

Препознавање ручно написаног текста (Book Archiver)

Извештај за практично истраживање

Увод

Предмет истраживања

Предмет овог пројекта се заснива на испитивању шта је све потребно да би раучар препознао ручно написан текст са слике на папиру без коришћења неких већ готових библиотека које своје решење нуде у пар линија кода (нпр. *easyocr*).

Циљеви истраживања

Сам циљ пројекта јесте архивирање ручно написаних књига у неки текстуални документ зарад презервације истих.

Задаци истраживања

Можемо задатак за имплементирање оваквог програма поделити у две обимне целине.

Прва целина представља само тренирање довољно добре конволуционе неуронске мреже за препознавање ручно написаног тескста, док другу целину представља издвајање индивидуалних карактера са слике и прослеђивање тих слика истренираној мрежи.

Очекивани резултати истраживања

Због недостатка рачунарске снаге не очекујемо да ћемо имати неке довољно успешне резултате који задовољавају стандарне критеријуме.

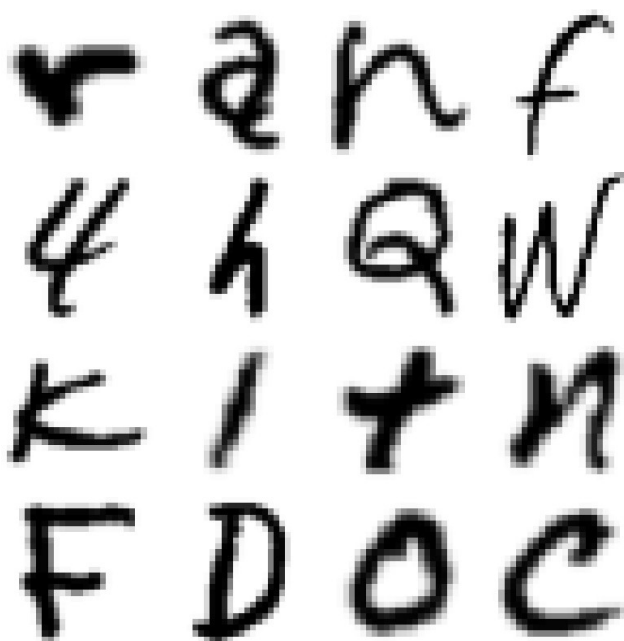
Методологија

Коришћени подаци

Користимо један од познатијих тренинг скупова под именом EMNIST (Extended MNIST).

Његов претходник MNIST је био сачињен само од ручно написаних цифара, док је EMNIST сачињен од цифара, малих и великих слова. Сlike су црно-беле и у формату 28*28 пиксела.

5H3:PHEE2W3JhTf#P3ZKZQHt5PWNMY9ti
udkkkewfY2YcD6KV6G872+Wdhd8QV954A
6Rr3MAAZd407D5rHK9Yx252urdyfA8
Bab7Cf42Kp2451UJj7269KQ4nJv0XhV4
B6WU0AR2QE0+02CE0WfP0r810CXtncd3
293CH599e23diTSUBKEC907A=8GXaAc3
T4451IBU7EaeafAtG8YKreVL6K9Dncet
bTG40H8NFU3Wn63P097BEP196XG6nW6
8P2Q1102Hd3rZmk91PmbP2SEZ9K1f4/F
4u4E41mf83n+7E8S1eK495CKRf3G7Ht3
1rP058n4Ynf+5D2QBpV0fGfBdT9XJawJ
P29322C022NEfz200A9YQK9cA1T07Nmc
C04G8htE07Artt8dkP89HrVGAanBV12eV
OXGBBGIUW8A9EXd3911G8fRfZATMH2b9
P1MvW49T94641S61H00794u25f1k1dUX
CAF49Vm110U9KRCdPAQ9A6arfl4C81f
E4AQ16#e1JXarR0PE9XG0U44Tf358atx
tm9C0e3M9Yw6BR056388f9b2210D0JQF
8529h4Vf9N4fESNGf241fde9n105fkN6
C1fX8V1B0t2QKNV/KC9HH5822C0f9022
1n1FGN59r7213JhA6C2G536TN7SEZUV6
r9B8CAf0739090f80BYQ8m2+E=Chw9m
9afnenaLW9W5+9NF5V9NR3Kp9571X209
K2CDmVh4f7fBB946Bc6A361/d51BCat1h
Z6rtn5730Qd19FVCTUS3DY26ALk31A71
nt547W9aet199+nmv9B9KEfD956H1Qa2
54rEm2J16Wht61w6+787rJn6W7D07Vh1
df7G06Tn9796TAMtr04A8W81H1Q7XR5n
duE20WEPX07Yf9h7SDNRdMW19CwGm1n
Bm9A0H4FEF1Hm0KvUWwAGP1F00Xhfx1e
4Q10FefUAUwe13XyXLtQ53P585h7rICn
KJ171e57BLC2tET1G8hU83B026nve1hLn



Сами подаци су подељени на категорије: ByClass, ByMerge, Balanced, Letters, Digits и MNIST

Такође, свака категорија је подељена на тренинг и тест скупове.

Назив категорије	Укупан број слика	Тренинг (train)	Тест (test)	Број класа (карактера)
EMNIST ByClass	814 255	697 932	116 323	62
EMNIST ByMerge	814 255	697 932	116 323	47
EMNIST Balanced	131 600	112 800	18 800	47
EMNIST Letters	145 600	124 800	20 800	26
EMNIST Digits	280 000	240 000	40 000	10
EMNIST MNIST	70 000	60 000	10 000	10

Пре коришћења самог скупа проверамамо да ли постоје дупликати.

Дупликате проналазимо тако што израчунавамо MD5 хеш за сваку индивидуалну слику, затим мапирамо хеш на индекс слике у сету који касније поредимо са следећим хешом који рачунамо. Ако израчунамо хеш који смо претходно израчунали, наишли смо на дупликат.

Анализом сваке од категорија, утврђено је да постоје дупликати у тренинг (*train*) сетовима:

Назив категорије	Број дупликата
EMNIST ByClass	9
EMNIST ByMerge	9
EMNIST Letters	5

Даљом анализом је утврђено да скоро све категорије имају неке слике која нека друга категорија има. На пример ByClass и ByMerge имају велики број слика које су исте. ByClass *train* скуп садржи слике које ByMerge користи у свом *test* скупу, и обрнуто.

Консултовати следећи графикон:



total – Приказује колико укупно има јединствених слика у свим скуповима (*train* и *test*).

train – Приказује колико укупно има јединствених слика у *train* скуповима.

test – Приказује колико укупно има јединствених слика у *test* скуповима.

Учитавањем и избацивањем свих дупликата утврђено је да постоји само 814 241 јединствених слика.

Због међусобног преплитања свих категорија, потребно је било самостално поделити податке на тренинг и тест скупове за сваки карактер индивидуално. За сваки карактер је узето: **80%** слика за **тренинг**, а **20%** за **тестирање**.

(консултовати следећу скрипту: [proper_train_test_split.py](#)).

Претходна истраживања других особа над коришћеним подацима

Анализом рада других који су користили дати скуп, видимо да они нису испитивали податке. Такође, већински су тренирали мреже на смањеној верзији сета MNIST која садржи само бројеве од 0-10, што је олакшало саму класификацију за мрежу тако да су добијали веома добре резултате (прецизност до чак 90%). Али за наш скуп података, EMNIST, нисмо успели да пронађемо рад који је имао успешност већу од 70% због саме комплексности класификације карактера који слично изгледају (попут: „i“, „j“, „1“; затим „S“, „5“; или „0“, „O“).

Методе истраживања

Тренирање саме мреже се сводило на испитивање разних параметара и слојева које библиотека *tensorflow* нуди приликом прављења конволуционе неуронске мреже.

Направљено је неколико верзија мреже коју тренирамо (консултовати датотеку: [utils_tf.py](#) у којој можемо видети сваку верзију).

Свака верзија је тренирана на претходних 80% издвојених података и тестирана на преосталих 20%.

Поређењем резултата сваке од верзија мреже утврђено је да нам верзија три (v3) даје најбоље резултате који нам највише одговарају, тако да је она коришћена за сва остала испитивања.

Главне параметре које смо узимали у обзир током тренирања мреже су величина уносног тренинг беча (*batch_size*) и број епоха (*epochs*). Испитивањем је закључено да конволуциона мрежа која има *batch_size* 1000 или 10 000 даје боље резултате од оне која има мањи.

Утврђено је да библиотека *tensorflow* за велике *batch_size*-еве користи разне методе које смањују буку приликом израчунавања градијента, што доприноси самој класификацији категорије. Такође је вођено рачуна да немамо превелики број епоха да не би дошло до превеликог прилагођавања подацима (*overfitting*). Пошто имамо велики број слика за тренирање, 4 или 5 епоха је било сасвим довољно за тренирање довољно добре мреже.

Касније је примећено да је број слика за карактере као што су „j“, „k“, „z“ врло мали, па смо покушали да допунимо слике коришћењем *tensorflow*-овог *ImageDataGenerator*-а који дату слику ротира, зумира и транслира на разне начине и тако допуњава недостајуће слике.

Нажалост, због недостатка рачунарске снаге смо избадили ту методу из оптицаја јер се мрежа јако дуго тренирала. Такође нисмо желели да то допуњавање података заправо поремети учење мреже јер можда буде превише *overfit*-овао на генерисане слике, али не можемо тачно знати.

Због довољне величине скупа података, само генерисање слика заправо можда ни није било потребно.

Више од 1 дан је био уложен да се намести тренирање на графичкој картици (*tensorflow-cuda*), али нажалост то није било успешно.

Након 2 дана уложених у тестирање параметара која *tensorflow* библиотека нуди. Одлучено је да се направи окружење које ће кориснику ручно дати да цртањем карактера тестира истренирану мрежу. Тако да смо за финалну мрежу одлучили да користимо цео скуп података (и тест и тренинг податке које смо раније поделили).

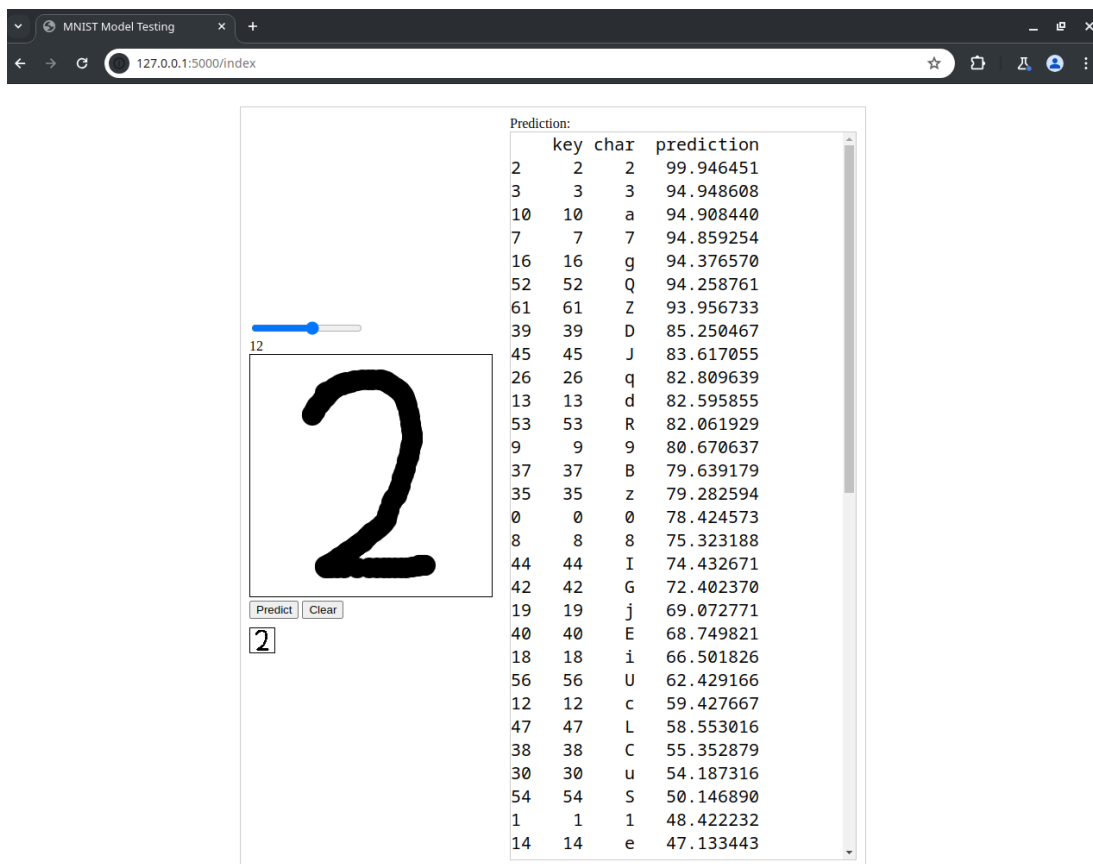
У датом пројекту су направљена окружења за тестирање истренираних мрежа. Покретањем сваког од њих кориснику се нуди листа већ истренираних мрежа које може изабрати да тестира.

Тренутно, најбоља мрежа је под називом: [all_v3_batch10000_epoch5.keras](#)

Окружење за цртање ([test_draw.sh](#))

Након што корисник изабере мрежу покреће се веб сервер на адреси: <http://127.0.0.1:5000>, где је кориснику омогућено да ручно тестира мрежу цртајући на платну.

Консултовати следећу слику:



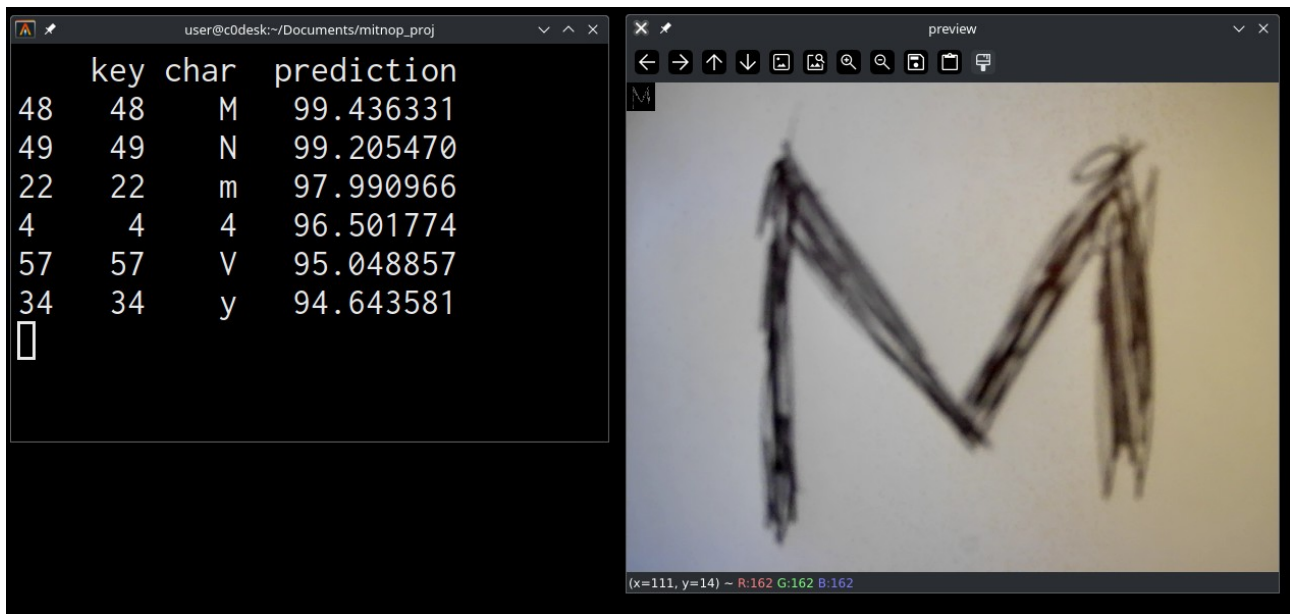
Окружење чини једноставан *flask* сервер који нуди дату страницу за цртање.

Страница затим шаље нацртану слику мрежи путем *POST request*-а, слика је енкодвана у *base64* формату, *flask* сервер даље распакује слику и прослеђује је неурноској мрежи која врши предикцију, израчуната предикција се форматира у табеларни приказ коришћењем библиотеке *pandas* и шаље се назад страници да је може приказати.

За друго окружење је потребна камера. Тренутно постоје две верзије ([test_camera.sh](#) [test_camera2.sh](#)).

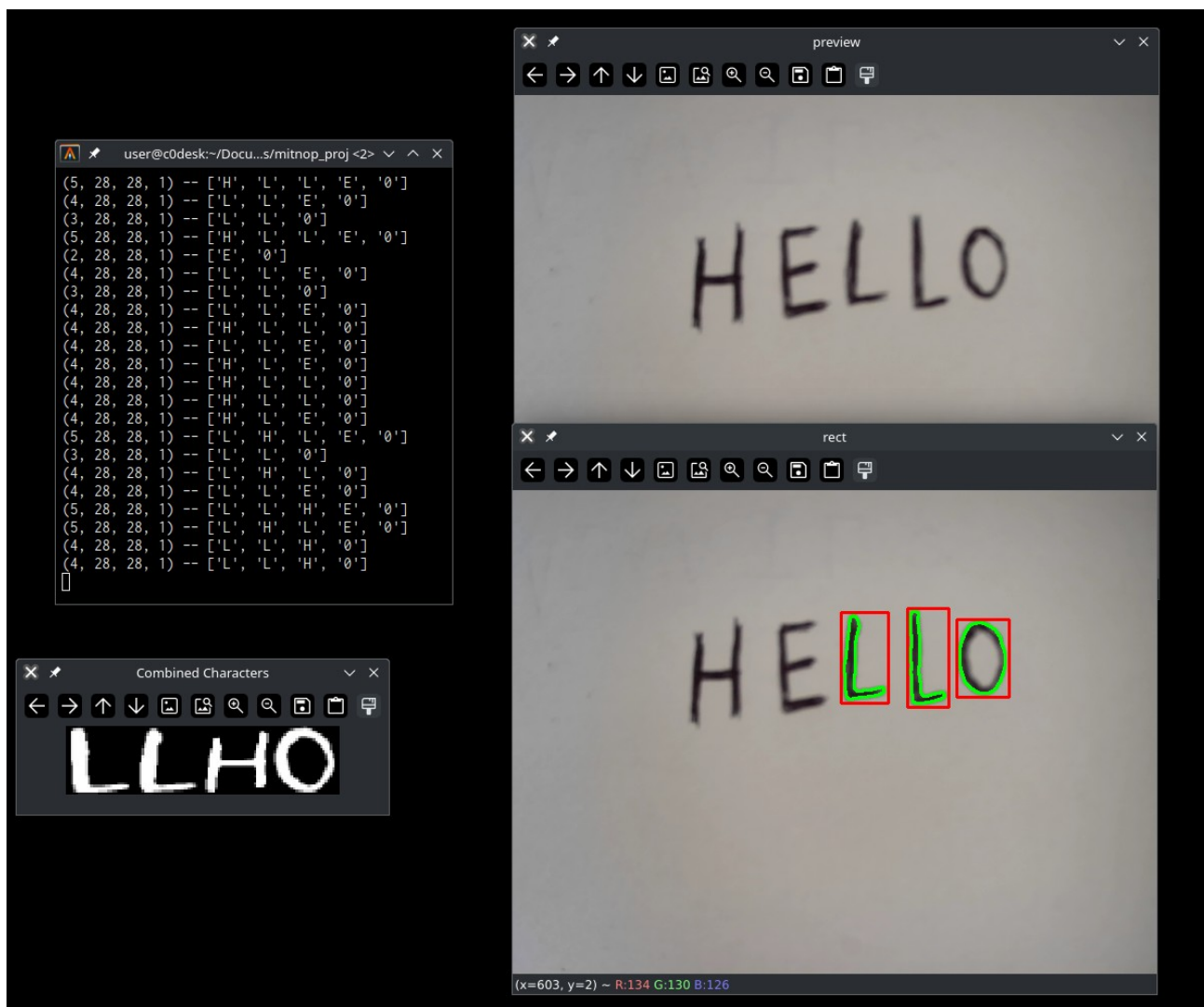
Обе верзије су направљене коришћењем библиотеке *OpenCV*. Прва ради предикцију једног карактера са слике.

Консултовати следећу слику:



Функционише на једноставан начин тако што дату слику само resize-ује да буде формата 28*28 пиксела, након тога примени праг (*threshold*) који избади све светле пикселе из слике коришћењем *color* маске.

Следећа верзија ([*test_camera2.sh*](#)) ради препознавање више карактера.



Доста комплексније функционише јер се детекција карактера спроводи коришћењем следећих метода: Прво слику претварамо у црно белу (примењује се *GrayScale* филтер). Затим на ту слику додајемо *GaussianBlur* филтер да би смањили буку у слици. На такву слику примењујемо такозвани *Canny edge* детекцију из које можемо извући контуре (облике). Детековане облике спроводимо неуронској мрежи која ради предикцију.

Резултати

Приказ резултата

Најбољу мрежу коју смо успели истренирати је мрежа под називом:

[all_v3_batch10000_epoch5.keras](#)

Резултати се најбоље могу видети покретањем неких од претходно наведених окружења (demo-a).

Тумачење резултата

У претходним испитивањима утврђено је да се мрежа најчешће збуни за карактере:

„0“, „o“, „O“

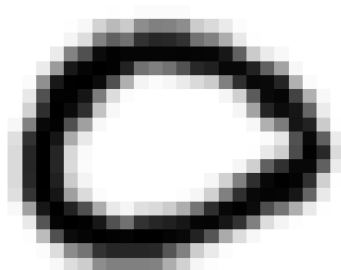
„L“, „l“, „1“, „i“, „I“, „J“, „j“

„S“, „5“, „G“, „6“

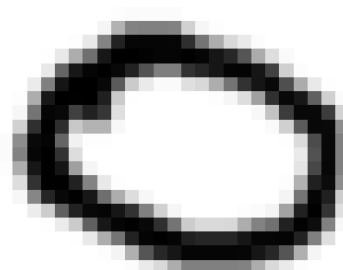
„9“, „g“

„a“, „2“

Example 19. Label: 0 -- predict: 0



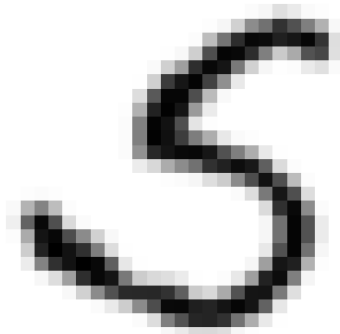
Example 149. Label: 0 -- predict: 0



Example 226. Label: 9 -- predict: 7



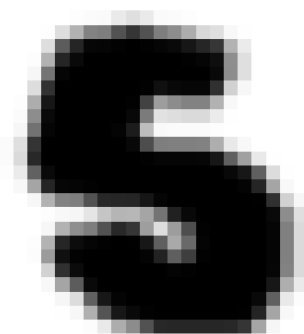
Example 35. Label: 5 -- predict: 5



Example 20. Label: 5 -- predict: 5



Example 419. Label: 5 -- predict: 5



Закључак

Анализа испуњења циљева истраживања

Испитано је испуњење циља истраживања, и закључено је да је пројекат делом извршен, међутим, потребно је додатно улагање напора у развој технике детекције текста и подешавање параметара неуронске мреже како би се омогућило ефикасније откривање и препознавање текстуалних елемената.

Анализа остварења очекиваних резултата истраживања

Резултати које смо добили су далеко од савршених. Но очекивали смо такве резултате јер на располагању имамо слаб рачунар који није у могућности да користи *tensorflow*-ов *ImageDataGenerator* што би можда побољшало тренирање мреже.

Могућности за примену истраживања у пракси

Прмену овог истраживања у пракси можемо видети у неком пројекту или индустрији за коју је детекција текста потребна. Као што су примери: препознавање рукописа у банкарским апликацијама, препознавање адреса на поштанским пакетима, и најважније за архивирање историјских књига и докумената.

Идеје за побољшање и разраду истраживања

Прва идеја која пада на памет за побољшање наше неуронске мреже јесте проналазак већ готове неуронске („супер“) мреже која је истренирана на гомилу дата скупова са највише параметара коју можемо помоћу *transfer learning*-а интегрисати у наше решење.

Друга идеја је набавка јачег хардвеа за самостално тренирање такозване „супер“ мреже. Јачи хардвер би нам омогућио да користимо *tensorflow*-ов *ImageDataGenerator* без потешкоћа.

Такође треба узети у обзир побољшање парметара за детекцију контура са слике када примењујемо *Canny edge* детекцију.

Литература

- https://www.tensorflow.org/api_docs/python/
- https://en.wikipedia.org/wiki/Canny_edge_detector
- <https://docs.opencv.org/4.x/index.html>
- https://docs.opencv.org/4.x/da/d22/tutorial_py_canny.html
- <https://pandas.pydata.org/docs/>
- <https://flask.palletsprojects.com/en/3.0.x/>