치를 감안하여 연계그룹 분류
- 호가제출시간을 분석하기 위해서 계좌들의 호가를 10분간격 또는 20분 간격 등으로 구분 하고 동 시간대별로 최저가 대비 최고가 비율을 계산하고 이 비율이 일정 이상인 시간대만 선택
 - * 시간대 구분 변경가능 및 모든 시간대로 확장하여 분석 가능
- 각 시간대별 계좌의 호가제출수량이 일정수량 이상인 계좌만을 대상
 - * 예: 호가제출수량이 각 시간대별로 100주 이상 등
- 접속 시간대 주가가 급변하는 시간대의 신규, 정정, 취소호가 대상
- 각 시간대별로 호가를 낸 경우는 '1'로 표시 내지않은 경우는 '0'
- 호가를 매도/매수 구분하여 분석
- 호가제출('1')의 일치건수가 일정 수 이상 되어야 함
 - * 호가제출 일치건수 10회 이상 등

- metric은 euclidean metric : $\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$

□ 고려사항 : K 결정 방법 제시 필요(Elbow, Information,

Silhouette, Cross-validation 등)

- ☐ **모델 Input** : 호가제출 수량이 일정 이상인 계좌들의 주가변동이 있는 특정시간대들에 호가 제출 수량
- ☐ **모델 Output** : 계좌들을 K-그룹으로 분류
- ☐ **검증방법** : 특정그룹에 무혐의계좌는 최소로, 연계된 혐의계좌들은 최대로 포함시킬 수 있는 K, 가격변동율 등 파라미터 찾기
- ☐ **특이사항** : 시간구분(10분, 20분 등), 주가변동율, 호가제출수량, 취소호가 포함, 매도/수 구분 선택 가능, 학습데이터 입력 및 학습과정 자동화

5 RL(Reinforcement Learning)을 이용한 혐의계좌 연계그룹 분류 모델 개발

□ 목표 : 통정거래 횟수를 통한 계좌들의 연계그룹 분류(아래 알고리즘 I 또는 알고리즘II 중 한 개 구현)

□ 구현 방안 : 주가변동율이 일정이상인(예, 10분 또는 20분간의 가격 변동율(최고 - 최저)/최저*100=5% 이상) 특정기간 또는 특정시간대 (예, 10:00 ~10:10분)에 통정거래가 일정이상인(예, 3회이상) 계좌들을 동일 그룹으로 간주하여 분류

- (예시) '16.6.1~7.31일 기간의 일별거래시간을 10분간격으로 구분하고 10분간의 가격변동율이 5%이상인 구간에서 통정횟수 3회 이상인 계좌들을 그룹별화

· 동 구간에서 A계좌가 B계좌와 거래가 5회이상, B계좌와 C계좌의 거래가 3회 이상, D계좌와 E계좌의 거래가 5회, E계좌와 F계좌가 6회, F계좌와 G계좌가 3회 거래가 있는 경우

· A, B, C계좌를 그룹1로, D,E,F,G계좌를 그룹2로 구분

□ 알고리즘 I (Deep Q-learning 방식 등으로 구현)

① 단순 데이터 추출과정

㉠ 특정기간 또는 특정시간의 주가변동율 계산

㉡ 주가변동율 기준을 만족하는 특정기간 또는 특정시간 선택

㉢ ㉡에서 찾아낸 기간 또는 시간에 거래한 계좌쌍을 Groupby하여 통정거래 횟수 계산

㉣ ㉢에서 찾아낸 계좌쌍중 통정거래 횟수가 일정이상인 N개 계좌쌍

선택

② 학습과정

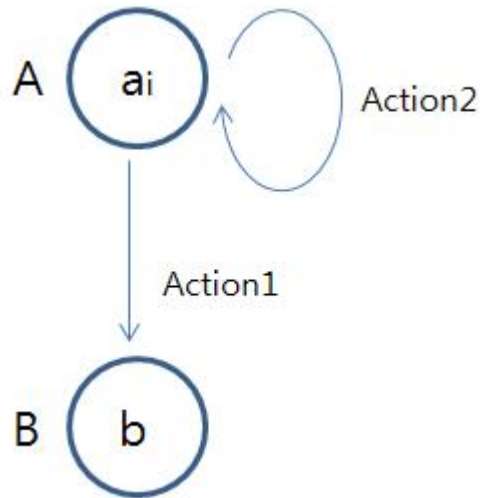
㉠ 연계성 분석대상 특정계좌 b를 초기값으로 선택

㉡ 2개 집합 A, B를 만듦

- A는 통정거래가 횟수가 일정 이상인 모든 N개 계좌쌍 포함, A는 Loop구조
- B(Bin)는 특정계좌 b를 포함, B는 b와 관련된 통정거래 계좌들을 포함하는 집합

【 State, Action, Reward 구성(안) 】

State	Action	Action설명	Reward	Reward설명
(B, a_i)	Action1	A의 계좌쌍 a_i 를 B로 분류하고 다음 state로 전환 a_i 는 A에서 삭제	+ 10	계좌쌍 a_i 를 구성하는 2계좌중 1계좌가 B의 특정계좌와 일치하는 경우
			-100	계좌쌍 a_i 를 구성하는 2계좌중 어떤계좌도 B의 어떤계좌와도 일치하지 않은 경우
	Action2	특별한 작업없이 다음 state로 전환 a_i 는 A에 그대로 존재	+ 10	계좌쌍 a_i 를 구성하는 2계좌중 어떤계좌도 B의 어떤계좌와도 일치하지 않은 경우
			-100	계좌쌍 a_i 를 구성하는 2계좌중 1계좌가 B의 특정계좌와 일치하는 경우



【 State, Action, Reward의 변화과정 예시 】

State	Action	Reward
B(b), $a_1(b,c)$	Action1	+ 10
B(b,c), $a_2(d,f)$	Action1	-100
B(b,c,d,f), $a_3(d,e)$	Action2	-100
B(b,c,d,f), $a_4(c,f)$	Action1	+ 10
B(b,c,d,f), $a_5(b,h)$	Action1	+ 10
B(b,c,d,f,h), $a_6(c,g)$	Action2	-100
...	...	...

㉔ Deep Q-Learning을 위한 Input 및 Output 구성

- Input(state) : $2N+2+1$ 개로 구성

$2N$: B 집합 최대 계좌수

2 : A 집합에서 선택된 a_i 의 구성 계좌수

1 : Reward

- 최대 $2N$ 개의 변수는 $x_1, x_2, \dots, x_{2N}$ 으로 구성되며, 각 변수는 B집합의 계좌번호가 할당
- 2개의 변수는 x_{2N+1}, x_{2N+2} 는 A집합의 a_i 의 구성계좌번호로 할당
- 1개의 변수는 x_{2N+3} 은 Reward 할당
- Output : 2개의 Action에 대한 Q-Value값을 나타냄

□ 알고리즘 II(강화학습으로 구현)

① 단순 데이터 추출과정

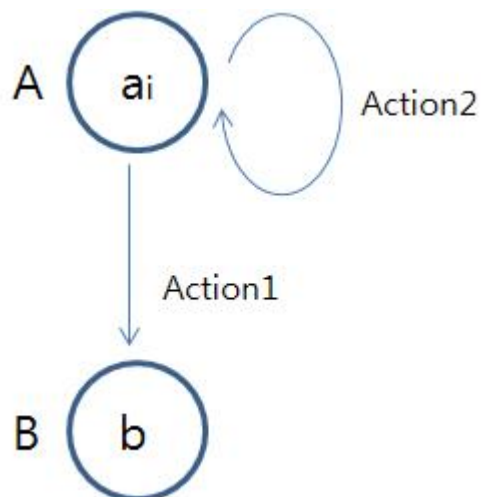
- ㉠ 특정기간 또는 특정시간의 주가변동을 계산
- ㉡ 주가변동을 기준을 만족하는 특정기간 또는 특정시간 선택
- ㉢ ㉡에서 찾아낸 기간 또는 시간에 거래한 계좌쌍을 Groupby하여 통정거래 횟수 계산
- ㉣ ㉢에서 찾아낸 계좌쌍중 통정거래 횟수가 일정이상인 N 개 계좌쌍 선택

② 학습과정

- ㉠ 연계성 분석대상 특정계좌 b 를 초기값으로 선택
- ㉡ 2개 집합 A, B를 만듦
 - A는 통정거래가 횟수가 일정 이상인 모든 N 개 계좌쌍 포함, A는 Loop구조
 - B(Bin)는 특정계좌 b 를 포함, B는 b 와 관련된 통정거래 계좌들을 포함하는 집합

【 State, Action, Reward 구성(안) 】

State	Action	Action설명	Reward
(B, a_i)	Action1	A의 계좌쌍 a_i 를 B로 분류하고 다음 state로 전환 a_i 는 A에서 삭제	0
	Action2	특별한 작업없이 다음 state로 전환 a_i 는 A에 그대로 존재	0



【 State, Action의 변화과정 예시 】

State	Action
$B(b), a_1(b,c)$	Action1
$B(b,c), a_2(d,f)$	Action1
$B(b,c,d,f), a_3(d,e)$	Action2
$B(b,c,d,f), a_4(c,f)$	Action1
$B(b,c,d,f), a_5(b,h)$	Action1
$B(b,c,d,f,h), a_6(c,g)$	Action2
...	...

㉔ 강화학습을 위한 State 및 Action 구성

- state : 최대 $2N$ 개로 구성($S_1, S_2, \dots, S_{2N}$)

$2N : B$ 집합 최대 계좌수 $\times 2$

- agent는 최대 $2N$ 개의 state를 이동(N 개 계좌쌍을 2번 순환)

- reward : 최종적으로 만들어진 집합 B 가 b 와 관련된 통정계좌를 모두 정확하게 포함할 경우 : +100

기타 : -100

※ reward는 최종 결과에서만 부여, 중간 과정에는 reward 없음

※ 최종적으로 만들어진 집합 B 는 아래 집합 B_N 과 일치하여야 reward가 +100

$B_1 = \{b\} \leftarrow$ 집합 B_1 는 계좌 b 만 포함시켜 초기화

$B_2 = B_1 \cup (B_1 \cap \{A\}) \leftarrow$ 집합 A 의 계좌쌍중 계좌쌍을 구성하는 1
계좌가 B_1 의 특정계좌와 일치하는 경우
경우 그 계좌쌍들을 모두 B_1 으로 이동

$B3=B2 \cup (B2 \cap \{A\}) \leftarrow$ 집합 A의 계좌쌍중 계좌쌍을 구성하는 1
계좌가 B2의 특정계좌와 일치하는 경우
경우 그 계좌쌍들을 모두 B2로 이동

...

$BN=BN-1 \cup (BN-1 \cap \{A\})$

- ☐ 모델 Output : 통정거래로 묶인 계좌그룹
- ☐ 검증방법 : 최종적으로 만들어진 집합 B가 BN과 일치여부
- ☐ 특이사항 : 시간간격, 주가변동을 등 각 조건을 옵션으로 선택가능
및 각 옵션에 해당하는 학습데이터 입력 및 학습과정
자동화 등

5. 기타 사항

- ☐ 개발언어 및 소프트웨어 : Python, Tensor Flow
- ☐ 연구용역 개발 산출물
 - 개발모델 및 학습과정의 상세 처리 설명서
 - 시나리오별 연구용역 결과 모델의 정확도 분석
 - 파이썬과 Tensorflow 소스코드(상세 주석 포함)