

Определение типа шейки матки по изображениям (Kaggle Intel & MobileODT Cervical Cancer Screening)



Байкулов Руслан kaggle.com/romul0212 ODS: @romul

Постановка задачи

По изображению нужно определить тип матки.

Разные типы матки - разные зоны эрозии.

Определение типа критично важно для выбора подходящего метода лечения рака шейки матки.

Метрика качества logloss

Type 1

- Completely ectocervical
- Fully visible
- Small or large



Type 2

- Has endocervical component
- Fully visible
- May have ectocervical component which may be small or large



Type 3

- Has endocervical component
- Is not fully visible
- May have ectocervical component which may be small or large

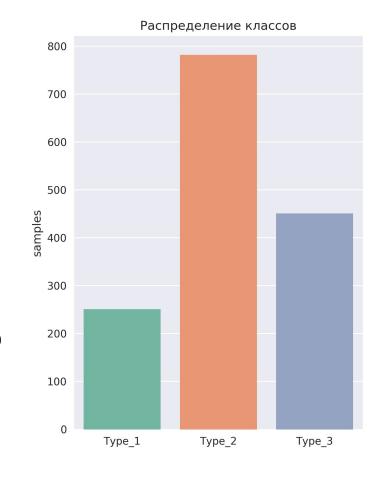


Данные

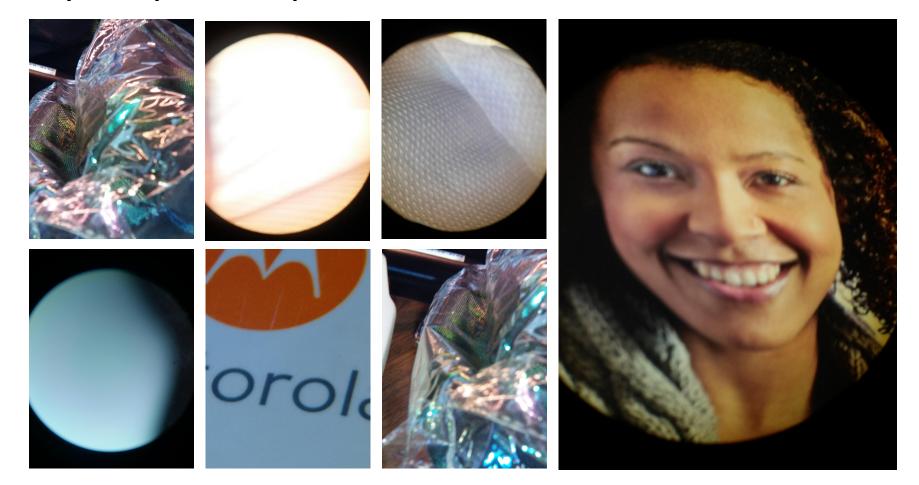
- Train 1481 images (6.1 GB)
- Additional 6734 images (28.8 GB)
- Test stage 1 512 images (2.1 GB)
- Test stage 2 3506 images (9.4 GB)

В additional много проблем:

- Неправильная разметка
- Пересечение с train и test выборкой
- Фотографии сделанные с помощью ПНВ (зеленые)
- Размытые фотографии
- Фотографии не относящиеся к задаче



Примеры изображений из additional



Первые попытки

Test

Val 10%

Train 90%

Train data

Ţ

Resnet

7x7 conv. 64, /2

pool,/2

3x3 conv, 64 \$\sqrt{}
3x3 conv, 64

3x3 conv, 64

3x3 conv, 64 3x3 conv, 64

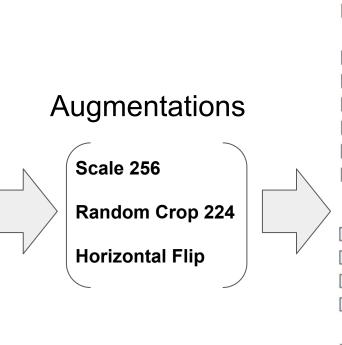
3x3 conv, 64

3x3 conv, 512

3x3 conv. 512

3x3 conv, 512

3x3 conv, 512



Results:

Resnet 50 VAL 0.80 LB 0.77

Resnet 101 VAL 0.75 LB 0.78

Разный масштаб

При изменении размера изображения можно потерять много информации.





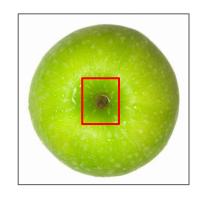


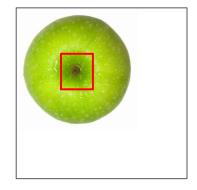


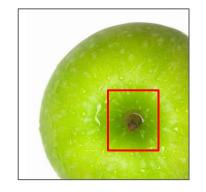
Хочется научиться находить полезную часть снимка и обучать модель только на ней.

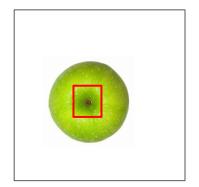
Разный масштаб

При ресайзе изображения можно потерять много информации.









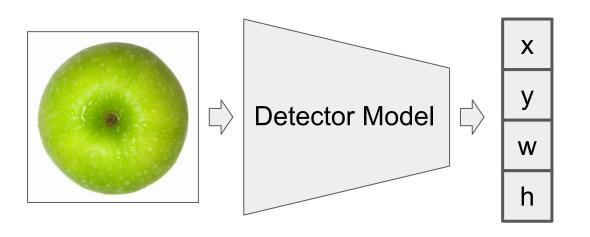
Хочется научиться находить полезную часть кадра и обучать модель только на ней.

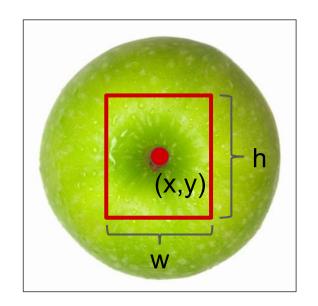
Детектор

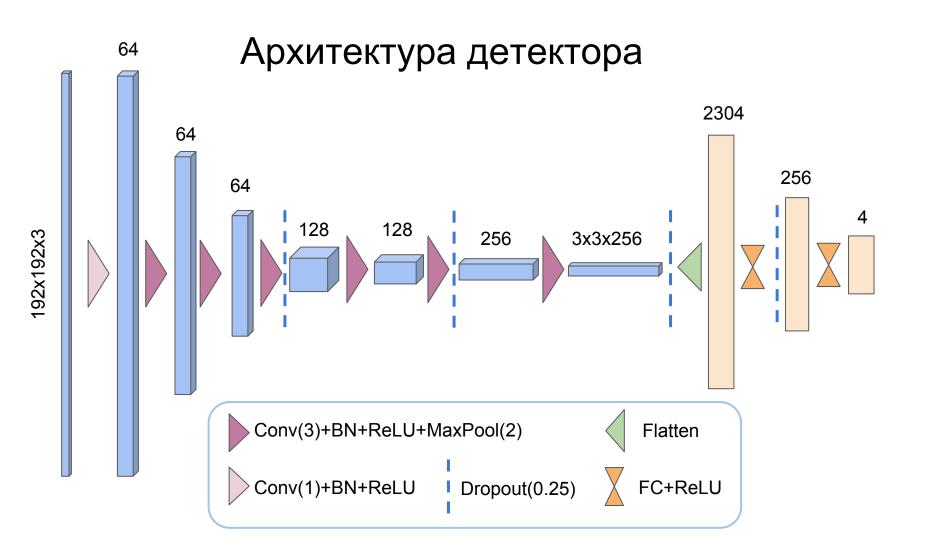
Bounding boxes for Type_1
posted 3 months ago by Paul

https://www.kaggle.com/deveaup

Обучаем нейронную сеть предсказывать координаты центра, ширину и высоту прямоугольника.

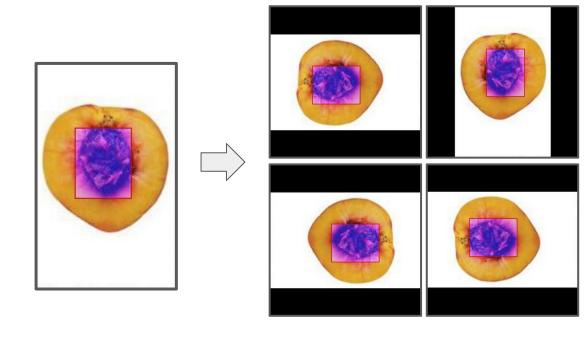






Предобработка и аугментация изображений для детектора

- Resize with zero padding
- Rotate 90, 180, 270 degrees
- Horizontal and vertical flips



Обучение детектора

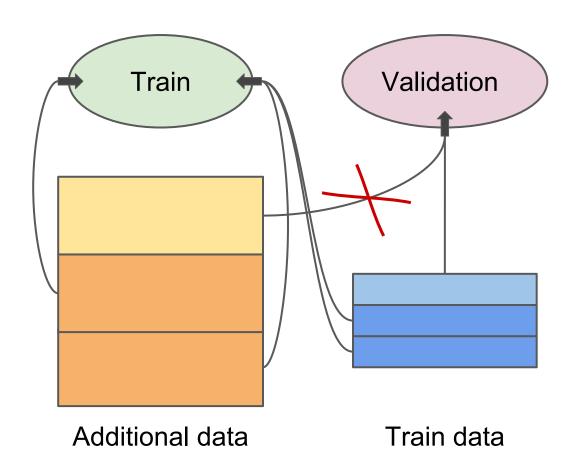
- Loss: MAE
- Optimizer: Adam
- Batch size: 32
- Learning rate: 0.001
- Number of epoch: 200

```
Epoch 0: train 17.053188624920875
                                          val 13.231120122445596
                                          val 12.903140235591579
Epoch 1: train 13.91152842263423
                                          val 12.31360117164818
Epoch 2: train 13.414280067883066
Epoch 3: train 13.02453057954052
                                          val 12.816465699994886
Epoch 4: train 12.797467422892035
                                          val 11.929914165187526
Epoch 5: train 12.32286236687764
                                          val 11.604760234420365
Epoch 6: train 12.161445806783908
                                          val 11.728974097483867
Epoch 7: train 11.87443016027845
                                          val 11.334061274657378
Epoch 8: train 11.57122896068386
                                          val 11.51347659085248
Epoch 9: train 11.405853763572189
                                          val 10.550211932208088
                                          val 11.491866910779798
Epoch 10: train 11.232540472229914
Epoch 11: train 10.983012770793078
                                          val 10.162859613830978
Epoch 12: train 10.772776530495584
                                          val 10.252024019086683
Epoch 13: train 10.648172998733358
                                          val 9.847372274141055
```

Epoch 195: train 5.466486436725933 Epoch 196: train 5.492792625671257 Epoch 197: train 5.480475711415826 Epoch 198: train 5.439806982906642 Epoch 199: train 5.445368868455704 Epoch 200: train 5.419769179338077 Epoch 201: train 5.46945775749841 val 9.470098289283547 val 9.43220431095845 val 9.580626023782266 val 9.404440538303271 val 9.484641216896676 val 9.644662676630793 val 9.311708392323675

Валидация с additional

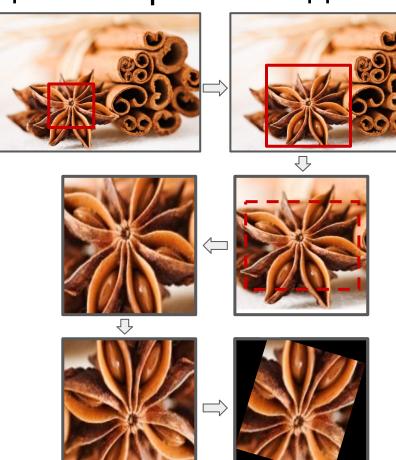
- Train 10 folds
- Additional 10 folds
- Не использовать additional данные при валидации моделей
- Обучающая выборка
 = 4 * train + additional



Предобработка и аугментация изображений для

классификатора

- Crop rectangle from detection model
 - scale width and height by N times
- Resize image to 256x256
- Random sized crop
 - random size crop of (0.5 to 1.0) of the original size and a random aspect ratio of 3/4 to 4/3
 - Resize to 224x224
- Horizontal and vertical flips
- Random rotate 360 degrees



Финальная модель

Два усреднения 10-фолдного файнтюна VGG16.

Отличаются тем, во сколько раз увеличивается ширина и высота прямоугольников из детектора (в 1.5 и 2 раза).

Параметры при обучении моделей:

- Loss: logloss
- Optimizer: SGD
 Momentum: 0.9, Weight decay: 1e-4
- Batch size: 16
- Learning rate: 0.0001
- Number of epoch: 25

Final model
Val 0.65720
Public 0.61245
Private 0.81809

Технические подробности

- PyTorch
- Docker
- Видеокарта: Nvidia GTX 1060 6Gb
- Время обучения всех моделей примерно сутки
- Github: <u>github.com/IRomul/intel_cancer</u>

Факап с предсказаниями

За полтора часа до окончания соревнования скачал финальный сабмит и заметил это!

Все изображения из stage 2 не были предсказаны.

После исправления ошибки примерно за час удалось получить предсказания со всех 20 моделей.

```
502.jpg,0.05126477978192269,0.31789873316884043,0.6308364942669868
503.jpg,0.03148906810674816,0.4965880401432514,0.4719228900969029
504.jpg,0.0144525762880221,0.1675898505374789,0.8179575681686402
505.jpg,0.02493442359846085,0.9444483637809752,0.030617220074054787
506.jpg,0.20690540559589862,0.5856685861945152,0.2074260089546442
507.jpg,0.28801270648837085,0.5969220012426376,0.11506527578458192
508.jpg.0.06714690998196603.0.7199251025915145.0.21292797983624043
509.jpg,0.014323029638035223,0.8790652036666871,0.10661174384877087
510.jpg,0.01779857851797715,0.3956246078014374,0.5865768179297447
511.jpg,0.028614795906469228,0.22943555265665055,0.7419496566057205
10000.jpg,0.1699999999999998,0.53000000000001,0.299999999999993
10001.jpg,0.169999999999998,0.53000000000001,0.29999999999999
10002.jpg,0.169999999999998,0.53000000000001,0.29999999999999
10003.jpg,0.169999999999998,0.530000000000001,0.299999999999993
10004.jpg,0.169999999999998,0.53000000000001,0.29999999999999
10005.jpg,0.169999999999998,0.53000000000001,0.29999999999999
10006.jpg.0.169999999999998,0.530000000000001,0.299999999999993
10007.jpq,0.1699999999999998,0.530000000000001,0.299999999999999
10008.jpg,0.169999999999998,0.530000000000001,0.299999999999993
10009.jpq.0.169999999999998.0.530000000000001.0.299999999999993
10010.jpg,0.1699999999999998,0.530000000000001,0.29999999999999
10011.jpg,0.169999999999998,0.530000000000001,0.299999999999993
10012.jpg.0.1699999999999998.0.530000000000001.0.299999999999999
```

```
# SAMPLE_PATH = '/workdir/data/sample_submission.csv'
SAMPLE_PATH = '/workdir/data/sample_submission_stg2.csv'
```

Private Leaderboard

#	∆pub	Team Name	Kernel	Team Members	Score 2	Entries	Last
1	125	Towards Empirically Stable Trai	•	8 3	0.76964	2	10d
2	114	I Rustandi		9	0.80278	8	9d
3	~ 79	GRXJ			0.80830	5	11d
4	9 4	Ruslan Baikulov		0	0.81809	4	9d
5	~ 73	BMCI		9	0.82205	5	9d
6	80	kubilai			0.82496	26	10d
7	▲ 124	Shai			0.82850	2	15d
8	9 3	Ryan Munion			0.83131	3	9d
9	▲ 78	ZFTurbo		<u>***</u>	0.83209	2	12d
10	134	Alexander Popov			0.83334	19	10d
11	136	mokp		7	0.83367	2	15d
12	188	utility			0.83517	2	12d
13	129	Praveen Adepu		9	0.83536	3	11d

Решение победителей ZadrraS, raddar, bobutis

#	∆pub	Team Name	Kernel	Team Members	Score @	Entries	Last
1	125	Towards Empirically Stable Trai		S 🛜 🚵	0.76964	2	10d

Залог успеха - правильная валидация.

Команда поняла, что данные из additional сильно пересекаются с train. Был большой датасет, в котором было по несколько фотографий от одного пациента. Для каждого пациента выбрали лучшую и поместили в train, остальное в additional.

Перед тем как бить на фолды, сделали кластеризацию:

- 1. calculate image colour histograms
- 2. run k-means clustering with k = 100
- 3. take random 20 clusters and use that for validation

Решение ZFTurbo



Роман Соловьев, Ph.D. kaggle.com/zfturbo
ODS: @zfturbo

0.83209

9 A 78 ZFTurbo

- Сегментация ROI с помощью UNET
- Аугментации:
 - random crops based on Unet predictions
 - random rotations
 - lightning change
 - o rare random blur
- Модели: VGG16, VGG19, Resnet50, InceptionV3,
 SqueezeNet, Densenet161, Densenet121
- Валидация 5 Fold
- XGBoost blender
- Лучший сабмит получился без additional

















Спасибо за внимание!

Вопросы?