Car Classifier using Inception V3

* * * | * * * | * * *

목 차

- ✓ Project Summary
- ✓ Inception V3
- ✓ Prime Model
- ✓ Cause Analysis
- ✓ Improved Model
- √ Final Result
- √ Task Sharing

Project Summary

차종 분류 시스템

- ✓ 고속도로 톨게이트나 일반도로에서 교통량 조사
 - 전체 교통량 중 각 차종이 차지하는 비율 통계
 - 특정 도로 / 교각을 통과하는 차량 분석
 - 주차장 차량 비율 분석 및 개선

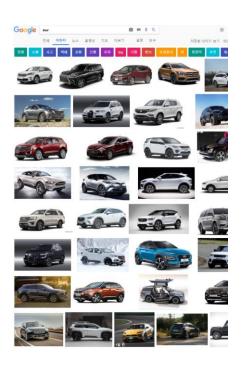




Project Summary

데이터 수집





✓ 3D 모델(macro)

360VR

아반떼











로드뷰



Project Summary

데이터 수집

- ✓ 다양한 방식을 사용- 구글링, 3D 모델, 로드뷰
- ✓ 다양한 색상 및 모델 수집- macro를 이용하여
- ✓ 수집한 자료 중 배경색에 따라서 정확도가 떨어지는 문제 발생- 구글링 데이터 위주로 훈련 (배경이 길거리, 도로인 것)
- √ 차량의 전면 범퍼를 포함하도록 수집

Train-set

- 각 차종 별 80개 씩

√ Valid-set

- 각 차종 별 25개 씩
- 3D모델, 로드뷰를 섞어서

Inception V3

인셉션 V3 모듈

- ✓ Inception V1(GoogLeNet)을 개선한 모듈
- ✓ Neural-Net.의 디자인 원칙을 따름

✓ VGGNet과 GoogLeNet에 비해 개선된 성능을 보인다

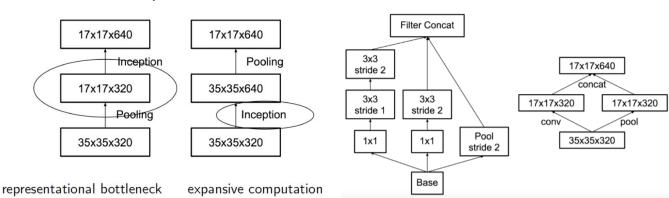
- (1) Avoid representational bottlenecks, especially early in the network
- (2) Higher dimensional representations are easier to process locally within a network.
- (3) Spatial aggregation can be done over lower dimensinal embeddings without much or any loss in representational power
- (4) Balance the width and depth of the network.

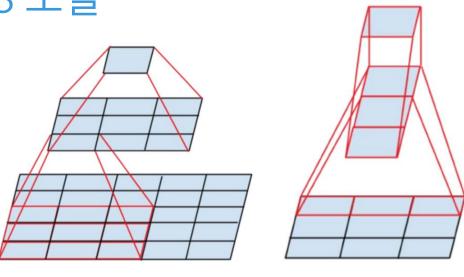
Network	Models Evaluated	Crops Evaluated	Top-1 Error	Top-5 Error
VGGNet [18]	2	-	23.7%	6.8%
GoogLeNet [20]	7	144	-	6.67%
PReLU [6]	-	-	-	4.94%
BN-Inception [7]	6	144	20.1%	4.9%
Inception-v3	4	144	17.2%	3.58%*

Inception V3

인셉션 V3 모델

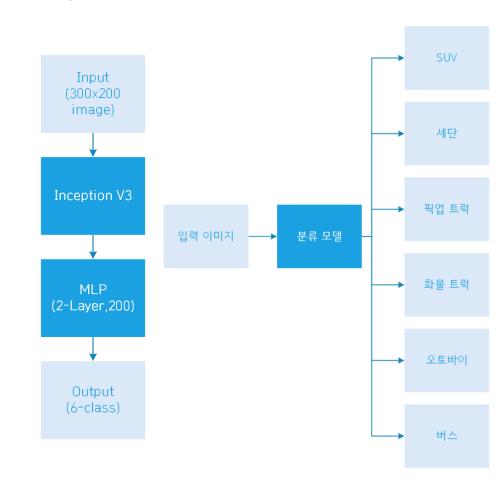
- ✓ 3X3 conv 2개로 factorization
 - 5X5에 비해 연산량이 약 28% 줄어든다
 - Asymmetric conv factorization
 - 3X3에 비해 연산량이 약 33% 줄어든다
- ✓ Inception과 Pooling을 병렬로 수행
 - 연산량이 줄어들고 Representation Bottleneck을 없앤다.





초기 모델 구조

- √ 차량 이미지 처리
 - 인셉션 모듈 이용
 - MLP load(x)
- √ 분류
 - Multi Layer Perceptron
- ✓ Batch Normalization 사용
- ✓ 전체학습, epoch 70 이상
- √ 훈련 이미지 증식
 - shift / sheering / flip
- ✓ relu / adam 사용



초기 모델 결과

```
In [7]: # 1번 모델 결과
      tt=[]
      for i in range(150):
         argmax = np.argmax(output[i])
         tt.append(argmax)
      p=list(k.items())
      print('1차 결과')
      print(tt[0:25], p[0])
      print(tt[25:50], p[1])
      print(tt[50:75], p[2])
      print(tt[75:100], p[3])
      print(tt[100:125], p[4])
      print(tt[125:150], p[5])
      1차 결과
      [4, 4, 3, 3, 5, 5, 5, 5, 3, 4, 5, 5, 5, 3, 3, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5] ('Suv', 5)
In [9]: # 정확도 계산
      accuracy_sum = 0
      for i in range(150):
         if tt[i] == tt2[i]:
            accuracy_sum += 1
      print(accuracy_sum)
      accuracy = (accuracy_sum/150)*100
      print(accuracy, '%')
      80.666666666666 %
```

------- Predict -------- {'Bus': 0, 'Cargo truck': 1, 'Motorcycle': 2, 'Pickup truck': 3, answer: [1.000 0.000 0.000 0.000 0.000]
정답 라벨: Bus
output: [0.938 0.007 0.006 0.016 0.031 0.003]
예측 결과: Bus



Test 정확도: 80.6%

세단/SUV간의 오차가 높음

Cause Analysis

원인 분석

✓ Sedan(Grandeur)



✓ SUV(Veloster)

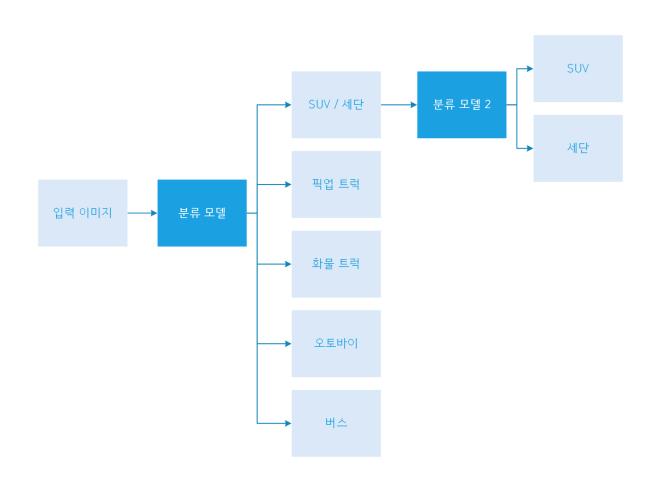






개선된 모델 구조

- √ 분류 모델 추가
 - SUV/세단
 - 동일한 모델
 - class 숫자만 다르게
 - epoch 70 이상



[[0.130 0.870]]

개선된 모델 결과

136

90,666666666666



```
[14]: print('Network 1')
print(Label)
print(output)
print("")

print('Network 2')
print(Label2)
print(output2)

Network 1
['Bus', 'Cargo truck', 'Motorcycle', 'Pick-up truck', 'Sedan', 'Suv']
[[0.000 0.000 0.000 0.000 0.999 0.000]]

Network 2
['Sedan', 'Suv']
```

```
√ 80.6% -> 90.6%
```

(10% 정확도 향상)

Final Result

최종 결과

----- Predict -----

OUTPUT: [0.000 0.000 0.000 0.006 0.007 0.993]

예측 결과 : Suv



✓ 라벨 없는 이미지를 입력 결과 라벨을 예측

- √ 향후 개선 아이디어
 - 사람이 탑승한 오토바이
 - 화물이 없는 화물트럭
 - 더 많은 훈련 셋(현재 80X6개)

Task Sharing

- **** ***
 - 프로그램 코딩 및 관련 내용 조사
- *******
 - 데이터 수집 및 PPT발표 준비
- *******
 - 아이디어 기획 및 관련내용 조사, 데이터 수집

Q&A

감사합니다

Thank you!