

Paramount Pictures

방태연 박정준 김성민 임현정



### Contents

- 1 Intro
- 2 About Pillm
- 3 Model
- 4 Service

# 1 Intro



### OECD 주요국 국민 1인당 진료 현황

연간 외래진료건수 (단위:건)



### 약 14개 넘는 처방건수

(단위:건)

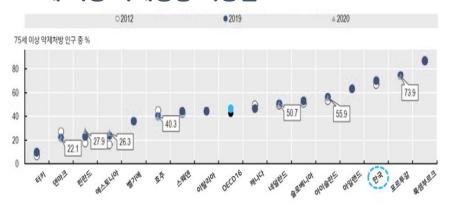


현대인의 건강에 대한 관심도가 올라가면서 먹는 약의 개수도 증가

한 사람이 1년에 복용하는 알약의 종류만 4~12종에 달함

특히 한국은 다른 OECD 주요국들에 비해 의료 서비스에 접근하는 일이 많음

### 75세 이상 다제병용 처방률



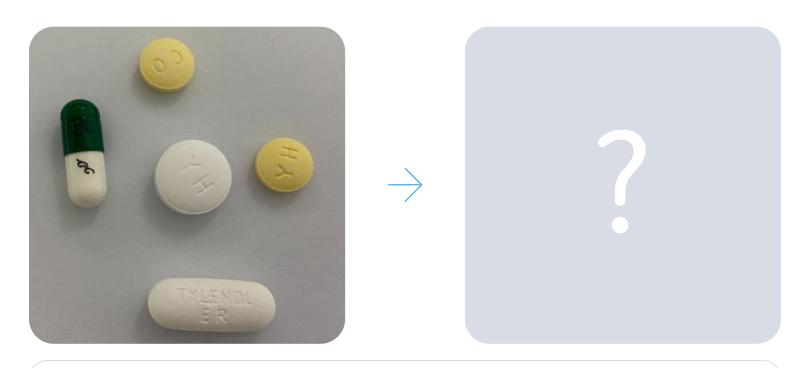
### 연도별 의약품 부작용 건수



우리나라 75세 이상 약제 처방 인구의 약 70%이상이 여러가지 알약을 동시에 복용하고 있음

연도별 의약품 부작용 건수도 점점 증가하는 추세를 보이고 있음

## 1 Intro Introduction



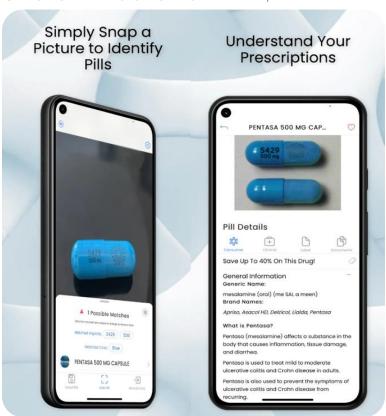
일반 소비자들은 약의 모양만으로 어떤 약인지 정확하게 구분하기 어려움

오남용으로 인한 피해를 최소화 하기 위해서 스스로 약에 대해 잘 알고 먹어야 함

현재 존재하는 알약 검색 시스템은 직접 정보를 기입해야 하기 때문에 편리하지 못함

# 1 Intro Related Work

### Smart Pill Identifier (BuildLoop)



Pill.ID (Rehab Studio)



미국의 경우 휴대폰으로 사진을 찍는 것 만으로 약의 정보를 알려주는 앱들이 존재

### 이게뭐약 (국민대학교 캡스톤디자인)



한국에도 유사한 앱을 만들려는 시도가 있었지만 Prototype 단계에 머무름

구글 API와 하나의 모델(VGG Net)만을 적용한 End-to-End 모델로 좋은 성능을 보여주지 못함



# 2 About pillm



### Input



### **Output**



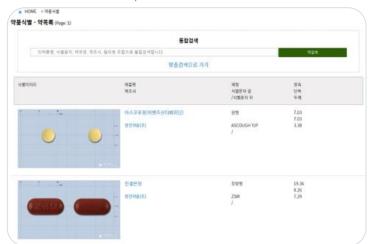


pillm → 사용자가 촬영한 알약 이미지를 통해 알약을 분류, 상세 정보를 제공하는 서비스

### 약학정보원(https://www.health.kr/)



### **MEDINAVI**(http://medinavi.co.kr/)



약학정보원과 MEDINAVI와 같은 국내 의약품 정보 사이트들에서 데이터를 수집

제형, 크기, 모양 등 알약에 대한 세부 정보와 각 알약에 대한 약 **20000장**의 Reference Image

# 2 About pillm Feature Selection



약 20000 종류에 달하는 알약을 한번에 분류 할 수 없음

알약을 특징을 기준으로 분류해 가장 연관성이 높은 알약의 세부 정보를 제시

알약 분류의 기본이 되는 5가지 특징 (색상, 모양, 분할선, 제형, 식별문자)를 수집한 Data 기반으로 선정

# 2 About pillm Feature Selection

품목명	표시앞	표시뒤	모양	제형	색상	앞분할선	뒤분할선
가스디알정50밀리그램(디메크로틴산마그네슘)	IDG	-	원형	정제	연두	х	х
페라트라정2.5밀리그램(레트로졸)	YH	LT	원형	정제	노랑	х	х
가스프렌정(모사프리드시트르산염이수화물)	KD	분할선	장방형	정제	하양	х	-
바르탄정(발사르탄)	V분할선T	HS8	원형	정제	분홍	-	х
리피논정80밀리그램(아토르바스타틴칼슘삼수화물)	LPT	80	타원형	정제	하양	х	х
사르발탄정160밀리그램(발사르탄)	SPC	V분할선16	타원형	정제	주황	х	-
가스베트정5밀리그램(모사프리드시트르산염수화물)	ID·5	분할선	장방형	정제	하양	х	-
아푸르탄정150밀리그램(이르베사르탄)	AT	150	타원형	정제	하양	х	х
발사르텔정80밀리그램(발사르탄)	V분할선8	KK	원형	정제	분홍	-	х
발사르텔정160밀리그램(발사르탄)	V분할선16	KK	타원형	정제	주황	-	x

선정한 5가지의 특징을 기반으로 Database 생성

# 3 Model



## Reference Image



알약 약 20000종에 대해 각 1장

### **Consumer Image**



실제 Input 이미지와 유사한 Image 약 1000장

Reference Image(약 20000장)와 Consumer Image(1000장)의 개수 차이가 큼



유효한 Training을 위해서 두 이미지의 Condition을 최대한 맞출 필요가 있음



Reference Image에서 알약 영역을 분리 하기 위해 HSV 색공간으로 변환된 이미지를 사용

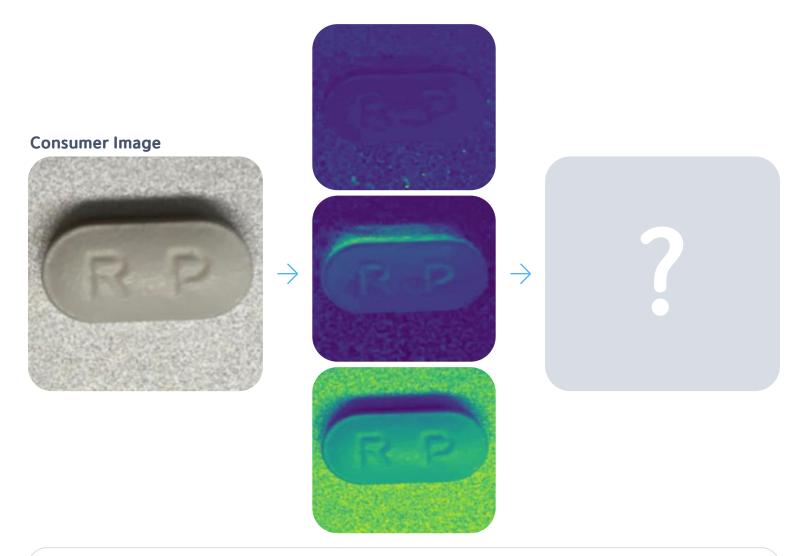
변환된 이미지의 H(Hue)와 S(Saturation)을 기준으로 알약 영역과 배경 영역을 분리



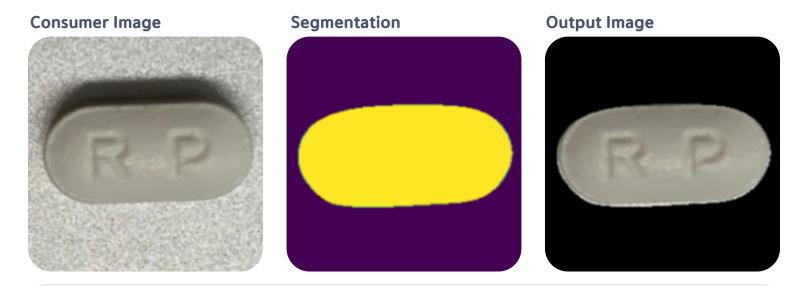
배경이 제거된 이미지로부터 외곽선을 검출하여 가장 넓이가 큰 두 영역을 지정

두 영역의 좌표를 이용해서 기존 이미지로부터 알약 영역만을 분리함

약 20000장의 Reference Image를 한번에 Cropped Image로 변환



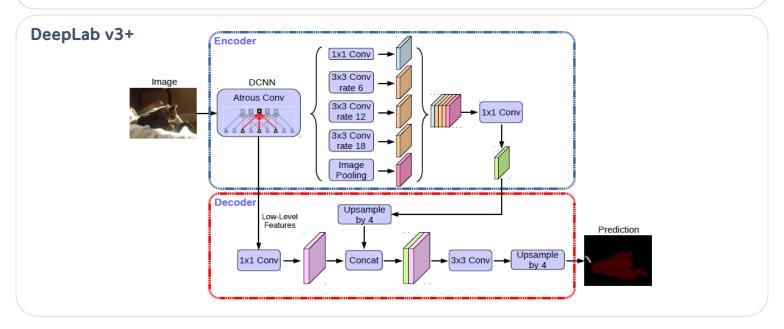
Consumer Image는 배경 환경이 균일하지 않아 HSV 색공간을 활용한 분리가 불가능함

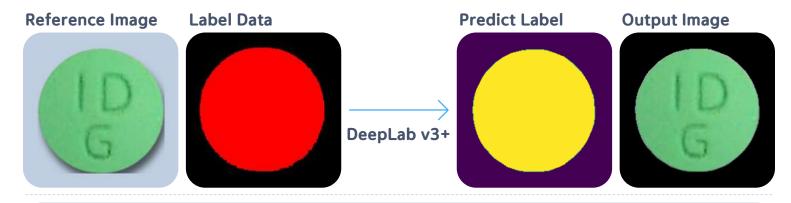


모든 이미지를 한가지 방법으로 처리할 수 없으므로 Segmentation을 통해 알약 영역을 분리

DeConvNet을 통한 Pre-test에서도 준수한 성능을 보였으나, 범용적인 모델을 만들지 못함

### DeepLab v3+로의 업그레이드를 통한 성능 개선





약 20000장의 Reference Image를 HSV 공간으로 분리한 것을 Label Data로 사용

DeepLab v3+ Segmentation 모델을 학습하여 **알약(1)과 그 이외 부분(0)**을 분리



Consumer Image는 Reference Image 처럼 배경이 균일하지 않고, 알약이 정렬되어 있다고 보장할 수 없음





다양한 배경에서 촬영한 Consumer Image를 Random Rotation을 통해 여러 각도로 Augmentation





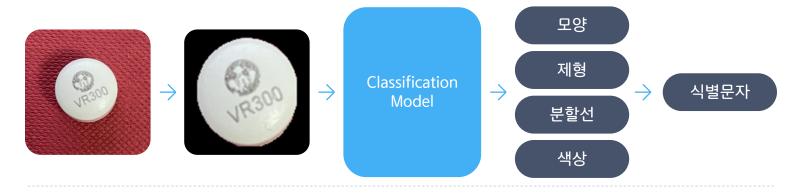


**Consumer Image** 



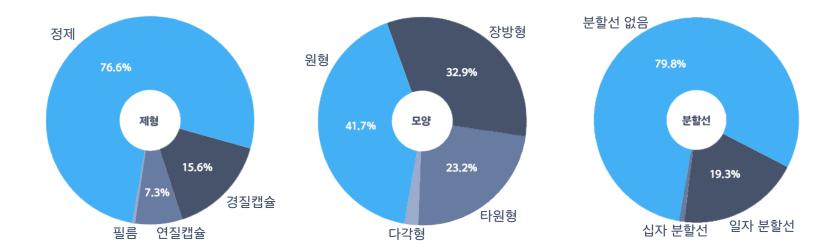
전처리 이후의 Reference Image와 Consumer Image의 Condition이 거의 동일함

Classification에서 Consumer Image의 양이 상대적으로 부족한 것을 Reference Image와 Consumer Image의 전처리를 통해 보완하였음

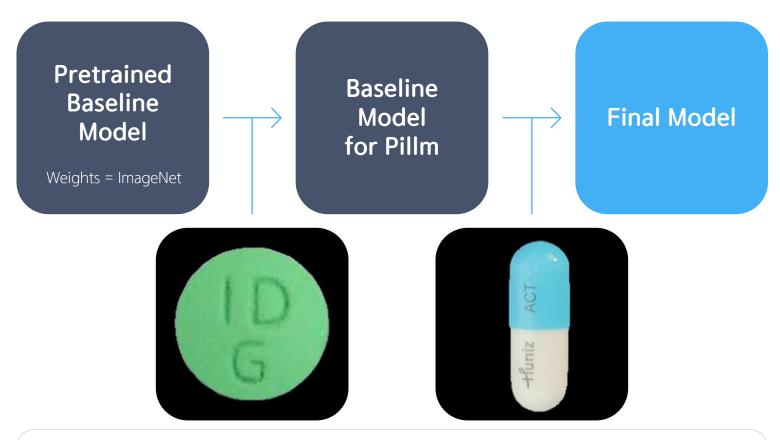


식별 문자를 구분하는데 제형에 따라서 인식 방법이 달라진다는 것을 실험을 통해 알아냄

4가지 특징을 먼저 분류한 뒤 식별문자를 분류하는 Sequential Model로 구성



모양, 제형, 분할선의 종류를 구분하는데 약학정보원의 분류 기준을 채택



Pretrained Baseline Model을 기준으로 약 20000장의 Reference Image로부터 **FC Layer** 구축

전체 모델에 대해서 1/10의 learning rate(1e-4)와 적은 epochs(모델 별 5-10)로 **Fine-tuning** 

### Resnet-50

Feasibility Test를 위해 사용한 모델로 90%이상의 성능을 보임

Resnet-50과 유사한 사이즈에 성능이 개선된 모델을 탐색

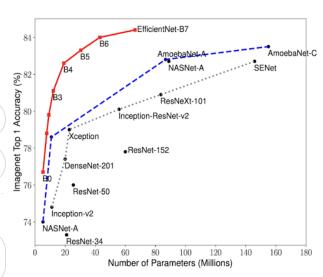
### EfficientNet B4

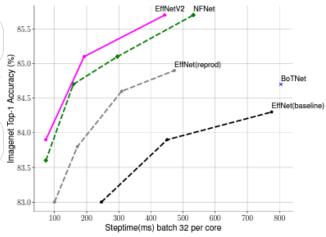
Baseline이 되는 B0 모델을 기준으로 하여 Depth, Width, Resolution을 scaling하여 성능을 높인 모델

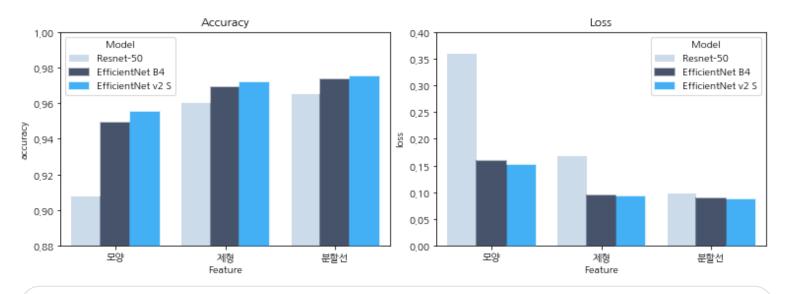
B0~B7 사이의 모델 중 Resnet-50과 비슷한 Param수에 더 좋은 성능을 보이는 B4를 선택

### EfficientNet V2 S

EfficientNet B4보다 조금 크지만 연산 속도와 정확도면에서 우월



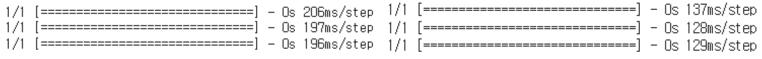




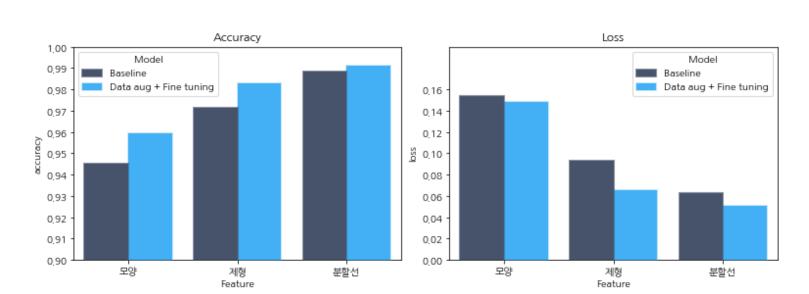
모양, 제형, 분할선의 classification에서 EfficientNet B4와 EfficientNet v2 S가 유사한 성능을 보임

### **EfficientNet B4**

### EfficientNet v2 S



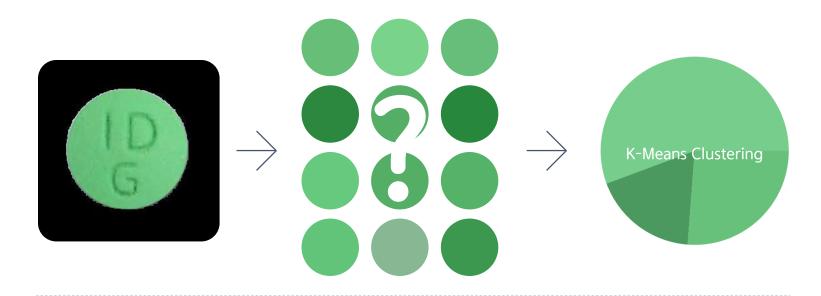
하지만 연산 속도 측면에서 1.5배가량 빠른 속도를 보이는 EfficientNet v2 S를 선택



이후 Random Rotation 등을 통한 Data Augmentation과 전체 모델에 대한 Fine-tuning으로 모델을 개선

Fine-tuning을 통해 각 모델들의 Accuracy가 약 0.5~1.2% 상승하는 것을 확인

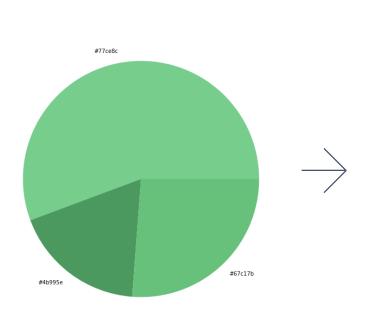
### **Pre-test**



하나의 알약 이미지 안에서도 수많은 색상 값이 존재하여 대표 값을 선택할 기준이 필요함

Pre-test에서는 대표 색상 값을 선택하기 위해 K-Means Clustering 사용

### Pre-test



```
# 약학정보원 기준
   colors = {"하양": (255,255,255),
            "노랑": (251,234,73),
            "주황": (245,155,34),
            "분홍" : (245,111,213).
            "빨강": (242,44,27),
            "갈색" : (163,75,41),
            "연두" : (144,193,79),
            "초목": (47,148,51),
            "청록": (47,127,168),
            "파람" : (82,108,253),
            "남색" : (34,44,171),
            "자주": (176,32,118),
            "보라" : (149,31,180),
            "회색" : (158,158,158),
            "검정" : (0,0,0)
```

[0, ['초록', '연두', '연두']]

K-Means Clustering을 통해 선택된 RGB 색상 값을 약학정보원에서 사용하는 15개의 색상 기준 값과 **거리를 비교**하여 가장 가까운 색상 명 출력

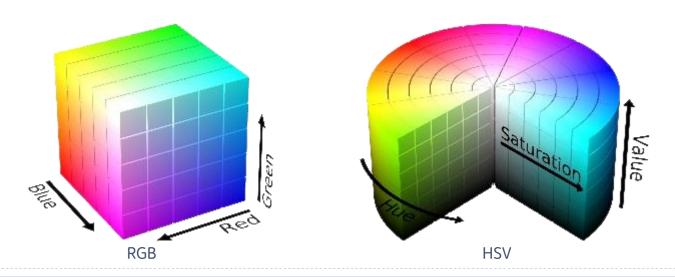
### **Pre-test** | Results

```
Correct
Results
                         Answers
                             분홍
  ['회색', '하양', '하양']],
                             하양
  ['주황', '갈색',
                             주황
                             하양
         '하양'
                             하양
   ['연두', '회색',
                             주황
   ['회색',
          '회색',
                             하양
   ['회색',
          '하양',
                             하양
   ['회색',
                         13
                             분홍
[14, ['초록', '회색',
                           하양
[水, ['갈색', '주황', '주황']],
                             분홍
                         15
```

정제된 Reference 이미지 환경임에도 불구하고 낮은 정확도를 보임 (약 74%)

K-Means 특성 상 동일한 Input에 대해 동일한 Output이 나오지 않음

### KNN Classifier | Color Space

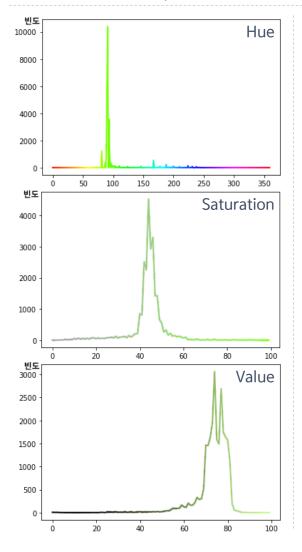


RGB 색 공간을 사용할 경우, 색 정보를 검출하기 위해 R,G,B 세가지 속성이 모두 필요

HSV 색 공간은 Hue가 일정한 범위의 순수한 색 정보를 가지고 있음

특정 색을 정의하기가 RGB 색 공간보다 HSV 색 공간이 더 쉽기 때문에 HSV 색 공간을 사용

### KNN Classifier | Train Dataset





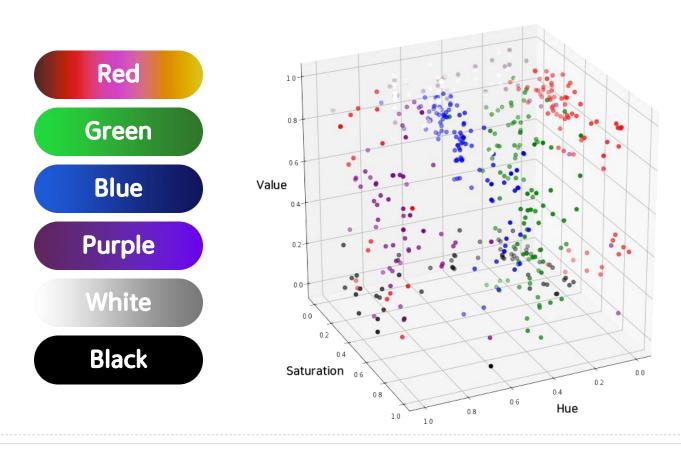
가장 간단한 방법으로 색상 간 Decision Boundary를 구분하기 위해 KNN(K-Nearest Neighbors) 사용

Train data의 각 이미지별로 색상 분포 히스토그램을 그림

Hue, Saturation, Value 각각의 대표값을 뽑음

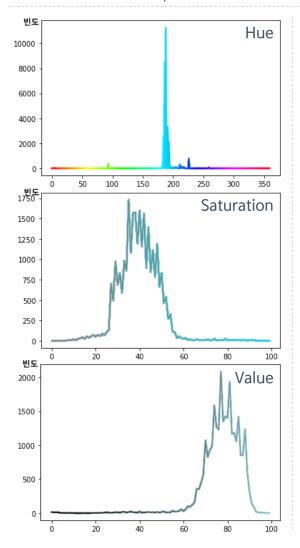


#### KNN Classifier | Train Dataset



약학정보원 기준에 따라 분류된 **6가지 색상 계열**을 기반으로, 각 계열별 200여개, 총 1200여개에 대해 Train dataset을 만듦

#### KNN Classifier | Test Dataset



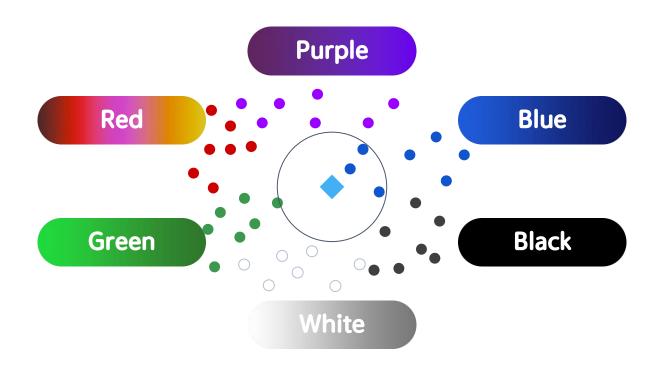


Test data의 이미지 또한 각 이미지별 색상 분포 히스토그램을 통해 가장 많이 나온 HSV 색상 값을 뽑음

→ ['0.522222222222223', '0.35', '0.77']

뽑아낸 Test 이미지의 색상 값을 Train dataset과 비교하여 가장 근접한 색상을 도출

#### KNN Classifier | Test Results



약학정보원 기준에 따라 분류된 6계열 색상 기준으로, 전처리된 Reference Image에서는 99.1%의 정확도를 보임

## 3 Model Classification Text

#### Pre-test | Tesseract



전처리와 Hyperparameter에 따라 인식률이 크게 달라짐

#### Pre-test | Tesseract

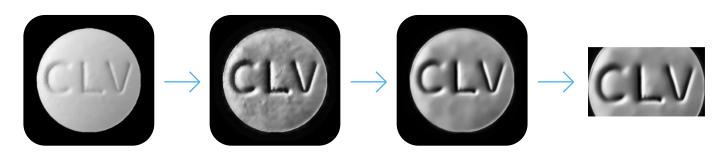


정제형 알약은 음각된 글자가 대다수를 차지, 캡슐형은 프린트되어 있는 글자가 대부분

하지만 정제형은 대다수가 문자가 음각이 된 형태이므로 캡슐형과 동일한 전처리에서는 매우 낮은 인식률을 보임

제형에 따라 다른 전처리를 할 필요성이 있음

#### **Pre-test** | Preprocess Engraved Text

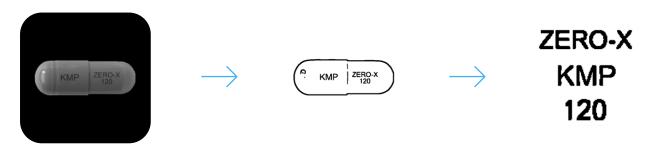


음각된 글자는 글자가 희미한 경우가 많으므로, 글자를 부각시키기 위한 전처리 필요

Gray scale로 이미지를 불러오고 Bilateral filter를 사용하여 Edge가 아닌 부분만 Blurring

Histogram Equalization을 적용하여 글자를 부각시키고, Denoise를 통해 텍스트 부분을 강조

#### **Pre-test** | Preprocess Imprinted Text



프린트되어 있는 글자는 글자가 희미하지 않아 히스토그램 균일화는 실행하지 않음

Gray scale로 이미지를 불러오고 Denoise를 통해 텍스트 부분을 강조

Gaussian Adaptive Thresholding을 통해 이미지를 이진화

**EasyOCR** 

Tesseract는 KOR+ENG 모델로 실행을 할 수 있었으나, 하나의 모델로 실행할 때보다 인식률이 매우 낮음

EasyOCR: Tesseract에 비해 한글 인식률이 높고 연산 속도가 빠른 모델



After Text Cropping

EasyOCR Tesseract

Running time 0.02051s Running time 0.15297s







```
0.64100 sec
INFO:
          192.168.0.1:6538 - "POST /prediction HTTP/1.1"
0.66500 sec
INFO:
          192.168.0.1:6538 - "POST /prediction HTTP/1.1"
0.85200 sec
INFO:
          192.168.0.1:6576 - "POST /prediction HTTP/1.1"
0.72351 sec
INFO:
          192.168.0.1:6588 - "POST /prediction HTTP/1.1"
0.74300 sec
          192.168.0.1:6599 - "POST /prediction HTTP/1.1"
INFO:
```

```
"NAME": "바렙톨서방정(발프로산나트륨)",
   "MY": "원형",
   "IMAGE": "https://nedrug.mfds.go.kr/pbp/cmn/itemImageDownload/10FClXzKbop",
   "EFFECT": "1. 간질[결신발작(소발작), 부분발작(초점발작), 정신운동성발작 및 혼합발작)]과 간질에 뒤따르는 성격, 행동장애의 예방과 치료\n
2. 양극성 장애와 관련된 조증의 치료/n단, 조증에 대하여 3주 미상 장기 사용시의 안전성 · 유효성은 체계적으로 확립되지 않으므로 장기사용하는
경우에는 의사가 각 환자별로 유용성을 평가하여 계속투여 여부를 결정하여야 한다.\n",
"USAGE": "1. 간질과 간질에 뒤따르는 성격, 행동장애의 예방과 치료\n성인: 발프로산나트륨으로서 초회량으로 체중 kg당 5-10mg을 경구투여하며
4-7일마다 5mg씩 증감한다. 유지량으로 성인 1일 용량은 체중 kg당 20mg, 소아 1일 용량은 체중 kg당 20-30mg으로 한다. 연령, 증상에 따라 적절히
증감한다.\n2. 양극성 장애와 관련된 조증의 치료\n성인 : 발프로산나트륨으로서 1일 평균 용량은 체중 kg 당 20mg미며, 개개 환자의 임상효과에 따
라 혈중 발프로산나트륨 농도가 50~125;m/m2에 도달하도록 용량을 조정한다. 1일 최대 용량은 체중 kg 당 60 ma으로 이 용량을 초과해서는 안된
다.\n"
 },
```

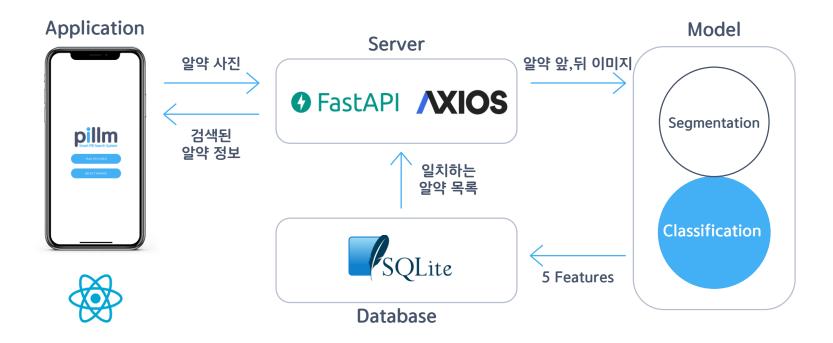
#### 장당 **1초** 이내의 Inference Time

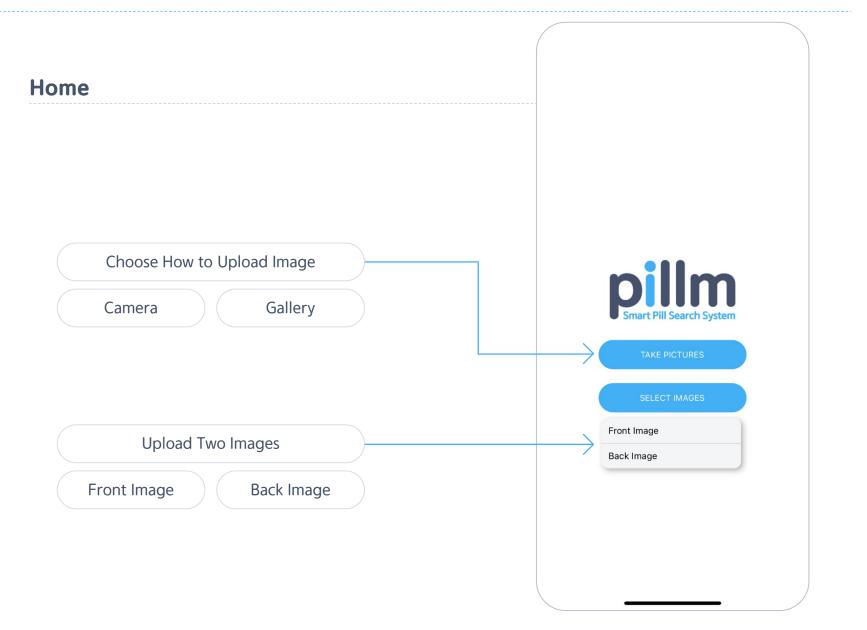
정확도가 높은 모양, 제형, 분할선을 기준으로 색상, 식별문자에 대해 Similarity score 계산

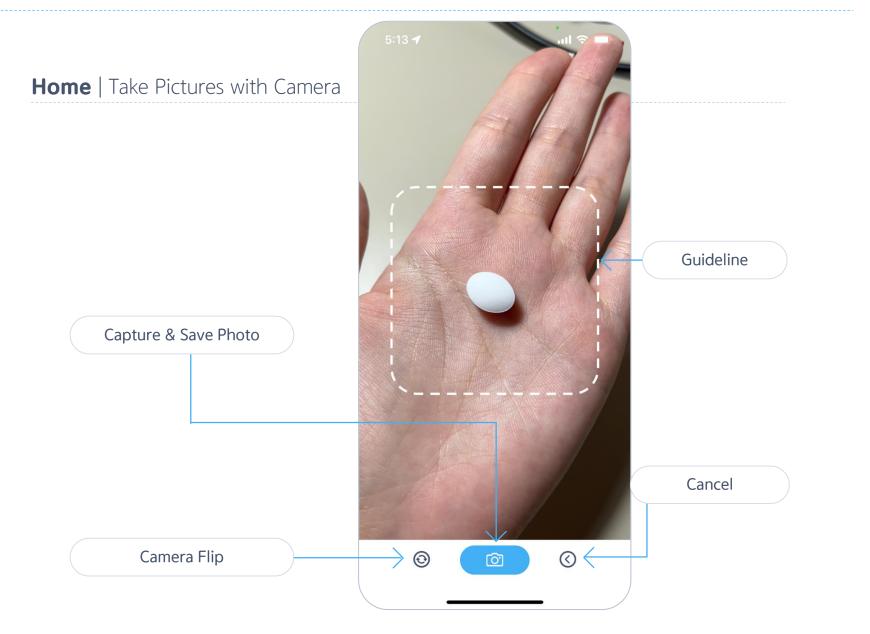
# 4 Service



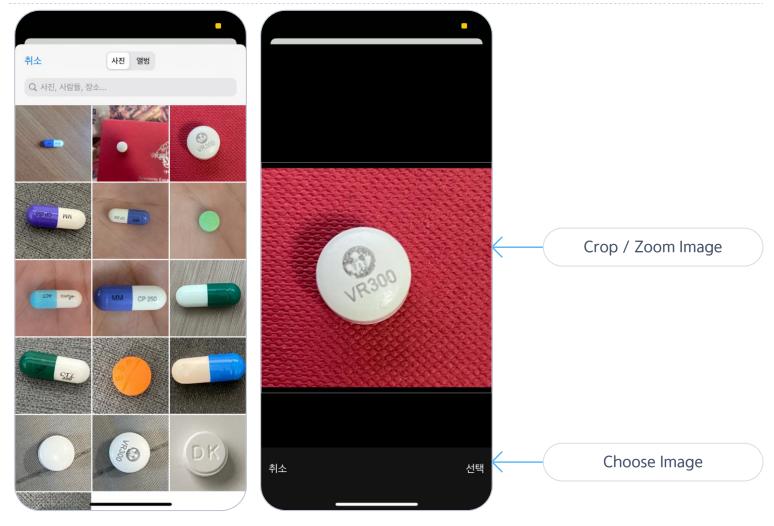
## 4 Service Architecture

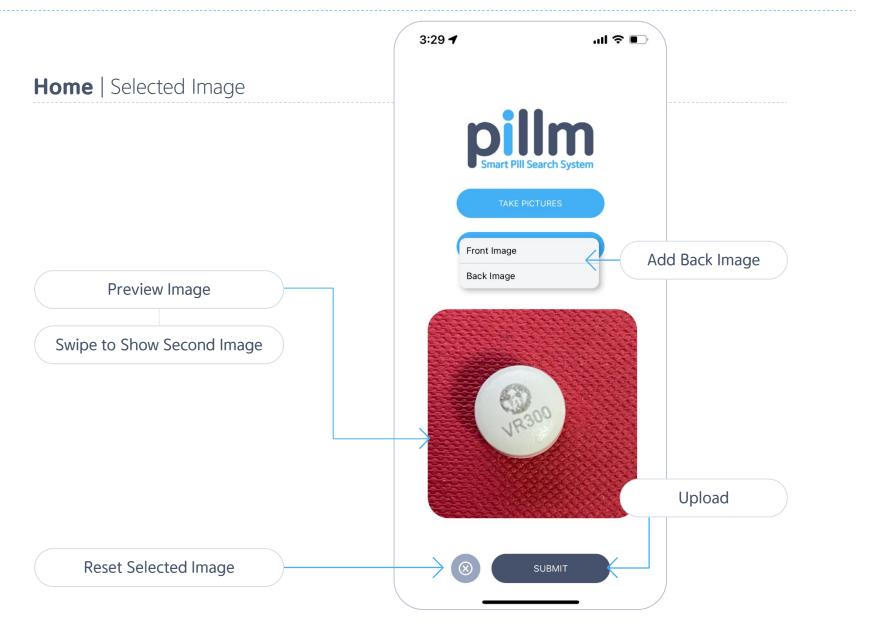


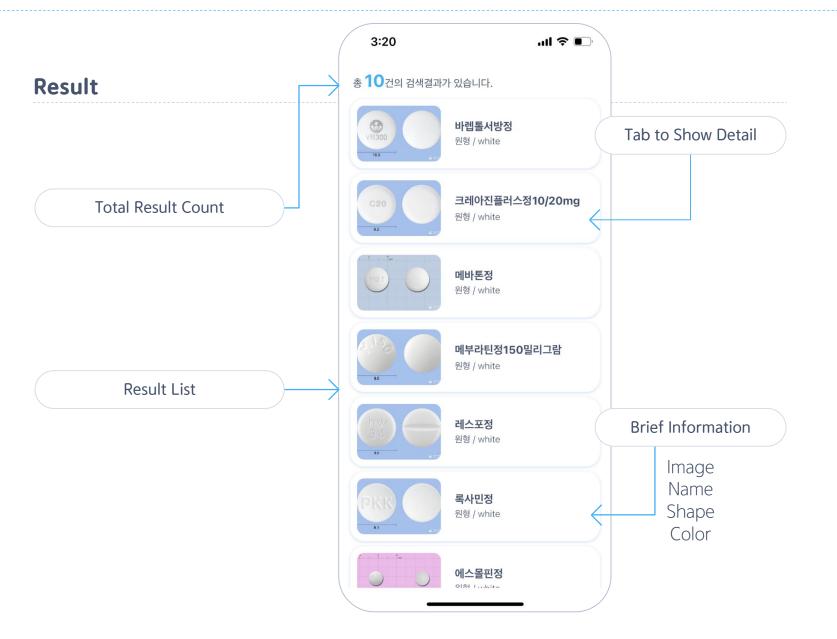




### **Home** | Select Image From Gallery









## 4 Service Contribution

- 이미지 인식을 통한 알약 구분을 통해 알약을 구분하기 어려운 **고령층의 편의**를 도모 가능
- 2 올바른 저장 방법과 용법, 용량 등을 알 수 있어 약의 **오남용**으로 인한 문제 방지
- 사용자가 이미지만으로 손쉽게 검색 가능하게 하여 시간적 비용 절감 가능
- 4 사용자가 본인이 복용하는 알약의 세부 정보에 쉽게 접근하고 **능동적으로 관리**할 수 있음
- 9약품 표준 제조 기준(식품의약안전처) 안에서 알약의 특징을 추론하는 모델을 사용하기 때문에 DB에 알약의 정보를 추가하는 것만으로 확장 가능한 Sustainable한 모델

## Thank you

