

P-Tock



목차

서비스 개요

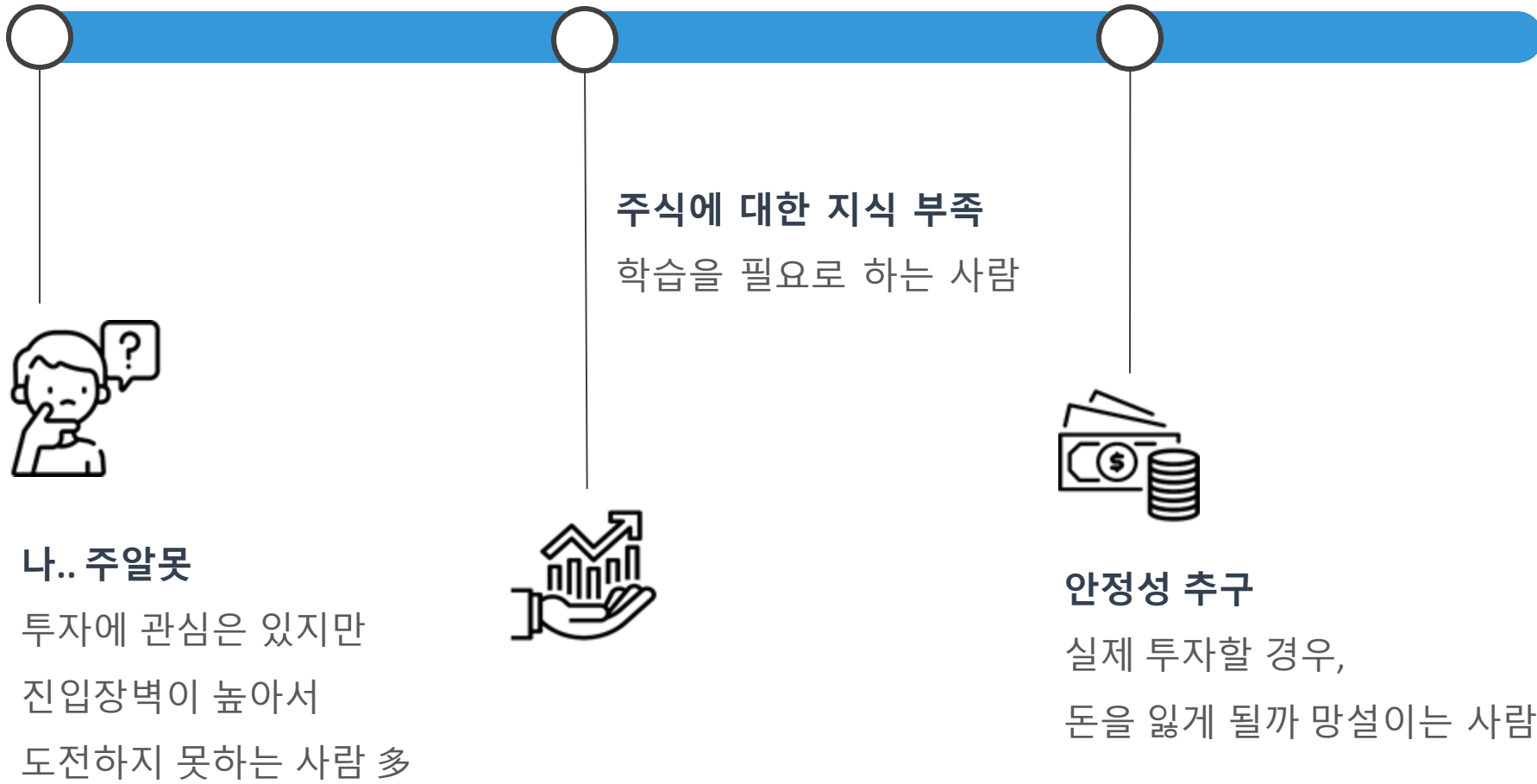
모델 구현

비즈니스 수익구조

Q&A

1. 서비스 개요

1-1. 고객의 Pain-point 제시



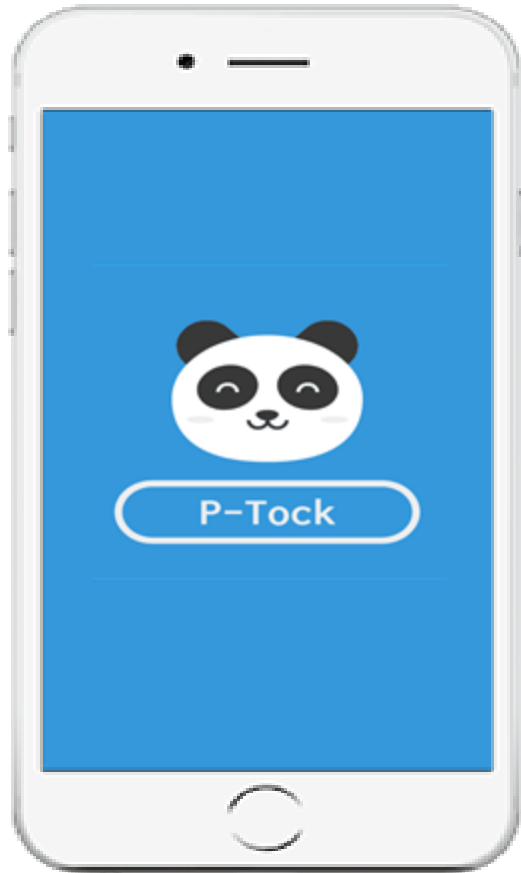
주식 입문자



진입장벽 ↓
실전 감각 ↑

1. 서비스 개요

1-2. 서비스의 내용



- ✓ 경제/증권 분야 뉴스 정보 및 KOSPI 주가 예측 정보 제공
- ✓ 회계 재무 데이터 및 경제지표를 활용한 종목별 주가 예측 정보 제공
- ✓ 하트, 투자금을 활용한 모의투자 서비스 제공

1. 서비스 개요

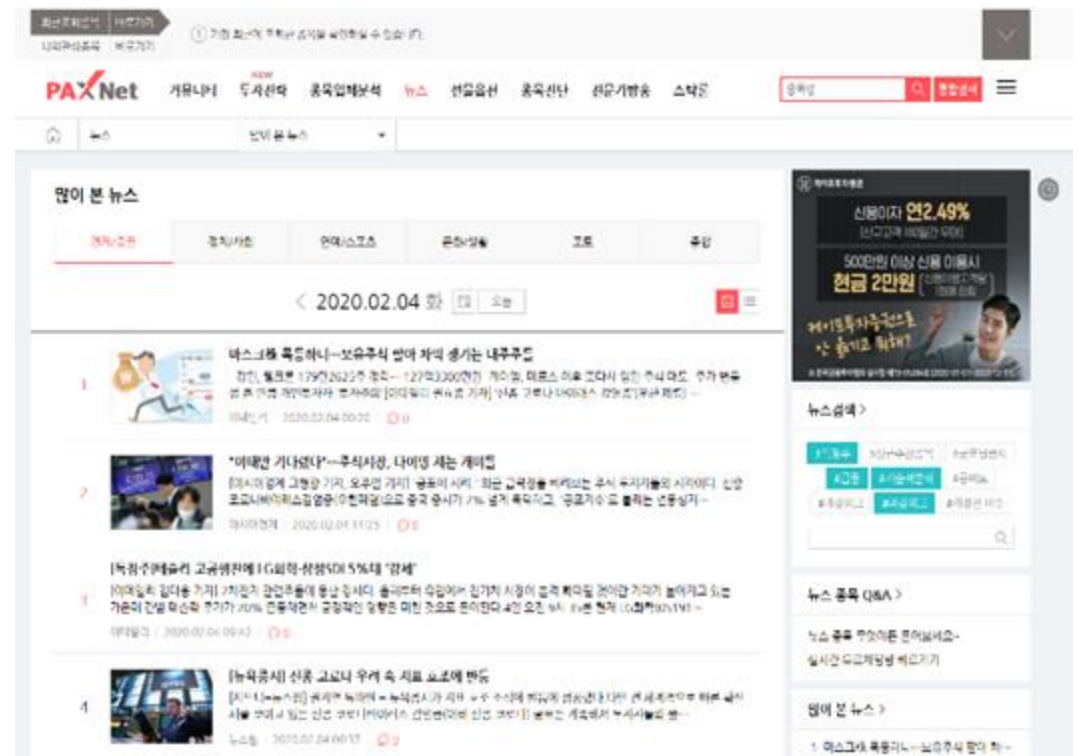
1-3. 서비스의 차별점



2. 모델 구현 -1

2-1. 모델1 : 뉴스데이터를 활용한 KOSPI 주가 예측 모델

- Naver/Paxnet 경제/증권 분야 뉴스 제목 수집 (19.08 ~ 20.01)



2. 모델 구현 -1

2-2. 모델1 : KOSPI 주가 데이터 수집 및 전처리

- 일별 KOSPI 주가 데이터 수집 (19.08 ~ 20.01)
- 해당 날짜 대비 다음날 주가가 상승하면 1, 하락하면 0

```
In [5]: 1 # 데이터 프레임 연결하기 (concat)
        2 # 8~1월 뉴스자료 데이터프레임 생성
        3
        4 new_df = pd.concat([news_df1, news_df2, news_df3])
        5 print(new_df.shape)
        6 new_df
```

(12788, 2)

Out [5]:

	title	price
0	자국기업까지 불뚝 될라... 세계 언론들, 아베 비판	0
1	불매운동에 유니클로 못 견뎠나...종로3가점 임대절차 착수	0
2	[단독] 유니클로보다 많은 ABC마트·데상트... 일본 불매 '통4' 수...	0
3	내년부터 일부 보험료 2~4% 인하될 듯...해약환급금도 늘어	0
4	이나영, 유니클로 '히트택' 대신 탑텐 '온에어' 입는다	0
5	피자헛, '새까만 탄 피자'에 "환불불가"...논란에 뒷북 사과	0
6	[단독] 유니클로 '줄폐업' 시작되나...종로3가점 '임대' 현수막 ...	0
7	[단독] 日 '화이트리스트 폭탄' 83개 품목에 치명타	0

2. 모델 구현 -1

2-3. 모델1 : 자연어 처리 및 감성분석 모델 구현

```
In [67]: 1 def using():
2         # 객체를 복원, 저장된 모델 불러오기
3         with open('pipe.dat','rb') as fp:      # 읽기
4             pipe = pickle.load(fp)
5
6         while True :
7             text = input('뉴스 타이틀을 입력해주세요 : ')    # 입력
8
9             str = [text]
10
11            # 예측 정확도
12            r1 = np.max(pipe.predict_proba(str)*100)    # 확률값을 구해서 *100..?
13
14            # 예측 결과
15            r2 = pipe.predict(str)[0]    # 긍정('1'), 부정('0')
16
17            if r2 == '1':
18                print('코스피지수는 상승할 것으로 예상됩니다.')
19            else:
20                print('코스피지수는 하락할 것으로 예상됩니다.')
21
22            print('정확도 : %.3f' % r1)
23            print('-----')
```

```
In [68]: 1 # 학습 함수
2
3 def model_learning(): # 감성분석 모델 생성
4     title_train, title_test, price_train, price_test = data_preprocessing()
5     learning(title_train, price_train, title_test, price_test)
6
7 # 사용 함수
8
9 def model_using(): # 감성분석 모델 사용
10     using()
```

```
In [69]: 1 model_learning()
```

0.6333072713057076
저장완료

```
In [*]: 1 model_using()
```

뉴스 타이틀을 입력해주세요 : [주간 증시전망]우한 폐렴 공포 절정 달할까... '바닥 확인' 기대
코스피지수는 하락할 것으로 예상됩니다.
정확도 : 72.478



실제 KOSPI 주가와 비교

2020.02.03

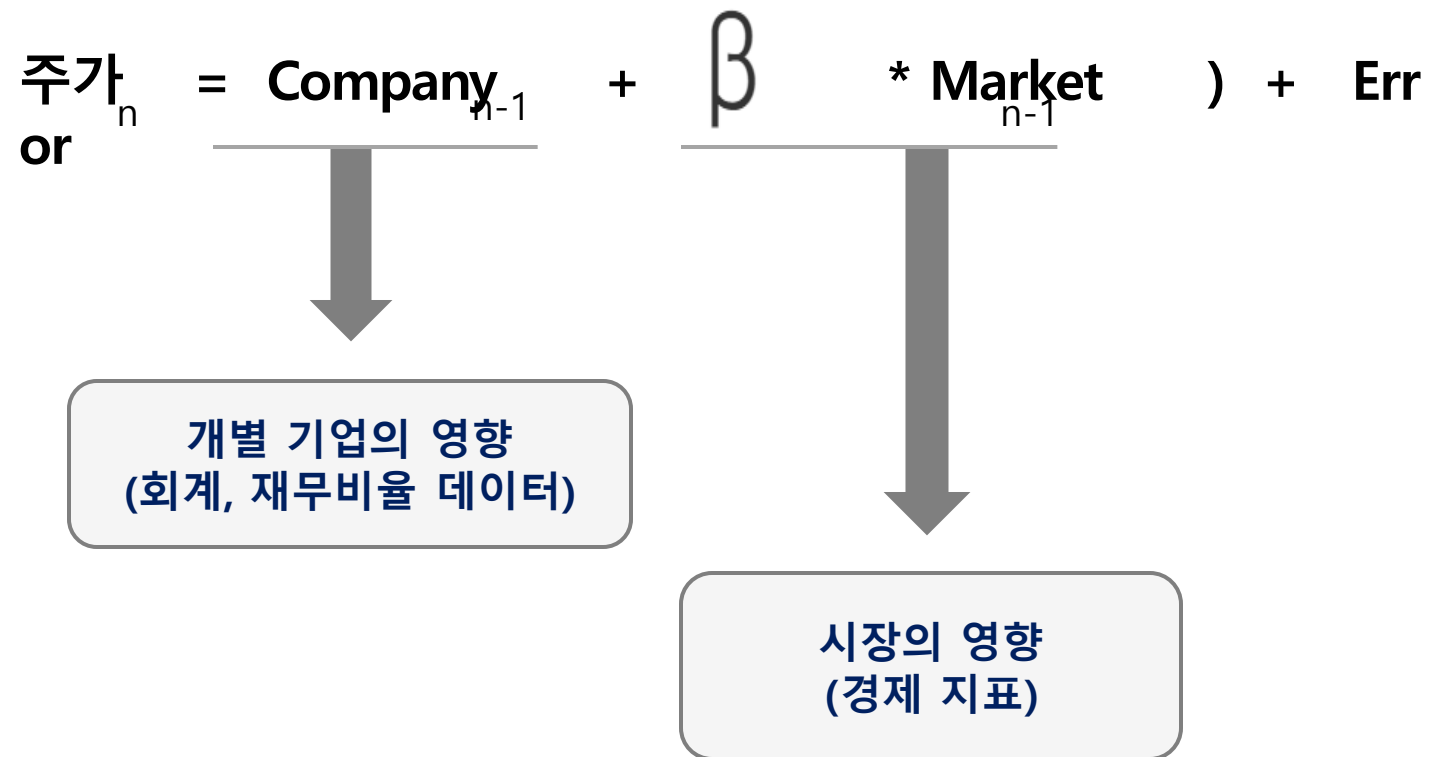
2,118.88

▼ 0.13

-0.01%

2. 모델 구현 -2


2-4. 회계 재무 데이터와 경제지표를 활용한 종목별 주가 예측 모델




2. 모델 구현 -2

2-5. 변수 설정

$$\begin{array}{c} \text{주가}_n \\ \text{or} \end{array} = \text{Company}_{n-1} + \beta * \text{Market}_{n-1} + \text{Err}$$


 $F(\text{매출액, 영업이익, 당기순이익, 법인세차감전계속사업이익, 부채총계, 자본총계, 자산총계, 무형자산, 유형자산감가상각비, 유동자산증가율, 자기자본증가율, 재고자산증가율, BPS, PER, EPS, PBR})$


 $F(\text{소비자물가지수, 외국인 투자유치, 실업률, 국제유가(WTI), 수입물가지수(원화기준), 수출물가지수(원화기준), 대외채무, 대외채권, 순대외채권, 기업대출, 가계대출, 공공및기타부문대출, 경제심리지수(원계열), BSI 대기업업황실적, 환율})$

2. 모델 구현 -2

2-6. 회계 재무 데이터와 경제지표 데이터 수집

- 78개 기업 * 19개 분기 * 32개 변수 = 47,724개의 데이터

Company Code	Company Name	Time	Consumer Price Index	Foreign Investment Attraction ratio	Unemployment rate	WTI	Import Index	Export Index	External Debt	External Bond	Net External Bond	Corporate Loan	Household Loans	Public and other	Economic psychology index	ISI	Exchange Rate	net profit	sales	gross margin	EBT	EBT	Intangible asset	asset	income	debt	capital	assets	Major asset	growth	gross	EPS	PER	EPS	PER	Present Stock	Next Stock	Up/Down	increased
00010	삼성전자	15-1q	100	354601	4	48	102	100	415009	679151	268454	4	3	3	99	77	1079	3374945000	24100021000	69766718000	42267970000	13640517000	8914246000	-1	1	25094779000	1222621009000	147376680000	147376680000	2	10747	21	8261	2	146102	202504	1	37402	
		15-2q	100	5116022	4	50	101	100	420506	710607	290300	4	3	3	97	79	1079	17089361000	26941540000	60056371000	23625150000	22051389000	9356960000	0	1	266013147000	1239461013000	1505516159000	1505516159000	12	110202	28	8596	2	201504	216280	1	12770	
		15-3q	100	4400700	3	47	101	102	407999	715000	307062	4	3	3	94	71	1145.91	26134152000	309965627000	83623712000	45327138000	22189541000	923021000	2	2	254315114000	126753210000	1521803149000	1521803149000	-1	112629	29	8708	2	216280	226767	1	10486	
		15-4q	100	7638756	3	42	96	97	396056	720509	324430	4	3	3	94	72	1137.89	26507673000	300325607000	64124576000	33606365000	10615760000	11022892000	0	0	296647524000	126576174000	1564414638000	1564414638000	0	112029	31	8708	2	226767	244912	1	10143	
		16-1q	101	4235137	4	33	94	90	389536	736393	346736	4	3	3	91	71	1179	54965285000	274348067000	7960054000	70154423000	16414891000	1226904000	5	3	262376673000	132656524000	1613033187000	1613033187000	2	112029	33	8708	3	244912	253036	1	10127	
		16-2q	101	6111254	4	48	96	90	393859	739965	366107	4	3	3	94	76	1142.86	10172162000	336473630000	91625388000	4836758000	1735917000	12505154000	2	2	345622536000	1344171109000	1669793635000	1669793635000	-13	117267	26	11173	3	253036	261540	0	-3499	
		16-3q	101	4484975	4	45	93	94	400619	739264	356646	3	3	3	95	77	1102	4610726000	156667048000	90173675000	6564831000	15648211000	13658734000	2	0	310757556000	1348950501000	1659706050000	1659706050000	17	119782	24	12309	2	251540	185074	0	-65603	
		16-4q	102	6249649	3	49	100	100	352162	791377	399216	3	3	3	93	77	1140	52646436000	347629614000	94631663000	63016143000	20291772000	14936999000	0	0	307276208000	1380818058000	1696094265000	1696094265000	0	119602	16	12293	2	355874	180106	0	-5006	
		17-1q	103	1655965	4	52	104	103	404427	812390	407871	4	3	3	96	83	1140	40474239000	349418258000	99796029000	52074683000	27724422000	16538462000	1	1	316966447000	1467026146000	1736724567000	1736724567000	-6	114713	17	11790	2	580156	210779	1	29963	
		17-2q	103	5179962	4	48	100	102	405529	830937	423438	3	3	3	99	84	1111	22397720000	35252567000	105165088000	31415801000	19434756000	16201801000	6	1	318581440000	1425170615000	1739224091000	1739224091000	9	122149	17	13956	2	210179	205142	0	-6937	
		17-3q	103	3991503	3	48	101	103	406400	855553	447154	3	3	3	96	84	1114	15186123000	379624326000	99464771000	22696607000	19321278000	16041412000	6	1	320002522000	1436660138000	1756663367000	1756663367000	19	125667	15	15042	2	205242	189466	0	-13736	
		17-4q	103	5980751	3	55	103	103	412628	877396	465386	4	4	3	101	88	1066	32489995000	373382327000	99001883000	39348078000	13657295000	16457953000	0	0	323464154000	1467991260000	1810455414000	1810455414000	0	125663	14	15020	2	399466	199636	1	10150	
		18-1q	104	4933728	4	63	104	101	427544	895167	467643	4	4	4	98	83	1054	44300696000	336146666000	95205904000	59360762000	23674566000	24464004000	-3	1	314956607000	1505695339000	186065194000	186065194000	23	120611	15	14414	2	199636	213264	1	13646	
		18-2q	104	10620073	4	66	106	102	434027	895634	461907	4	4	4	99	82	1062	16772973000	381377687000	11219097000	28620964000	23812205000	26750517000	1	1	396714566000	1527933223000	1926647786000	1926647786000	-6	125644	21	11363	2	213264	209071	0	-4213	
		18-3q	105	3448757	4	70	112	106	441177	912644	471667	4	4	4	96	79	1102	37800618000	373360042000	93750042000	6175794000	4379340000	23905293000	-1	0	360754277000	152752962000	1866216893000	1866216893000	0	128615	23	9751	2	209071	205096	0	-7373	
		18-4q	105	7698131	3	59	110	104	441173	916620	477645	4	4	4	93	73	1106	54429636000	411641529000	104406677000	21043385000	6974597000	23607471000	0	0	365750170000	1554275112000	1820025462000	1820025462000	0	128636	23	9757	2	201696	236130	1	36832	
		19-1q	104	3172467	3	55	107	100	441002	923865	482663	4	4	4	93	75	1107	6715062000	34185296000	105210879000	47247134000	12816728000	25914216000	1	1	472723862000	1570668153000	2043290035000	2043290035000	16	123265	26	9331	2	230530	231966	1	34536	
		19-2q	105	6700127	4	60	111	101	462834	942776	479944	4	3	4	94	81	1147	4735644000	35570279000	99389719000	7219337000	443691000	26220329000	-2	0	322014386000	167565058000	1889579442000	1889579442000	5	125912	42	6407	2	233966	216161	0	-17627	
		19-3q	105	5612506	3	56	111	101	460165	942276	482113	3	3	3	90	79	1174	7320112000	350646262000	106536666000	3180346000	16515352000	2533460000	-4	0	360450454000	1564606237000	1925263717000	1925263717000	-6	126234	47	4636	2	216361	214696	0	-1465	
000120	삼성바이오	15-1q	100	354601	4	48	102	100	415009	679151	268454	4	3	3	99	77	1079	3077348000	1013654915000	91046661000	6336605000	31026154000	543857713000	-1	0	1410629135000	2235153250000	3688062391000	3688062391000	13	97222	46	1594	1	168861	192627	1	6796	
		15-2q	100	5116022	4	50	101	100	420506	710607	290300	4	3	3	97	79	1079	371324000	1062439489000	97067307000	621014000	2624509000	34347605000	0	0	1432753000000	2235727572000	3688460580000	3688460580000	1	97005	46	1594	1	192627	190461	0	-12196	
		15-3q	100	4400700	3	47	101	102	407999	715000	307062	4	3	3	94	71	1145.91	9070686000	1079120378000	99736124000	12662521000	31405013000	344548702000	1	0	1368060181000	2264660626000	3633034217000	3633034217000	2	96141	72	2510	2	150461	186990	1	13230	
		15-4q	100	7638756	3	42	96	97	396056	720509	324430	4	3	3	94	72	1137.89	-24890776000	116621042000	108627668000	-36346616000	27061669000	541863442000	0	0	1435495327000	2264469139000	3732964466000	3732964466000	0	96141	77	2510	2	193890	200090	1	6400	
		16-1q	101	4235137	4	33	94	90	389536	736393	346736	4	3	3	91	71	1179	13396150000	1156370994000	106500204000	10196177000	32397352000	13647854000	0	1	1260515400000	22941151133000	3686950533000	3686950533000	-1	96141	80	2510	2	200090	205397	1	5507	
		16-2q	101	6111254	4	48	96	90	393859	739965	366107	4	3	3	94	76	1142.86	6760594000	1215260910000	119467466000	1136411000	40969685000	344194262000	4	0	1722634447000	2301153662000	4023966326000	4023966326000	14	100646	76	2595	2	205397	211419	1	3623	
		16-3q	101	4484975	4	45	93	94	400619	739264	356646	3	3	3	95	77	1102	-3059647000	119607986000	11359659000	-2706356000	37500279000	34020851000	0	0	1766064642000	2296066715000	4094131057000	4094131057000	3	101842	60	2636	2	211419	195056	0	-16364	
		16-4q	102	6249649	3	49	100	100	352162	791377	399216	3	3	3	93	77	1140	-3059647000	1275447285000	106502698000	2866237000	24729116000	33432350000	0	0	1936617376000	2306472789000	4212											

2. 모델 구현 -2

2-7. KOSPI 100 – 머신러닝 (앙상블 GBM)

GBM (Gradient Boosting Machine)

```
In [117]: from sklearn.ensemble import GradientBoostingClassifier
import time
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')
```

```
In [118]: gb_clf = GradientBoostingClassifier(random_state=0)
gb_clf.fit(X_train, y_train)
```

```
Out [118]: GradientBoostingClassifier(criterion='friedman_mse', init=None,
learning_rate=0.1, loss='deviance', max_depth=3,
max_features=None, max_leaf_nodes=None,
min_impurity_decrease=0.0, min_impurity_split=None,
min_samples_leaf=1, min_samples_split=2,
min_weight_fraction_leaf=0.0, n_estimators=100,
n_iter_no_change=None, presort='auto',
random_state=0, subsample=1.0, tol=0.0001,
validation_fraction=0.1, verbose=0,
warm_start=False)
```

```
In [119]: gb_pred = gb_clf.predict(X_test)
gb_accuracy = accuracy_score(y_test, gb_pred)
```

```
In [120]: gb_accuracy
```

```
Out [120]: 0.6363636363636364
```

```
In [155]: 아모레퍼시픽_19_3Q = pd.read_excel('./project/project_team(주가예측)/table/아모레퍼시픽_19_3Q.xlsx')
아모레퍼시픽_19_3Q = example.iloc[0, :-1]
아모레퍼시픽_19_3Q = pd.DataFrame(example)
아모레퍼시픽_19_3Q = example
아모레퍼시픽_19_3Q
```

```
Out [155]:
```

debt	capital	assets	Inventory asset growth_rate	Inventory growth_rate	BPS	PER	EPS	PBR
2.50948e+11	1.22282e+12	1.47377e+12	1.47377e+12	2.15	107847	21.0339	8261	1.61118

```
In [156]: 아모레퍼시픽_next_price = gb_clf.predict(아모레퍼시픽_19_3Q)
아모레퍼시픽_next_price
```

```
Out [156]: array([1.])
```

B	C	AJ
		Up&Down
(주)아모레퍼시픽그룹	19-3q	1

2. 모델 구현 -2

2-8. 개별종목 - 딥러닝 (Tensorflow, Keras)

```
In [1]: from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from keras.callbacks import ModelCheckpoint, EarlyStopping

import numpy as np
import pandas as pd

import os
import tensorflow as tf
import matplotlib.pyplot as plt
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')

Using TensorFlow backend.
```

```
In [2]: table = pd.read_excel('last_table.xlsx')
table.head()
```

Out [2]:

	Company_Code	Company Name	Time	Consumer Price Index	Foreign Investment Attraction ratio	Unemployment Rate	WTI	Import Index	Export Index
0	100.0	(주)유한양행	15-1q	99.73	3554801.0	4.1	48.701591	101.55	101.55
1	NaN	NaN	15-2q	99.94	5316022.0	3.8	57.756854	101.27	101.27
2	NaN	NaN	15-3q	100.24	4400700.0	3.4	46.502145	101.15	101.15
3	NaN	NaN	15-4q	100.08	7638758.0	3.1	42.030016	96.03	96.03

```
In [49]: model.fit(X, Y, epochs=150, batch_size=20, verbose=1)
print("Accuracy : %.4f" %(model.evaluate(X,Y)[1]))

19/19 [=====] - 0s 105us/step - loss: 114428440.0000 - accuracy: 0.8947
Epoch 146/150
19/19 [=====] - 0s 105us/step - loss: 112262520.0000 - accuracy: 0.8947
Epoch 147/150
19/19 [=====] - 0s 53us/step - loss: 114370664.0000 - accuracy: 0.8421
Epoch 148/150
19/19 [=====] - 0s 105us/step - loss: 115337968.0000 - accuracy: 0.8421
Epoch 149/150
19/19 [=====] - 0s 105us/step - loss: 109488880.0000 - accuracy: 0.8947
Epoch 150/150
19/19 [=====] - 0s 105us/step - loss: 109518416.0000 - accuracy: 0.8947

19/19 [=====] - 0s 0us/step
Accuracy : 0.8947
```

```
In [20]: 유한양행_next = model.predict(유한양행_19_3q)
유한양행_next
```

Out [20]: array([[0.]], dtype=float32)

```
In [22]: 유한양행_19_3q = pd.read_excel('유한양행(19년3분기).xlsx')
유한양행_19_3q
```

Out [22]:

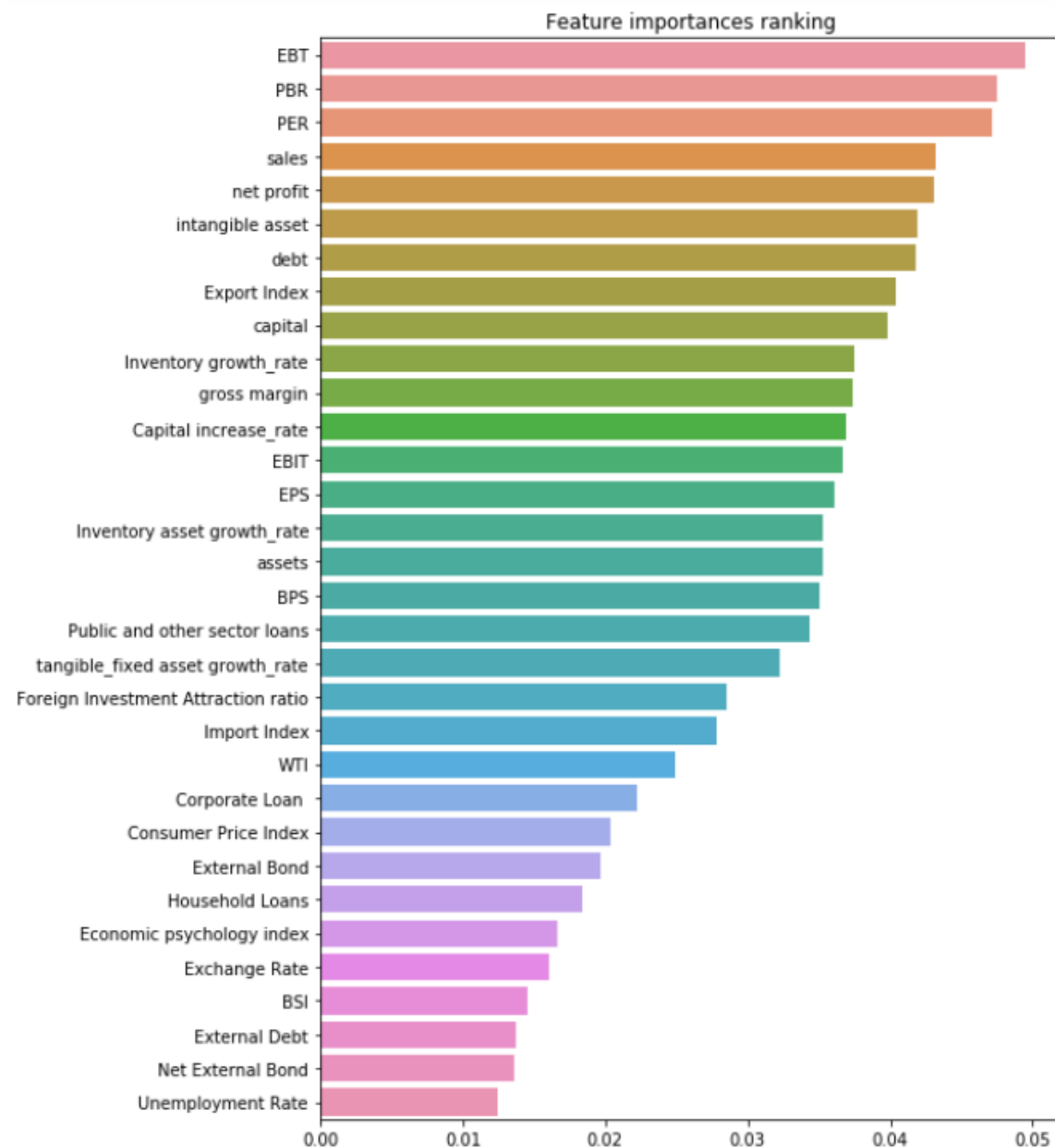
capital	assets	Inventory asset growth_rate	Inventory growth_rate	BPS	PER	EPS	PBR	Up&Down
329000	1925263171000	1925263171000	-8.51	126224	46.715156	4838	1.790531	0

2. 모델 구현 -2

2-9. 변수의 영향 파악 (상관관계, 중요도)

	Next_Stock
EPS	0.321646
PBR	0.312912
BPS	0.269052
debt	0.213387
sales	0.133425
Inventory asset growth_rate	0.126225
assets	0.126225
capital	0.073097
intangible asset	0.061517
gross margin	0.058486
Up&Down	0.050707
PER	0.042017
EBIT	0.035645
Economic psychology index	0.031281
EBT	0.028513
net profit	0.028108
Household Loans	0.023738
Exchange Rate	0.023242
BSI	0.019240
Inventory growth_rate	0.017262
tangible_fixed asset growth_rate	0.015361
Export Index	0.014107
Foreign Investment Attraction ratio	0.013928

	Up&Down
Public and other sector loans	0.129924
External Debt	0.109265
WTI	0.103723
External Bond	0.083282
Import Index	0.060227
Consumer Price Index	0.060208
Foreign Investment Attraction ratio	0.059835
Next_Stock	0.050707
Exchange Rate	0.039100
Export Index	0.039053
EBT	0.039011
PER	0.036460
net profit	0.036161
Capital increase_rate	0.035702
Inventory growth_rate	0.034785
capital	0.033912
EBIT	0.032218
Present_Stock	0.029937
gross margin	0.029587
Unemployment Rate	0.026178
sales	0.022514
BPS	0.021366
Economic psychology index	0.020843
BSI	0.020825

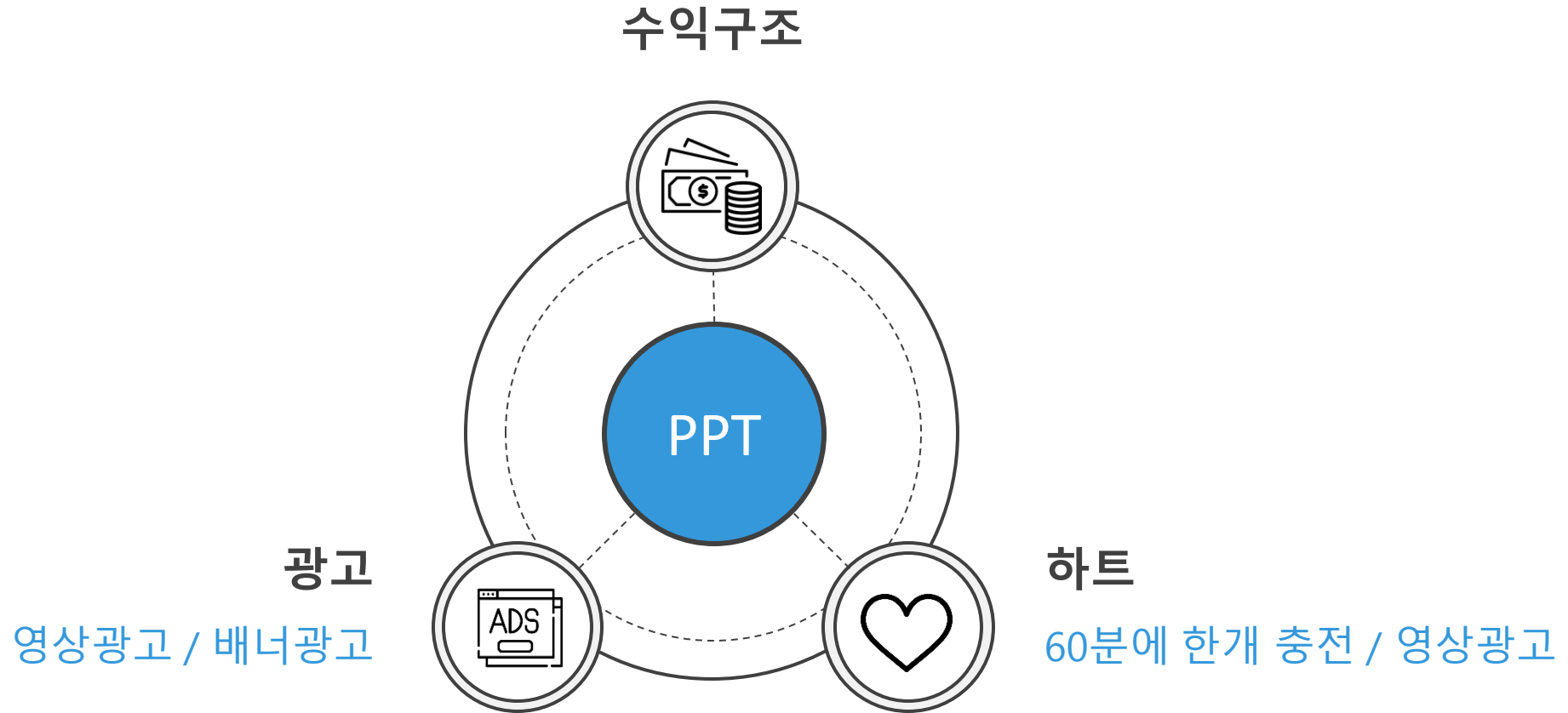




P-Tock

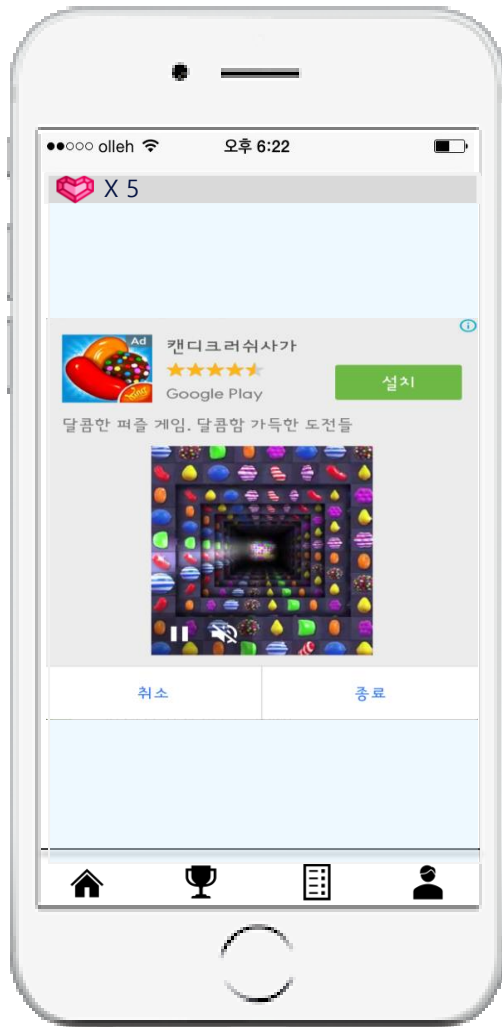
3. 비즈니스 수익구조

3-1. 비즈니스 모델



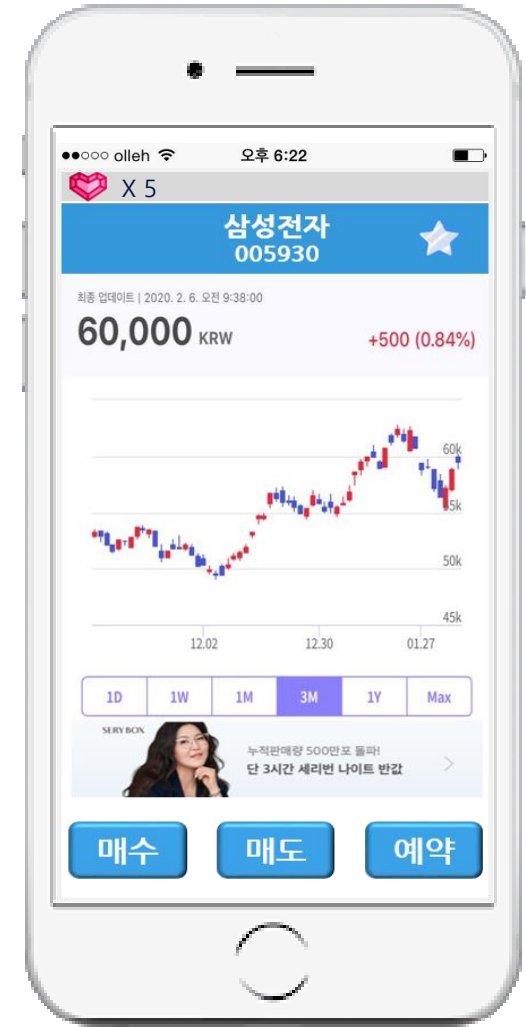
3. 비즈니스 수익구조

3-1. 비즈니스 모델 : 광고수익



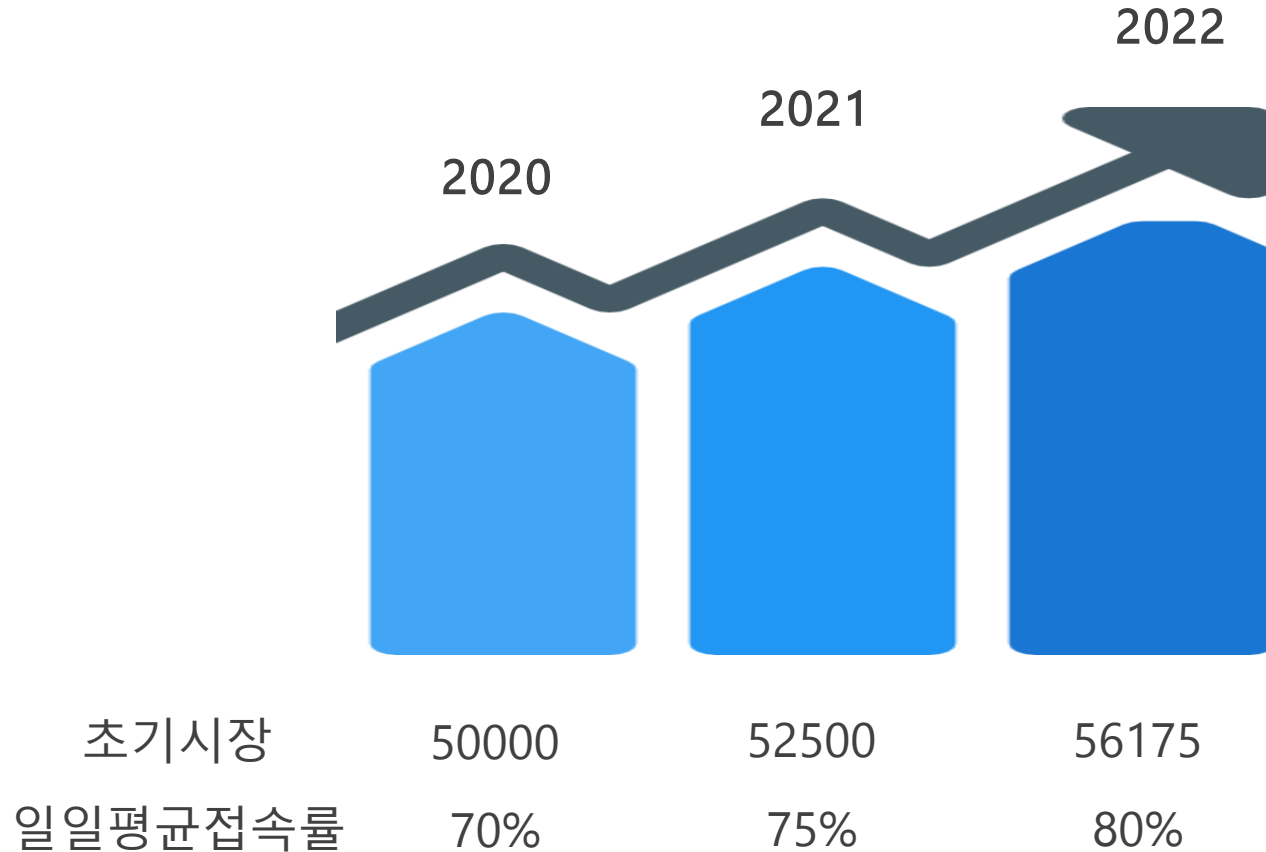
6초 영상광고
3.5원

배너광고 1개당
0.3원



3. 비즈니스 수익구조

3-2. 매출액 추정 : 3년 추정 매출 전망



출처 : <와이즈앱>

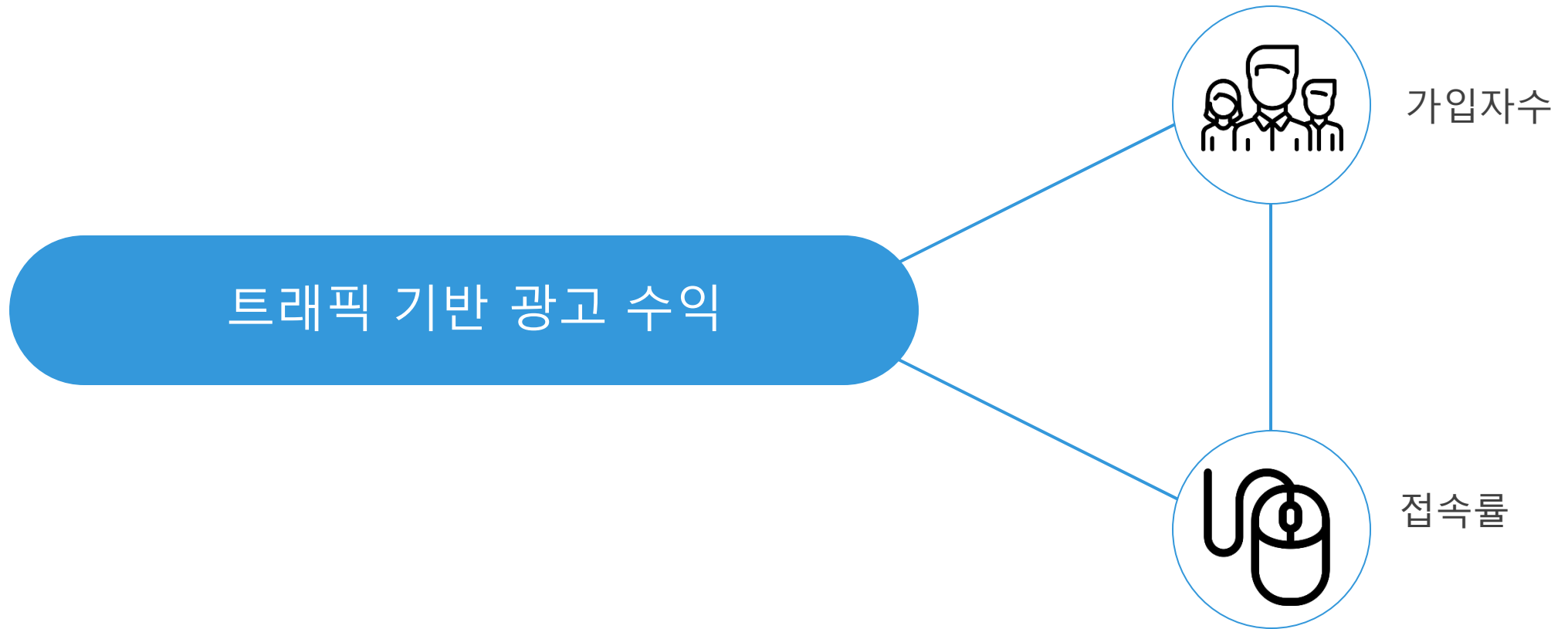
3. 비즈니스 수익구조

3-2. 매출액 추정 : 손익추정계산서

	2020	2021	2022
매출액	252,000,000	340,200,000	566,244,000
비용	272,000,000	322,000,000	372,000,000
- 인건비	150,000,000	150,000,000	150,000,000
- 마케팅비	100,000,000	150,000,000	200,000,000
.			
.			
.			
영업이익	-20,000,000	18,200,000	194,244,000



3. 비즈니스 수익구조



3. 비즈니스 수익구조

3-3. 초기가입자 유치 방안



가입자 경품추첨

1등 노트북 2등 에어팟
꽝 없는 경품추첨



프록머니 1천만원 지급
부담없는 모의투자기회 부여



추천인코드

프록머니 1만원 지급
추천한 가입자 / 추천받은 가입자 모두



증권사 포트폴리오 제공

보다 높은 투자 수익률을 위해
모의투자도 실전처럼

3. 비즈니스 수익구조

3-4. 접속률 유지 방안(1) : 푸쉬알림과 퀴즈 보상

다음날 코스피 지수
정보 예측

오늘 오전 주가 맞추고
프푼머니 받자!



정답 맞추면
프푼머니 1000원 지급



정답 틀려도
프푼머니 100원 지급

3. 비즈니스 수익구조

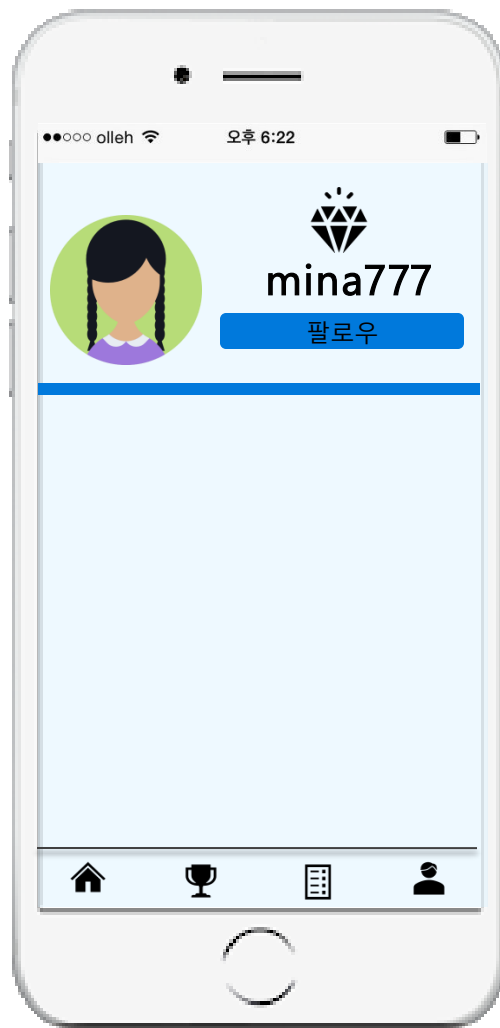
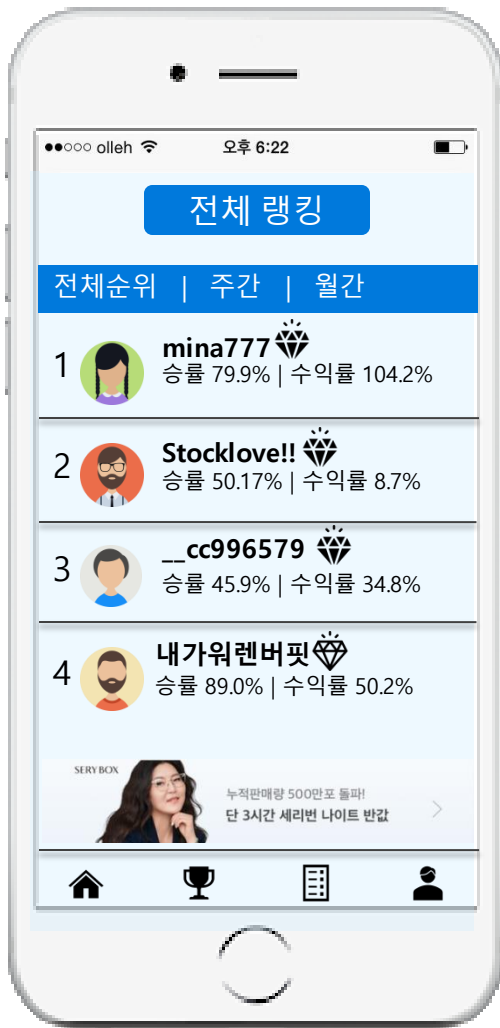
3-4. 접속률 유지 방안(2) : 정기적 앱 보상



매일매일 출석하고
프푹머니 받자

3. 비즈니스 수익구조

3-4. 접속률 유지 방안(3-1) : 상위 랭커들의 투자 포트폴리오 열람

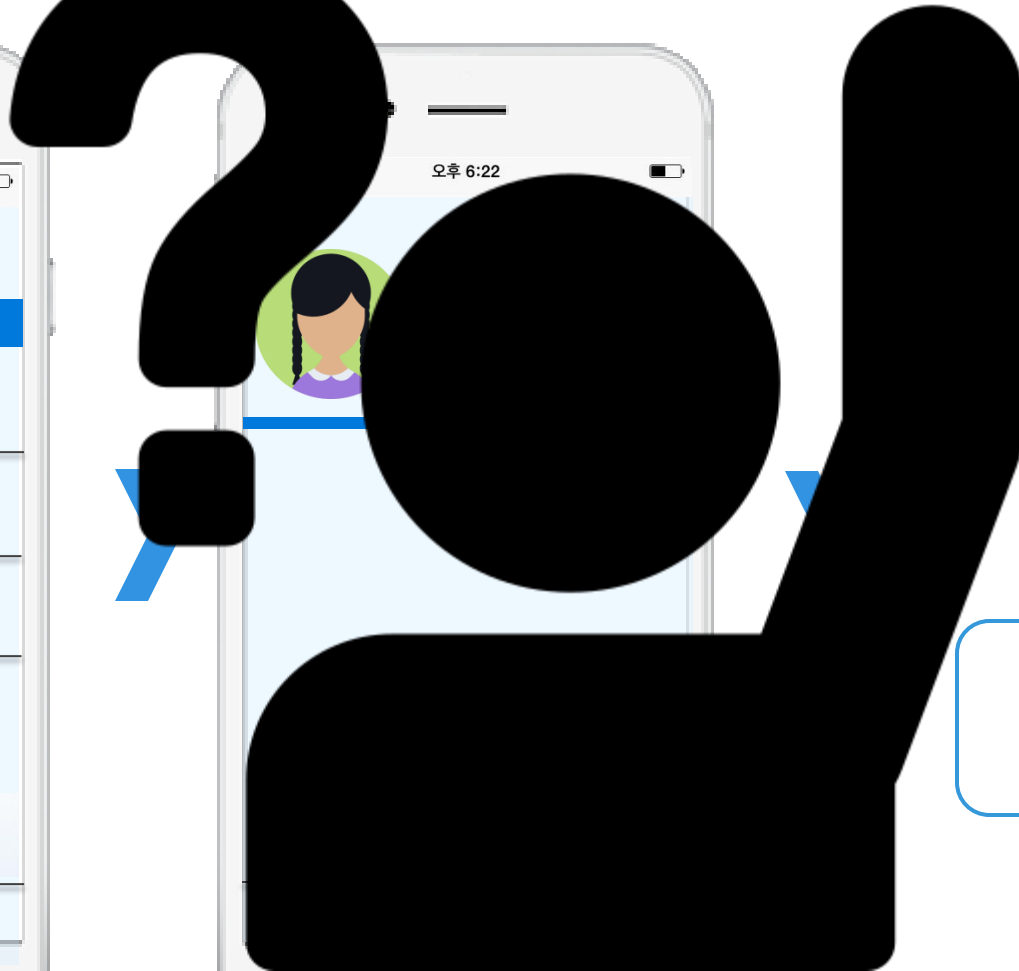
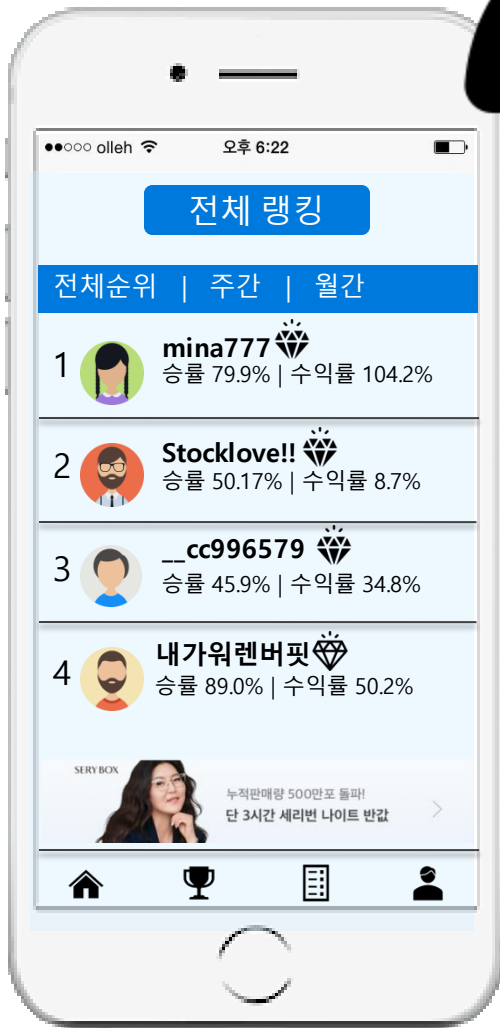


하위 랭커는 하트를 지급하고
상위랭커의 포트폴리오 구독

하위 랭커의 주식 수익률 증가

3. 비즈니스 수익구조

3-4. 접속률 유지 방안(3월 4일 상위 랭커들의 투자 포트폴리오 열람)

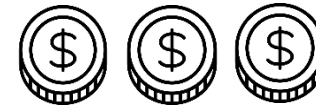
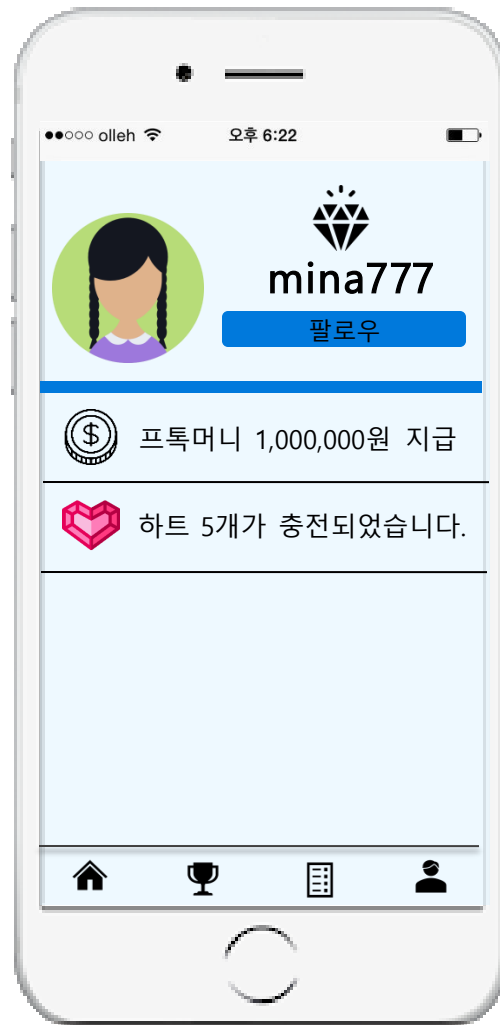


하위 랭커는 하트를 지급하고
상위랭커의 포트폴리오 구독

하위 랭커의 주식 수익률 증가

3. 비즈니스 수익구조

3-4. 접속률 유지 방안(3-2) : 포트폴리오 공개한 상위랭커에게 리워드 지급



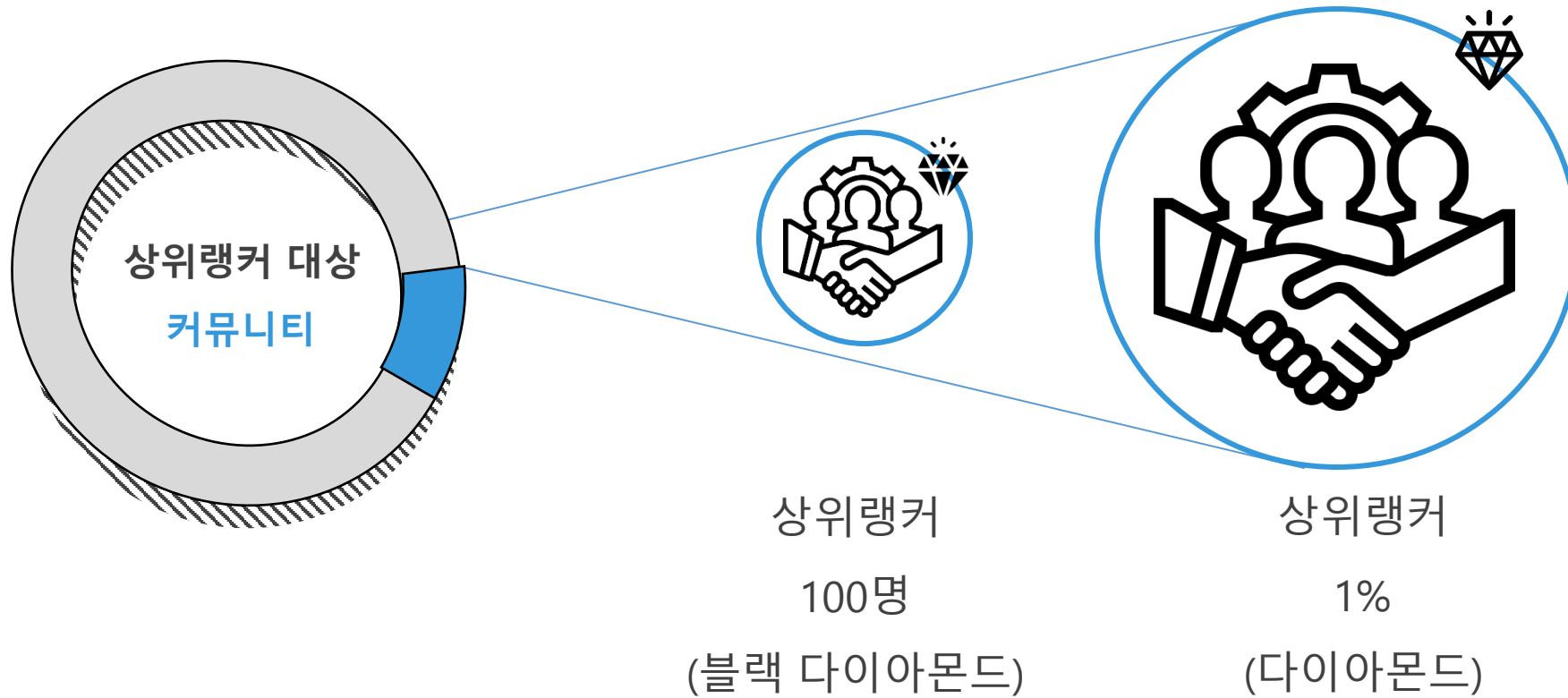
포트폴리오 공개한 상위랭커에
프록머니 지급



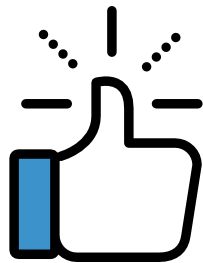
포트폴리오 공개한 상위랭커
에
하트 지급

3. 비즈니스 수익구조

3-4. 접속률 유지 방안(3-3) : 상위랭커들 대상 커뮤니티 구성



Q & A



질문은 둥글게 :)