

Конволюционалдық нейрондық желі арқылы тұрмыстық қалдықтарды сұрыптау

¹*ШАРИВ Таңат, докторант, tanat1028@gmail.com,

¹УСКЕНБАЕВА Гүлжан Амангазыевна, PhD, профессор, кафедра меңгерушісі, gulzhum_01@mail.ru,

¹ШУКИРОВА Алия Косаналиевна, PhD, аға оқытушы, aliya.shukirova@mail.ru,

¹Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті, Қазақстан, Нұр-Сұлтан, Сәтпаев көшесі, 2,

*автор-корреспондент.

Аңдатпа. Соңғы кезде қоршаған ортаның тұрмыстық және өндірістік қалдықтармен ластану мәселесі жыл сайын маңыздылығын арттыруда. Әсіресе елдімекендердегі жиналған қатты тұрмыстық қалдықтардың көбеюі мәселесі болып тұр. Бұл жұмыстың мақсаты – соңғы кезде көп қолданысқа қарқынды түрде ене бастаған тереңдетіп оқытуды пайдалана отырып, қатты тұрмыстық қалдықтарды сұрыптауға пайдалану мәселесін анықтау. Біздің зерттеу жұмысымыздың негізгі нысаны ретінде конволюционалдық нейрондық желілердің, оның ішінде ResNet-18 желісін мысалға ала отырып, қатты тұрмыстық қалдықтар деректер жиынына (ағылшынша – «dataset») тереңдетіліп оқытылды. Аталған нейрондық желіні оқыту Python жоғары дәрежелі бағдарламалау тілінде және қосымша тереңдетіп оқыту кітапханасы Pytorch фреймворкін пайдалана отырып жүргізілді. Басты модель ретінде конволюциялық нейрондық желі ResNet-18 желісі алынса, dataset, яғни деректер жиыны ретінде Waste classification алынды. Деректер жиыны recyclable (қайта өңдеуге жарамды) және organic (органикалық) деп аталатын екі категориядан тұрады. Осы мақаладағы зерттеулерде конволюциялық нейрондық желілердің суреттерді сұрыптау мәселесінде жақсы нәтижеге жеткендігі келтірілген. Және қатты тұрмыстық қалдықтарды сұрыптау, сұрыптауды автоматтандыру мәселесіндегі сұрақтар қарастырылған.

Кілт сөздер: тереңдетіп оқыту, машиналық оқыту, суреттерді классификациялау, жасанды интеллект, конволюционалдық нейрондық желілер, қатты тұрмыстық қалдықтар.

Кіріспе

Әлемде актуалды мәселелер аз емес. Мәселен, жаһандық жылыну, бүкіл әлемдік пандемиялар, қоқыстарды өңдеу және залалсыздандыру және т.б. Ғалымдар осы мәселелер бойынша жыл сайын дабыл қағуда және шешімдерін тауып ұсынып та жатыр. Осындай маңызды мәселелердің бірі тұрмыстық қатты қалдықтар. Тұрмыстық қалдықты залалсыздандыруда қазіргі кезде жалпы көптеген тәсілдері бар [1]. Ең көп тараған әдістердің бірі қалпына келетін қоқыстарды іріктеп алып қайта пайдалануға жіберу. Қалпына келмейтін қалдықтарды құрамына байланысты іріктеп алып түрлі тәсілдер арқылы залалсыздандырады. Қоқысты залалсыздандыру үрдістерінің ең маңызды кезеңдерінің бірі ол сұрыптау. Сұрыптауға өте мән беріледі және еңбек күшінің де біразы осы үрдіске жұмсалады. Сұрыптау көбінде адам күшімен іске асатындықтан ғалымдар соңғы кезде қоқысты өңдеу индустриясында сұрыптауды автоматтандыру, яғни нейрондық желілерді пайдалануды ұсынуда. Қазіргі кезде нейрондық желілердің бірнеше түрлері бар. Архитектурасы және пайдалану мақсатына қарай перцептрон, рекурентті нейрондық желілер, конволюциялық

нейрондық желілер сияқты болып бөлінеді. Аталған нейрондық желілердің ішінде конволюциялық нейрондық желілерді (Convolutional neural network) пайдалану қазіргі кезде белең алуға. Жалпы конволюциялық нейрондық желі қазіргі уақытта компьютерлік көру (computer vision) саласында жиі қолданылуда.

Осы зерттеуде Resnet-18 [2] конволюциялық нейрондық желісін мысал ретінде алдық. Аталған нейрондық желіні пайдалана отырып қоқысты нейрондық желі арқылы сұрыптауды іске асыруға бола ма, жоқ па деген сұраққа жауап таптық.

Ғалымдардың нейрондық желілерді пайдалана отырып жасаған зерттеулері

2016 жылы М. Yang және G. Thung [3] Trashnet деп аталатын қоқыстардың суретінен тұратын деректер жиынын (Dataset) жасады. Деректер жиыны 6 кластан тұрады: әйнек, қағаз, картон, пластик, металл және қоқыс. Бұл деректер жиынындағы суреттер бірнеше мобильді телефондармен түсірілген. Атап айтатын болсақ, Apple iPhone 7 Plus, Apple iPhone 5S, және Apple iPhone 7 Plus. Ғалымдар өз зерттеулерінде TrashNet деректер жинағындағы қалдықтар түрлерін классифи-

кациялау үшін белгілі Densenet121, DenseNet169, InceptionResNetV2, MobileNet және Xception конволюциялық нейронды желілерін пайдаланды. Жоғарыда аталған нейрондық желілерге оқытуды тасымалдау (transfer learning) әдісін қолданған. Зерттеу барысында TrashNet мәліметтер базасының 70%-ын жаттықтыруға, 13%-ын валидацияға, 17%-ын тексеруге пайдаланған. Және де суреттің батч өлшемі 8 және кіріс өлшемі сәйкесінше 224x224 болған. Тәжірибенің қорытындысына сәйкес, DenseNet121 моделін оқытуды тасымалдау әдісімен үйрете отырып ең жоғары дәлдік 95%-ға жеткен [4]. Бұл нәтиже салыстырмалы түрде жаман емес.

Келесі мысалға, Түркияда тереңдетіп оқытуды (Deep learning) зерттеп жүрген ірі коммерциялық емес ұйым «Deep learning Turkey» жүргізген жобаның мақаласын алсақ болады. Ғылыми тәжірибеде Bircanoglu [5] және т.б. авторлар қалдықтарды сұрыптауға пайдаланылатын нейрондық желінің жеңілдетілген моделін ұсынды. Нақтырақ айтсақ модельді RecycleNet деп атады. Бұл тәжірибе барысында, авторлар TrashNet мәліметтер базасының 70%-ын жаттықтыруға, 13%-ын валидацияға, 17%-ын тексеруге пайдаланып, нәтижесінде, ең жоғары дәлдік 81%-ға ғана жеткізе алған. Алайда бұл эксперименттің басты ерекшелігі ол нейрондық желінің параметрлер санын 7 миллионнан 3 миллионға дейін азайтуында. Есесіне RecycleNet нейрондық желісін ресурсы шектеулі аппараттарға пайдалануға болады.

Қалдықтарды сұрыптауға ұсынылған терең нейрондық желілер

Жалпы жасанды нейрондық желілерді пайдалану соңғы 10 жылдықта аса қарқын алуда. Суретті классификациялауда айрықша жақсы нәтижеге жеткен нейрондық желілерде бірінші архитектурасы ол Крижевский және т.б. ұсынған AlexNet [6] еді. AlexNet желісінен кейін тағы да терең архитектуралы желілер VGGNet [7], GoogleNet [8], және қалдық желі ResNet сынды нейрондық желілер ұсыныла бастады. ResNet архитектурасы ILSVRC 2015 (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge) суреттерді классификациялау кезінде 80% дәлдігімен өзінің тиімді нәтижесін көрсетті [9].

Біздің зерттеуде конволюциялық нейрондық желінің ResNet нейрондық желінің архитектурасын таңдап алдық. ResNet сөзі ағылшынша Residual Network (қазақша мағынасы – қалдық желі) сөздерінің қысқарған түрі. Бұл желінің бірнеше түрлері бар, атап айтсақ ResNet-18, ResNet-34, ResNet-50, және т.б. Олардың архитектуралары бірдей, басты айырмашылықтары тек қабат сандарының өзгеруінде. Мысалы ResNet-18-де 18 қабат. ResNet нейрондық желінің өзге желілерден айырмашылығы қабаттар арасында төте қосыла алуында (shortcuts немесе skip connections), яғни бір немесе бірнеше қабатты өткізіп жіберуі. Жалпы төте қосылудың ерекшелі-

гі ол градиенттік ағынды баяулатып, маңызды функцияларды соңғы қабаттарға дейін жеткізеді. Олар желіні айтарлықтай күрделендірмейді.

1 суреттегі x – алдыңғы қабаттан қалдық блокқа келетін кіріс, $f(x)$ – бірнеше конволюциялық қабатты бар кішкентай нейрондық желі.

Деректер жинағының сипаттамасы

Деректер жиыны ретінде Kaggle.com сайтынан жүктелген Waste Classification [10] датасетін алдық. Деректер жиыны 2 класқа бөлінген және 85% жаттықтыру дерегінен (train data) 15% тексеру дерегінен (test data) тұрады. Жаттықтыру дерегі 22564 суретті құраса, тексеру дерегі 2513 суреттен тұрады.

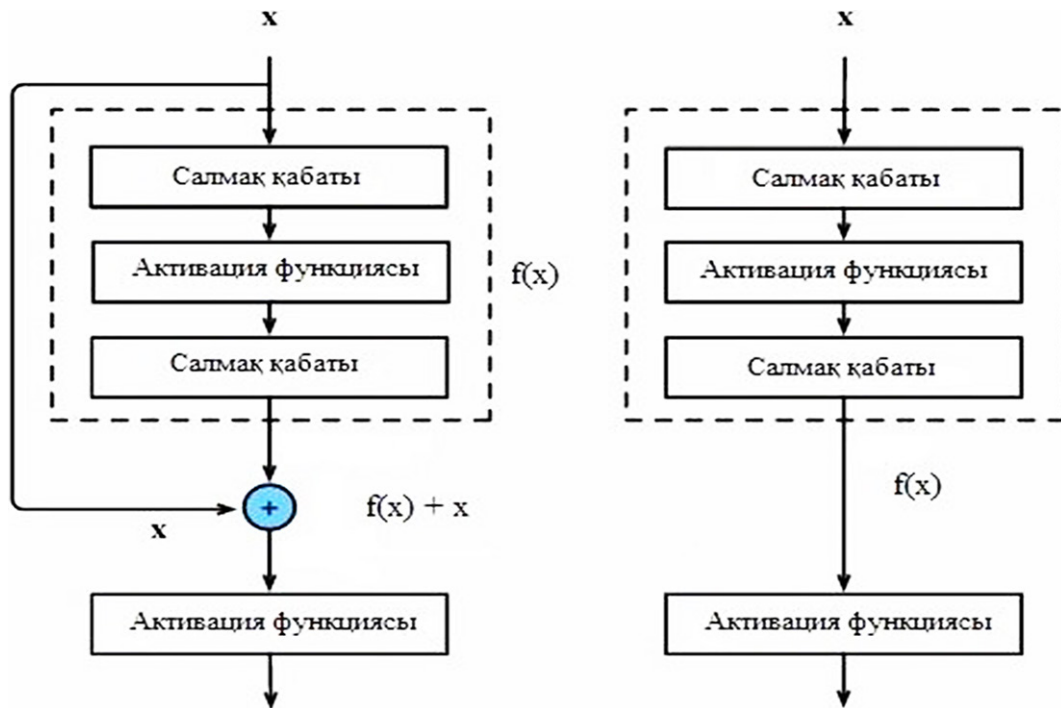
Эксперимент

Тәжірибе жоғары деңгейлі бағдарламалау тілі Python-ның 3.7 нұсқасында және Pytorch фреймворкінде жасалды. Python бағдарламалау тіліне арналған терең оқыту (Deep learning) кітапханасы Pytorch фреймворкы тегін. Бағдарламалау ортасы ретінде Pycharm community edition [11] алынды. PyCharm – бұл компьютерлік бағдарламалауда, әсіресе Python тілі үшін қолданылатын интеграцияланған даму және үйрету ортасы. Оны Чехияның JetBrains компаниясы әзірлеген. Операциялық жүйе ретінде Windows 10 (білім беру ұйымдарына арналған нұсқасы) 20H2 19042.1110 нұсқасында Intel Core i3-10100F (4.3GHz, 4 ядро, 8 ағынды), жедел сақтау жады – 16 GB, бейнекарта – GeForce RTX 2060 OC, бейнежады 8 GB.

Біз ResNet-18 желісін екі нұсқада зерттедік. Бірі ILSVRC 2015 суреттер жинағында алдын-ала жаттықтырылған салмақпен (weights) оқытсақ, яғни қабаттардағы параметрлер оңтайлы мәнге алынған, екіншісінде басынан бастап оқыттық, яғни салмақтарға кездейсоқ мәндер беріледі. Бірінші нұсқада оқытуды тасымалдау (ағылшынша – transfer learning) деп атайды. Оқытуды тасымалдаудың ерекшелігі, жоғарыда айтылғандай салмақтар алдын-ала белгілі бір деректер жиынына оқытылған болады. Сондықтан нейрондық желіні оқытуға кететін уақыт азаяды және дәлдік те артады. Мысалынан біз мысалға алған ResNet-18 ILSVRC 2015 деректер жинағындағы 1000 категорияға бөлінген суреттерге жаттықтырылған. Бірақ біздің оқытатын деректер жинағымыздағы категория саны 2. Біз қоқыстарды әзірше тек органикалық (organic) және қайта өңделетін (recyclable) деп жіктедік. Pytorch фреймворкінде көптеген нейрондық желілердің алдын-ала оқытылған нейрожелілері болғандықтан біз ResNet-18 архитектурасын жүктеп алып тек соңғы қабатын 1000 нейроннан 2 нейронға өзгерту үшін төмендегідей өзгертеміз.

Бағдарлама 3 код блогынан тұрады. Бірінші барлық бізге қажетті модульдарды импорттаймыз.

Екінші Python-да 3 функция жазамыз. Бірінші функция `def imgshow()` бізге суреттерді көрсетеді. Және `def train_model()` функциясын жазамыз, ол



1-сурет – Қалдық блок (Residual block) (сол жақтағы) және қарапайым блок (оң жақтағы)



2-сурет – Waste classification деректер жиынындағы Organic класына жататын суреттер

бізде ResNet-18 моделін жаттықтырады. Соңғы функция `def visualize_model()`, бұл код блогы бізге нейрондық желіні оқытып болған соң, нәтижесін көрсетеді.

Pytorch фреймворкі бізге қажетті ResNet-18 желісінің ImageNet датасетінде оқытылған нұсқасын жүктеп бере алады. Біз осы моделдің соңғы қабатындағы 1000 нейрон санын азайтып, 2 нейрон ғана қалдырамыз. ResNet-18 моделінің жаттықтырылған нұсқасын жүктеу мен соңғы қабатын қайта жазу коды (fully connected layer, қысқаша fc) төмендегідей.

5-суреттегі `model` – ResNet-18 желісіне берілген айнымалы, `num_fts` – соңғы қабатқа келетін кіріс саны, 2 саны – соңғы қабаттағы нейрон саны. Егер `pretrained = True` параметрін таңдасаңыз, салмақтар (weights) ImageNet датасетінде оқытылған параметрлермен бірге жүктеледі, егер сіз басынан бастап оқытқыңыз келсе `pretrained = False` таңдаңыз. Сізде бейнекарта болса `device` – параметрін таңдаған жөн. Бейнекарта параллелді есептеудің

арқасында орталық процессордан жылдам есептейді. Жалпы deep learning-де бейнекартаның рөлі өте зор. Әдетте нейрондық желілерді бейнекартасыз оқыту мүмкін емес.

6-суреттегі `num_epochs = 15`, яғни желі 15 рет үйретіледі.

Басынан бастап оқытқан нейрожеліні ResNet-18_OR деп атасақ, алдын-ала жаттықтырылған нейрожеліні ResNet-18_ORL деп атадық.

ResNet-18_ORL моделінде код блоктары бірдей болады. Айырмашылығы тек ең соңғы қабаты ғана оқытамыз. Ол үшін біз нейрондық желінің алдыңғы қабаттарын еш өзгеріссіз қалдырып, кодты толықтырамыз (8-сурет). Қалған параметрлер жоғарыдағы ResNet-18_OR моделімен бірдей.

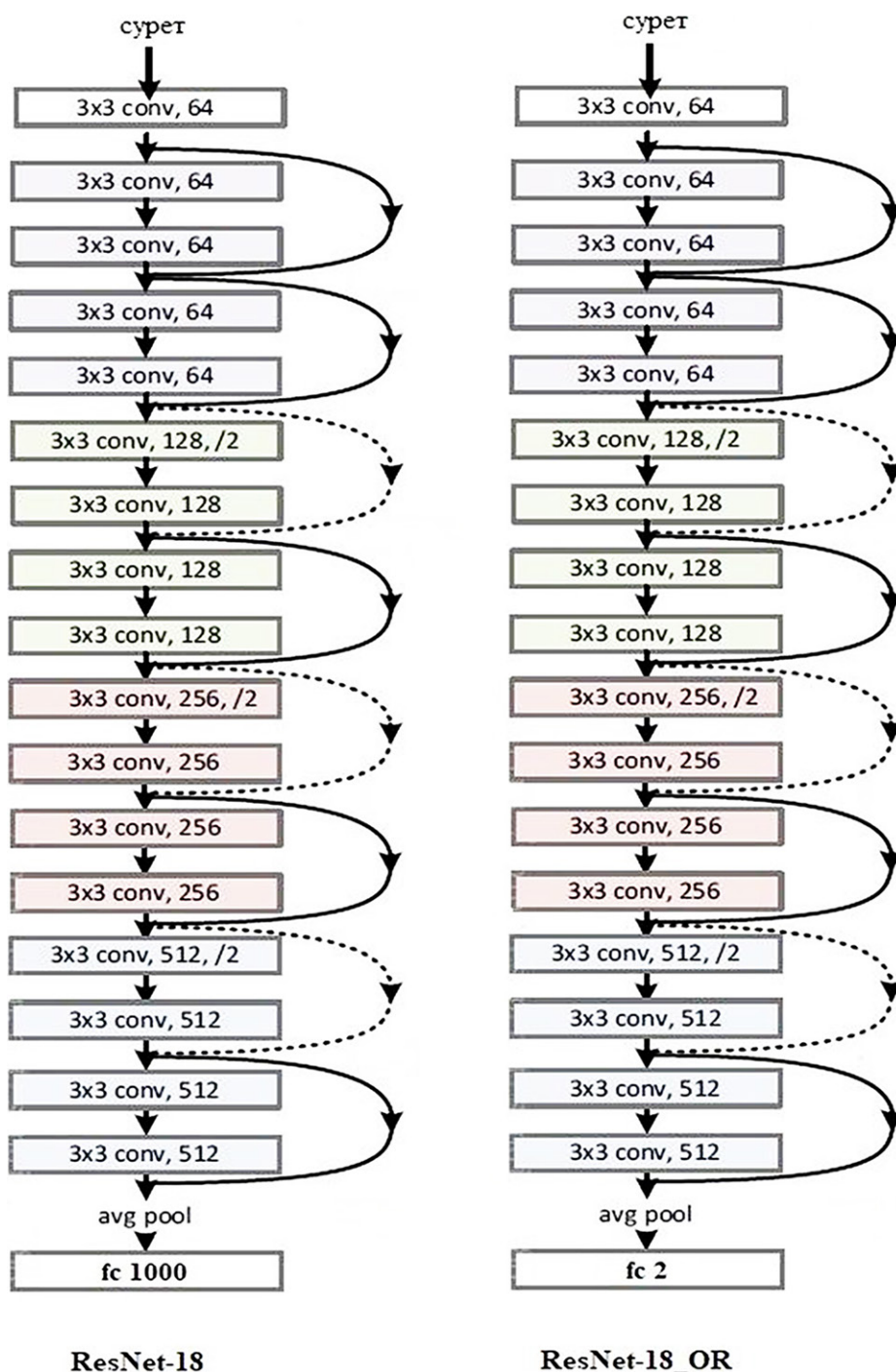
2-кестеге сай ең жақсы дәлдікті ResNet-18_ORL көрсетті. Мұндағы дәлдік – моделдің классификациялаудағы оң нәтижелерінің мөлшері, пайызбен көрсетілген. Эпоха саны – нейрондық желіні басынан аяғына дейін оқытудың реттік саны. Уақыт – нейрондық желіні оқытуға кеткен уақыт.

Төмендегі кестеде 15 эпохада жаттықтыру мен тексеру дәлдігінің диаграммасы келтірілген.

8-суреттегі Train acc (training accuracy) – оқыту кезіндегі дәлдіктің шамасы, Val acc (validation accuracy) – тексеру кезіндегі дәлдіктің шамасы.

Екі моделді де оқытып болған соң, соңында моделдің дәлдікке тексерген біраз нәтижелері төмендегі суретте.

9-суретте ResNet-18_OR моделінің болжанған суреттері. Predicted: O болса, болжанған объекті organic (органика), predicted: R болса – болжаны отырған объект resyclable (қайта өңделетін).



ResNet-18

ResNet-18_OR

3-сурет – ResNet-18 және ResNet-18_OR архитектурасының сұлбасы

```

50 def imshow(inp, title=None):...
61
62 # Get a batch of training data
63 inputs, classes = next(iter(data loaders['train']))
64
65 # Make a grid from batch
66 out = torchvision.utils.make_grid(inputs)
67
68 imshow(out, title=[class_names[x] for x in classes])
69
70 def train_model(model, criterion, optimizer, scheduler, num_epochs=25):...
139
140 def visualize_model(model, num_images=6):...
165

```

4-сурет – Def imshow(), def train_model, def train_model() функциялары

1-кесте

Нейрондық желінің атауы	ResNet-18	ResNet-18_OR	ResNet-18_ORTL
Категория саны	1000	2	2
Деректер жиыны	ImageNet (ILSVRC 2015)	Waste Classification	Waste Classification

```

168 model = models.resnet18(pretrained=True)
169 num_fts = model.fc.in_features
170 ...
172 model.fc = nn.Linear(num_fts, 2)
173
174 model = model.to(device)
175

```

5-сурет – Pytorch фреймворкінен ResNet-18 желісін жүктеу

```

176 criterion = nn.CrossEntropyLoss()
177
178 # Observe that all parameters are being optimized
179 optimizer = optim.SGD(model.parameters(), lr=0.001)
180
181 ...
189 step_lr_scheduler = lr_scheduler.StepLR(optimizer, step_size=5, gamma=0.1)
190
191 model, hist = train_model(model, criterion, optimizer, step_lr_scheduler, num_epochs=num_epochs)
192

```

6-сурет – Нейрондық желіде қолданылған параметрлер

```

203 model_ft = torchvision.models.resnet18(pretrained=True)
204 for param in model_ft.parameters():
205     param.requires_grad = False
206

```

7-сурет – ResNet-18_ORTL моделінің алғашқы қабаттарын тоқтату коды

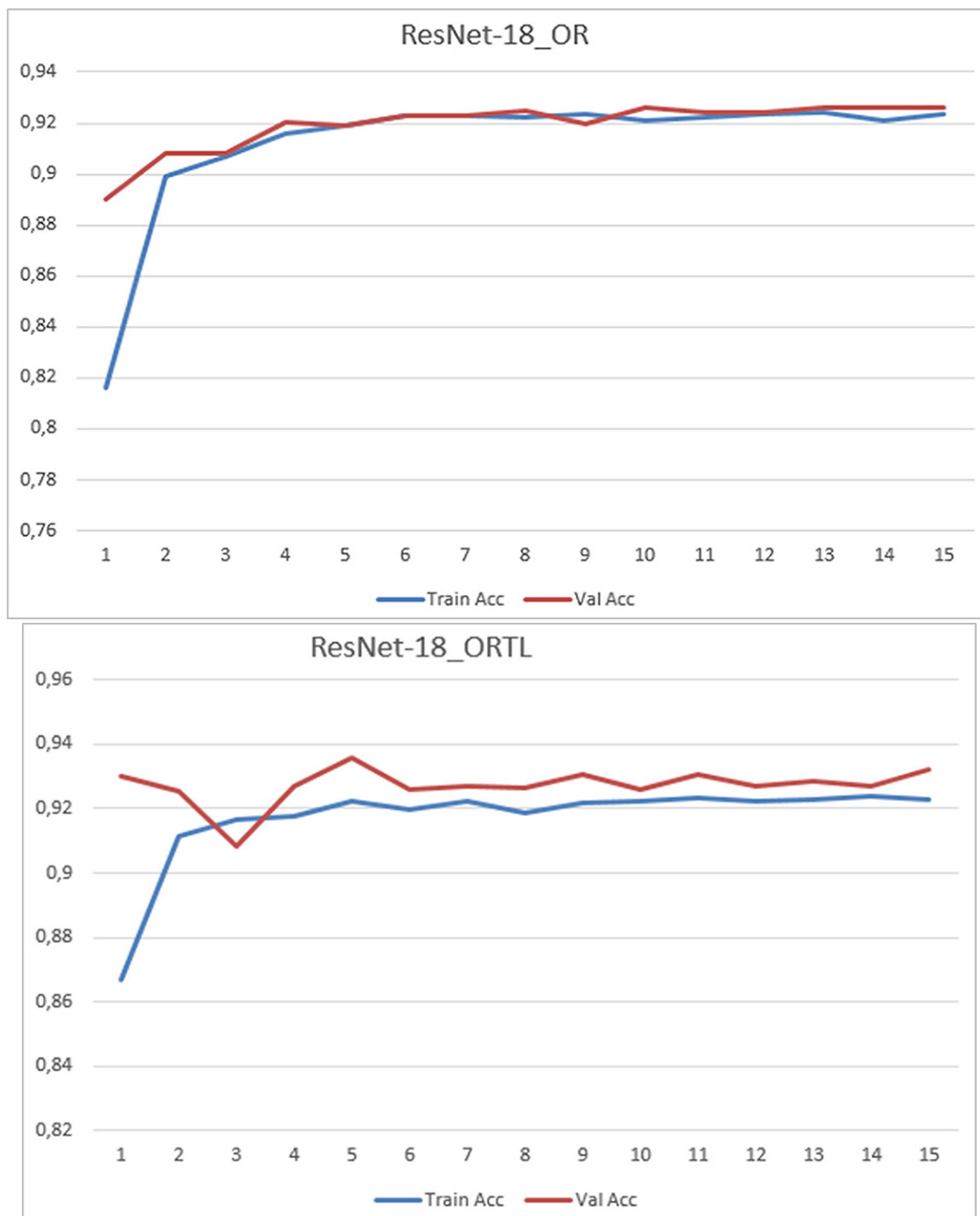
2-кесте

ResNet-18_OR			ResNet-18_ORTL		
Дәлдік, %	Эпоха	Уақыт	Дәлдік, %	Эпоха	Уақыт
92,63	15	25 мин. 44 сек.	93,59	15	16 мин. 52 сек.

Эксперимент қорытындысы

Эксперименттің нәтижесі көрсеткендей, нейрондық желілердің классификация жасау бойынша дәлдіктері екі модельде де 90%-дан асты. ResNet-18_OR желісі мен ResNet-18_ORTL желісінің нәтижесі бір-біріне өте жақын. Тәжірибе көрсеткендей оқытуды тасымалдау мен басынан бастап оқытудың нәтижелерін салыстыратын болсақ, дәлдік бойынша ResNet-18_ORTL 93,59% болса, ResNet-18_OR нәтижесі 92,63% көрсетті. ResNet-18_OR оқытуға 25 минут, 44 секунд кетсе,

ResNet-18_ORTL моделін оқытуға 16 минут, 52 секунд кетті. ResNet-18 нейрондық желісін тасымалдау арқылы оқыту дәлдік бойынша шамамен 1%, оқыту уақыты бойынша 8 минут, 52 секундқа жылдамырақ болды. Қорыта келсек, нейрондық желілердің болашақта классификациялау мәселесінде адамды алмастыру мүмкіндігі жақсы деңгейде екенін көрсеттік. Келешекте басқа да нейрондық желілерді оқытып тәжірибеден өткізу болжануда.



8-сурет – ResNet-18_OR және ResNet-18_ORL моделдерінің оқыту барысындағы дәлдіктің өзгеру диаграммасы

predicted: O



predicted: O



predicted: R



predicted: O



predicted: R



predicted: O



9-сурет – ResNet-18_OR моделінің болжамы (predicted)

10-сурет – ResNet-18_ORL моделінің болжамы (predicted)

ӘДЕБИЕТТЕР ТІЗІМІ

1. Қазақстандағы және шетелдегі қатты тұрмыстық қалдықтарды қайта өңдеудің мәселелері мен технологиялары. «Қозыбаев оқулары – 2020: заманауи қазақстандық ғылымның даму басым бағыттары, жетістіктері мен инновациялары» атты халықаралық ғылыми-тәжірибелік конференция. Ускенбаева Г.А., Шарив Т. Петропавл, 2020. 350-354 б.
2. Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun. Deep Residual Learning for Image Recognition. arXiv:1512.03385, 2015.
3. M. Yang and G. Thung, «Classification of trash for recyclability status», Mach. Learn., Stanford, CA, USA, Project Rep. CS229, 2016.
4. R.A. Aral, S.R. Keskin, M. Kaya, and M. Haciomeroglu, «Classification of trashnet dataset based on deep learning models», in Proc. BigData, Dec. 2018, pp. 2058-2062.
5. C. Bircanoglu, M. Atay, F. Beser, O. Genc, and M.A. Kizrak, «RecycleNet: Intelligent waste sorting using deep neural networks», in Proc. INISTA, 2018, pp. 1-7.
6. Krizhevsky, A.; Sutskever, I.; Hinton, G.E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In Advances in Neural Information Processing Systems, Proceedings of the 2012 Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), Stateline, NV, USA, 3-8 December 2012; MIT Press: Cambridge, MA, USA, pp. 1097-1105.
7. Simonyan, K.; Zisserman, A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv 2014, arXiv:1409.1556.
8. Szegedy, C.; Liu, W.; Jia, Y.; Sermanet, P.; Reed, S.; Anguelov, D.; Erhan, D.; Vanhoucke, V.; Rabinovich, A. Going deeper with convolutions. In Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston, MA, USA, 7-12 June 2015; pp. 1-9.
9. He, K.; Zhang, X.; Ren, S.; Sun, J. Deep residual learning for image recognition. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Stanford, CA, USA, 27-30 June 2016; pp. 770-778.
10. <https://www.kaggle.com/techsash/waste-classification-data>
11. <https://www.jetbrains.com/pycharm/download/#section=windows>

Сортировка твердых бытовых отходов с использованием сверточных нейронных сетей

¹*ШАРИВ Танат, докторант, tanat1028@gmail.com,

¹УСКЕНБАЕВА Гульжан Амангазыевна, PhD, профессор, зав. кафедрой, gulzhum_01@mail.ru,

¹ШУКИРОВА Алия Косаналиевна, PhD, старший преподаватель, aliya.shukirova@mail.ru,

¹Евразийский национальный университет имени Л.Н. Гумилева, Казахстан, Нур-Султан, ул. Сапиева, 2,

*автор-корреспондент.

Аннотация. Проблема загрязнения окружающей среды твёрдыми бытовыми отходами в настоящее время становится всё более актуальной. Особую остроту приобретает прогрессирующее с каждым днём накопление твёрдых бытовых отходов, которое неизбежно возникает в местах жизнедеятельности человека. Целью настоящей работы является проведение подробного анализа эффективности алгоритмов обучения сверточных нейронных сетей задач классификации изображений. Основным объектом нашего исследования стало углубленное изучение наборов данных по твердым отходам (на английском «dataset») на примере сверточных нейронных сетей, в том числе сети ResNet-18. Обучение нейронных сетей реализовано на языке программирования Python, с использованием дополнительного фреймворка Pytorch. В качестве модели использована сверточная нейронная сеть ResNet-18 и в качестве датасета – набор данных Waste Classification. Данный набор данных состоит из двух категорий recyclable (перерабатываемый) и organic. Выполнены эксперименты на данных большого объема, показавшие, что сверточные нейронные сети для задачи классификации изображений позволяют достичь вполне хорошего качества. В статье раскрываются вопросы, связанные с сортировкой твердых бытовых отходов, рассматривается автоматизация сортировочных работ с помощью сверточных нейронных сетей.

Ключевые слова: глубокое обучение, машинное обучение, классификация изображения, искусственный интеллект, сверточная нейронная сеть, твердые бытовые отходы.

Sorting Municipal Solid Waste Using Convolutional Neural Networks

¹*SHARIV Tangat, doctoral student, tanat1028@gmail.com,

¹USKENBAYEVA Gulzhan, PhD, Professor, Head of Department, gulzhum_01@mail.ru,

¹SHUKIROVA Alia, PhD, Senior Lecturer, aliya.shukirova@mail.ru,

¹L.N. Gumilyov Eurasian National University, Kazakhstan, Nur-Sultan, Satpayev Street, 2,

*corresponding author.

Abstract. The problem of environmental pollution with solid household waste is now becoming more and more urgent. The accumulation of solid household waste, which inevitably arises in places of human activity, is becoming especially acute. The purpose of this work is to conduct a detailed analysis of the effectiveness of training algorithms for convolutional neural networks for image classification problems. The main object of our study was an in-depth study of data sets on solid waste (in English «dataset») using the example of convolutional neural networks, including the ResNet-18 network.

The training of neural networks is implemented in the Python programming language, using the additional Pytorch framework. The ResNet-18 convolutional neural network was used as a model, and the Waste Classification dataset was used as a dataset. This dataset consists of two categories recyclable and organic. Experiments have been carried out on large data, showing that convolutional neural networks for the task of image classification can achieve quite good qualities. The article discloses issues related to the sorting of municipal solid waste, considers the automation of sorting operations using convolutional neural networks.

Keywords: deep learning, machine learning, image classification, artificial intelligence, convolutional neural networks, municipal solid waste.

REFERENCES

1. «Kazakhstandagy jane sheteldegі katty turmystыk kaldыktardy kaita ondeuding maseleleri men technologialary» [Problems and technologies of recycling of solid municipal wastes in Kazakhstan and foreign countries]. «Kozybayev okulary-2020: zamaуai kazakhstandыk gylыmnyng damu basym bagyttary zhetistikteri men innovatsialary» attы gylыmi-tazhribelik konferenciya [Kozybayev okulary-2020 scientific progress and innovational direction of modern kazakhstan, scientific and practical conference]. Uskenbayeva G.A., Shariv T. Petropavl, 2020. pp. 350-354.
2. Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun. Deep Residual Learning for Image Recognition. arXiv:1512.03385, 2015.
3. M. Yang and G. Thung, «Classification of trash for recyclability status», Mach. Learn., Stanford, CA, USA, Project Rep. CS229, 2016.
4. R.A. Aral, S.R. Keskin, M. Kaya, and M. Haciomeroglu, «Classification of trashnet dataset based on deep learning models», in Proc. BigData, Dec. 2018, pp. 2058-2062.
5. C. Bircanoglu, M. Atay, F. Beser, O. Genc, and M.A. Kizrak, «RecycleNet: Intelligent waste sorting using deep neural networks», in Proc. INISTA, 2018, pp. 1-7.
6. Krizhevsky, A.; Sutskever, I.; Hinton, G.E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In Advances in Neural Information Processing Systems, Proceedings of the 2012 Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), Stateline, NV, USA, 3-8 December 2012; MIT Press: Cambridge, MA, USA, pp. 1097-1105.
7. Simonyan, K.; Zisserman, A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv 2014, arXiv:1409.1556.
8. Szegedy, C.; Liu, W.; Jia, Y.; Sermanet, P.; Reed, S.; Anguelov, D.; Erhan, D.; Vanhoucke, V.; Rabinovich, A. Going deeper with convolutions. In Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston, MA, USA, 7-12 June 2015; pp. 1-9.
9. He, K.; Zhang, X.; Ren, S.; Sun, J. Deep residual learning for image recognition. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Stanford, CA, USA, 27-30 June 2016; pp. 770-778.
10. <https://www.kaggle.com/techsash/waste-classification-data>
11. <https://www.jetbrains.com/pycharm/download/#section=windows>