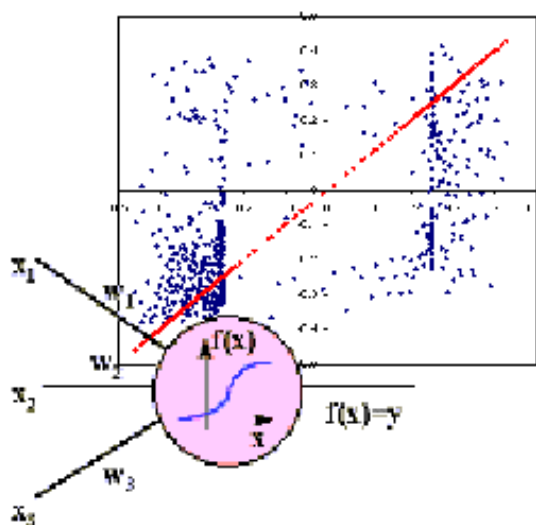


Міністерство освіти і науки України
Національна Академія наук вищої освіти України
Донбаська державна машинобудівна академія (Україна)
Academy of Professional Studies Šumadija – Kragujevac (Serbia)
Факультет інженерної механіки університета Штроссмайера (Хорватія)
Зеленогурський університет (Польща)
"American Jurnal Neural Network and Aplication" (USA)
Міжнародний університет безперервної освіти (Україна)
Інститут проблем штучного інтелекту (Україна)
ПрАТ «Новокраматорський машинобудівний завод» (Україна)
ПрАТ «Краматорський завод важкого верстатобудування» (Україна)
Проблемна лабораторія мобільних інтелектуальних технологічних машин (Україна)
ГО «Юнацький технопарк» (Україна)



НЕЙРОМЕРЕЖНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА ЇХ ЗАСТОСУВАННЯ НМТіЗ-2021

ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ

XX Міжнародної наукової конференції

Краматорськ 2021

Міністерство освіти і науки України
Національна Академія наук вищої освіти України
Донбаська державна машинобудівна академія (Україна)
Academy of Professional Studies Šumadija – Kragujevac (Serbia)
Факультет інженерної механіки університета Штроссмайера (Хорватія)
Зеленогурський університет (Польща)
"American Jurnal Neural Network and Aplication" (USA)
Міжнародний університет безперервної освіти (Україна)
Інститут проблем штучного інтелекту (Україна)
ПрАТ «Новокраматорський машинобудівний завод» (Україна)
ПрАТ «Краматорський завод важкого верстатобудування» (Україна)
Проблемна лабораторія мобільних інтелектуальних технологічних машин (Україна)
ГО «Юнацький технопарк» (Україна)

НЕЙРОМЕРЕЖНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА ЇХ ЗАСТОСУВАННЯ НМТіЗ-2021

ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ

XX Міжнародної наукової конференції

За загальною редакцією
д-ра техн. наук, проф. С. В. Ковалевського

Краматорськ 2021

УДК 004.032.26+621(061.3)

Н46

Рецензенти:

Рамазанов С.К., докт.техн.наук, докт.екон.наук, професор, Київський національний університет імені Тараса Шевченка;

Суботін С. О., докт. техн. наук, професор, Запорізький національний технічний університет

Рекомендовано

вченою радою Донбаської державної машинобудівної академії
(протокол № 4 від 25.11.2021)

Програмний комітет конференції

| | |
|--------------------------|---|
| Amir Bagheri | Dr.Sc.,Prof. (Department of Electrical Engineering, Sao Paulo State University, Ilha Solteira, Brazil) |
| Baiyu Chen | Dr.Sc.,Prof. (University of California Berkeley, Berkeley, USA); |
| Dasic Predrag | Prof., High Technical Mechanical School (Trstenik, Serbia) |
| Jenek Mariusz | Dr. inz (Polska, Uniwersitet Zielonogorski); |
| Marušić Vlatko | Dr.Sc.,Prof. (Head of Department of Materials Engineering J.J.Strossmayer University of Osijek, Mechanical Engineering Faculty in Slavonski Brod,Croatia) |
| Sandra Poirier | Doctor of Education, CFCS, LD/N Professor (Middle Tennessee State University, USA); |
| Yibo Liu | Dr.Sc.,Prof. (Shanghai University of Engineering Science, Shanghai, China); |
| Ковалевський С.В. | д.т.н., проф. (ДДМА, м.Краматорськ, Україна); |
| Марчук В.І. | д.т.н., проф. (ЛНТУ, м.Луцьк, Україна); |
| Новіков Ф.В. | д.т.н., проф., (ХНЕУ, м.Харків, Україна); |
| Рамазанов С.К. | д.т.н., проф. (КНУ ім. Шевченко, м.Київ, Україна); |
| Суботін С.О. | д.т.н., проф. (ЗНУ, м.Запоріжжя, Україна). |
| Шевченко А.І. | д.т.н., проф. (ІІШІ НАНУ, м.Київ, Україна); |
| Коржов Є.О. | к.е.н., нач.бюро перспективного розвитку ПрАТ НКМЗ (м.Краматорськ, Україна); |
| Гігіс В.Б. | к.т.н.,доц., (ДДМА, м.Краматорськ, Україна) |
| Ковалевська О.С. | к.т.н.,доц., (ДДМА, м.Краматорськ, Україна) |

Н46 Нейромережні технології та їх застосування НМТіЗ-2021: збірник наукових праць XX Міжнародної наукової конференції «Нейромережні технології та їх застосування НМТіЗ-2021» / за заг. ред. д-ра техн. наук, проф. С.В.Ковалевського. - Краматорськ: ДДМА, 2021. – 151 с.

ISBN 978-617-7889-07-5

У збірнику праць представлені перспективні теоретичні та практичні розробки в області нейромережних технологій, виконані в 2021 р. науковими школами України і світу. Розглядається можливість застосування нейронних мереж для управління об'єктами в режимі реального часу і особливості нейронного керування динамічними об'єктами. Наводиться ряд розробок по застосуванню нейронних мереж в різних областях практичної і науково-дослідної діяльності та створенню інтелектуальної системи для підвищення швидкості та зниження трудомісткості технологічної підготовки виготовлення нових виробів.

Для здобувачів освіти, наукових працівників широкого профілю та фахівців.

УДК 004.032.26+621(061.3)

ISBN 978-617-7889-07-5

©ДДМА, 2021

- Ковалевський С.В., Чернокол А.В., Коротченко В.Е.** (Донбаська державна машинобудівна академія, м. Краматорськ, Україна) ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖНОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ ВИКОРИСТАННЯ МОЖЛИВОСТЕЙ ЗМІЦНЕННЯ ПОВЕРХОНЬ МАЛО-ЖОРСТКИХ ДЕТАЛЕЙ. (КОВЗ) 81
- Кравець К.І., Шевченко Н.Ю.** (Донбаська державна машинобудівна академія, Україна) ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ НАСТРОЮ КОРИСТУВАЧА МОБІЛЬНОГО ТЕЛЕФОНУ. 85
- Лахно В.А., Ахметов Б.С.** (Национальный университет биоресурсов и природопользования, г.Киев, Украина; Казахский национальный педагогический университет имени Абая, г.Алматы, Казахстан) АУДИТ ИНФОРМАЦИОННОЙ БЕЗОПАСНОСТИ ОБЪЕКТОВ ИНФОРМАТИЗАЦИИ НА БАЗЕ НЕЙРО-НЕЧЕТКИХ СИСТЕМ. 89
- Лихманюк Я.В., Ковалевський С.В.** (Донбаська державна машинобудівна академія, м. Краматорськ, Україна) ПЕРСПЕКТИВА ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СТВОРЕННЯ РОЗУМНОГО ВИРОБНИЦТВА 92
- Мельников О.Ю., Бобрик А.В.** (Донбаська державна машинобудівна академія, м. Краматорськ, Україна) ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ОЦІНОК СТУДЕНТІВ З ОКРЕМОЇ ДИСЦИПЛІНИ В ЗАЛЕЖНОСТІ ВІД ЯКОСТІ ЗАСВОЄННЯ ПОПЕРЕДНЬОГО МАТЕРІАЛУ. 94
- Мельников О.Ю., Закабула О.Ю.** (Донбаська державна машинобудівна академія, м. Краматорськ, Україна) ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ТРИВАЛОСТІ РЕМОНТНИХ РОБІТ ПІД ЧАС ПОШКОДЖЕННЯ ВОДОПРОВОДУ В НЕВЕЛИКОМУ МІСТІ. 99
- Мельников О.Ю., Кадацький М.А.** (Донбаська державна машинобудівна академія, м. Краматорськ, Україна) ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ І КОНЦЕПЦІЇ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ КРАЩОЇ ТЕХНІКИ МЕТАННЯ СПОРТСМЕНА-МЕТАЛЬНИКА ЯДРА. 103
- Олійник С.Ю.** (Донбаська державна машинобудівна академія, м. Краматорськ, Україна) ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ НЕСТІЙКИХ СТАНІВ ТЕХНОЛОГІЧНОЇ СИСТЕМИ В ПРОЦЕСІ МЕХАНІЧНОЇ ОБРОБКИ. 110
- Ольховська О.Л., Гудкова К.Ю.** (Донбаська державна машинобудівна академія, Україна) ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ПРИ ОЦІНЦІ ЕФЕКТИВНОСТІ ІТ-ПРОЕКТІВ 114
- Онищук С.Г., Тулупов В.І.** (Донбаська державна машинобудівна академія, Україна) ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ДОСЛІДЖЕННЯ ЕКСПЛУАТАЦІЙНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ АБРАЗИВНИХ КРУГІВ. 120
- Піца О.Р., Гайдучок О.В.** (Національний університет "Львівська політехніка", м. Львів) ШТУЧНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ РУКОПИСНОГО ТЕКСТУ 122
- Решетняк Т.В., Нечволода Л.В., Крикуненко К.М.** (Донбаська державна машинобудівна академія, м. Краматорськ, Україна) ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВОГО СТАНУ МАШИНОБУДІВНОГО ПІДПРИЄМСТВА З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОТЕХНОЛОГІЙ 12
- Слюсар В.И.** (Центральный научно-дослідний інститут озброєння та військової техніки ЗС України) **Слюсарь И.И.** (Полтавський державний аграрний університет) ЛЬВЫ ЗООПАРКА НЕЙРОСЕТЕЙ. 129
- Слюсар В.И.** (Центральный научно-дослідний інститут озброєння та військової техніки ЗС України) МУЛЬТИМОДАЛЬНЫЕ КВАЗИФРАКТАЛЬНЫЕ НЕЙРОСЕТИ. 134

Слюсар В.И. (Центральний науково-дослідний інститут озброєння та військової техніки ЗС України) **Слюсарь И.И.** (Полтавський державний аграрний університет)

ЛЬВЫ ЗООПАРКА НЕЙРОСЕТЕЙ

Рассмотрены результаты исследования точности различных архитектур сверточных нейросетей на примере классификации изображений датасета CIFAR10. Выдвинута гипотеза о возможности повышения точности классификации за счет искусственного увеличения формата изображения перед подачей на вход нейросети.

The paper considers the results of studying the accuracy of various architectures of convolutional neural networks using the example of image classification of the CIFAR10 dataset. A hypothesis is put forward about the possibility of improving the classification accuracy by artificially increasing the image format before feeding it to the input of the neural network.

Большое разнообразие архитектур нейронных сетей существенно затрудняет выбор среди них конкретных решений для практической реализации. В помощь разработчикам создаются архитектурные базы данных, получившие образное наименование “зоопарков”, например, [1 - 3], а также проводятся многочисленные тесты на точность и производительность. При этом используются общедоступные наборы данных (датасеты), ставшие де-факто негласными стандартами в соответствующей сфере.

Помимо выбора самих структур нейросетей важное значение имеет также настройка параметров их слоев, в том числе, в случае использования предобученных нейронных сетей в различных комбинациях, а также в сочетании с типовыми слоями Dense, MaxPool, Conv2D и др.

Целью работы является рассмотрение результатов тестирования некоторых из предложенных авторами архитектур нейросетей для классификации изображений на примере использования датасета CIFAR10.

Тестирование соответствующих нейронных структур осуществлялось в фреймворке “Terra AI”, являющемся на данный момент лучшим в своем классе средством синтеза и тестирования нейросетей, с точки зрения достигнутой степени автоматизации и удобства использования.

В качестве отправной точки исследований была выбрана сеть LeNet5 [1, 4, 5], разработанная в свое время для распознавания рукописных цифр на изображениях формата 28×28 пикселей датасета MNIST [6]. При этом в строгом соответствии с первоисточником в качестве активирующих функций были заданы сигмоиды. В этом случае при выбранной стратегии обучения удалось достичь усредненной по 10 классам точности классификации в 65,11 %. Существенно, что на датасете MNIST та же архитектура позволила добиться усредненной точности 98,83 % на 18-й эпохе.

Для достижения более высокой точности в отношении CIFAR10 была предложена комбинация LeNet5 с подключенной параллельно ей DenseNet169, предобученной ранее на датасете ImageNet [7]. При этом в DenseNet169 были

отброшены выходные слои. Данная комбинация позволила резко повысить среднюю по классам CIFAR10 точность до 87,84%, что делает параллельную архитектуру подобного рода одним из конкурентных решений.

Наряду с этим, в качестве альтернативных вариантов были рассмотрены последовательные архитектуры, примеры которых представлены на рис. 1. Основой одной из них является предобученная на ImageNet нейросеть MobileNetV2 с количеством нейронов в двух добавленных выходных слоях Dense 120 и 80 соответственно. Стартовав со средней точности 69,3 %, данная структура обучилась до 84,1 %. Сопоставимый с ней результат 84,4% дала замена предобученной нейросети на EfficientNetB0. Вместе с тем, неэффективным оказалось применение предобученной версии ResNet152V2, которая сравнительно медленно обучалась и при выбранной стратегии позволила достичь точности 70,5 % на 50 эпохах.

Однако потенциал последовательных архитектур, как выяснилось в дальнейшем, оказался достаточным, чтобы превзойти параллельную архитектуру LeNet5 + DenseNet169. Для этого потребовалось использовать более эффективные сверточные сети. К примеру, переход к применению DenseNet169 вместо MobileNetV2 и EfficientNetB0 на 11-й эпохе обучения дал точность 87,66%.

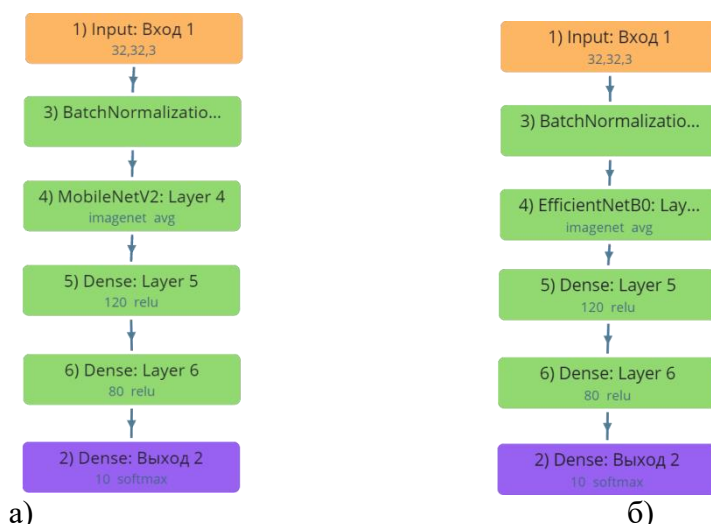


Рис. 1. Последовательная архитектура с использованием предобученных нейросетей MobileNetV2 (а) и EfficientNetB0 (б).

Особенностью другой из таких архитектур является последовательное включение предобученной нейросети VGG16 и LSTM (рис. 2). При этом для согласования размерностей массива данных на выходе VGG16 (вектор из 512 элементов) с входом LSTM были использованы два последовательно включенных слоя Reshape и Conv1DTranspose. Слой Reshape формировал из 512-элементного вектора матрицу формата 16×32, которая далее трансформировалась с помощью линейки Conv1DTranspose в матрицу 16×128. Параметры LSTM-слоя обеспечивали на выходе вектор данных из 256 элементов. Достигнутая в итоге среднеклассовая точность характеризуется величиной 88.41 %.

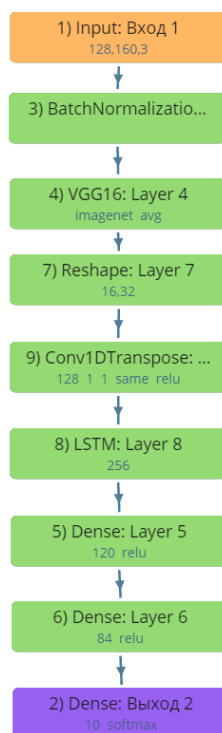


Рис. 2. Последовательная архитектура с использованием предобученной нейросети.

Этот результат сравним с точностью, обеспеченной предобученной сетью VGG16, в качестве выходных слоев которой использованы слои Dense с характерной для LeNet5 размерностью (120 и 84 элемента), отличающиеся заменой функции активации на ReLu. Стартовав с 80,39% среднеклассовой точности, такая нейронная сеть обеспечила на 15-й эпохе обучения точность 88,57%. Аналогичная структура на основе DenseNet201 в случае постоянного шага обучения 0,00001 привела к точности 88,3 % на 18-й эпохе.

Таким образом, полученные результаты позволяют сделать вывод, что на фотоснимках малых размеров почти все топовые нейронные сети работают примерно одинаково. При этом более высокую точность дают нейронные сети, обеспечивающие лучшие результаты на датасете ImageNet. Вместе с тем, исключением из этого ряда явилась интеграция в архитектуру рис. 1 предобученной сети Xception. Чтобы согласовать размерность фотоснимков CIFAR10 (32×32×3) с необходимым форматом изображений на входе Xception (229×229×3 пикселей), выход слоя нормализации был заведен на дополнительно включенный слой Resizing в билинейном режиме. В итоге получившаяся структура нейронного классификатора дала резкий скачок в средней точности до 97,2 % уже на 9-й эпохе. Соответствующая матрица точности представлена на рис 3.

| Истинное значение | airplane | automobile | bird | cat | deer | dog | frog | horse | ship | truck |
|-------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| airplane | 974 97.4% | 0 0% | 5 0.5% | 3 0.3% | 2 0.2% | 0 0% | 0 0% | 1 0.1% | 12 1.2% | 3 0.3% |
| automobile | 0 0% | 985 98.5% | 0 0% | 0 0% | 0 0% | 0 0% | 0 0% | 0 0% | 4 0.4% | 11 1.1% |
| bird | 6 0.6% | 0 0% | 963 96.3% | 12 1.2% | 8 0.8% | 7 0.7% | 3 0.3% | 1 0.1% | 0 0% | 0 0% |
| cat | 2 0.2% | 0 0% | 4 0.4% | 927 92.7% | 7 0.7% | 47 4.7% | 5 0.5% | 3 0.3% | 2 0.2% | 3 0.3% |
| deer | 1 0.1% | 0 0% | 2 0.2% | 9 0.9% | 978 97.8% | 2 0.2% | 1 0.1% | 7 0.7% | 0 0% | 0 0% |
| dog | 0 0% | 0 0% | 4 0.4% | 35 3.5% | 11 1.1% | 946 94.6% | 1 0.1% | 3 0.3% | 0 0% | 0 0% |
| frog | 0 0% | 0 0% | 6 0.6% | 4 0.4% | 0 0% | 3 0.3% | 987 98.7% | 0 0% | 0 0% | 0 0% |
| horse | 0 0% | 0 0% | 3 0.3% | 4 0.4% | 12 1.2% | 4 0.4% | 0 0% | 977 97.7% | 0 0% | 0 0% |
| ship | 8 0.8% | 2 0.2% | 1 0.1% | 0 0% | 0 0% | 0 0% | 2 0.2% | 0 0% | 985 98.5% | 2 0.2% |
| truck | 4 0.4% | 20 2% | 0 0% | 0 0% | 0 0% | 0 0% | 0 0% | 0 0% | 3 0.3% | 973 97.3% |

Рис. 3. Матрица точности нейросети на основе Xception.

Аналогичный эффект значительного прироста в средней точности (95,6 %) был получен и в случае использования вместо Xception предобученной сети InceptionV3 в той же схеме включения (рис. 4).

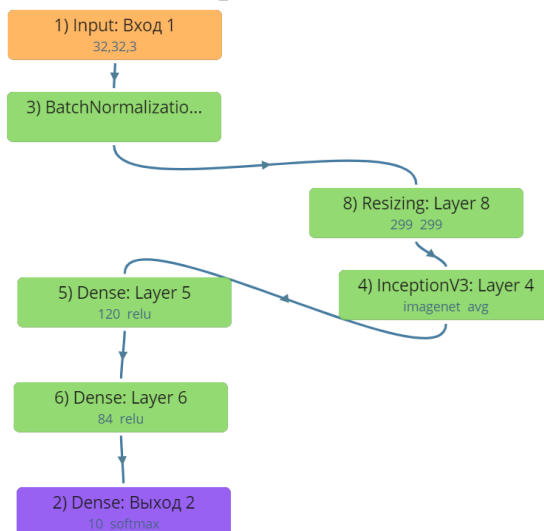


Рис. 4. Схема подключения предобученной нейросети InceptionV3.

В качестве гипотезы относительно возможной причины такого роста точностных показателей следует рассматривать влияние искусственного укрупнения анализируемого изображения, осуществленное посредством слоя Resizing. Проявление такого эффекта на примере двух нейросетей (Xception и InceptionV3) даёт основания полагать, что он является достаточно общим и может быть свидетельством некоей закономерности, характерной для всех классифицирующих нейросетей. Проверка данного предположения является целью дальнейших исследований.

ВЫВОДЫ

В целом полученные результаты позволили сформулировать несколько практических рекомендаций, которые могут быть полезными для практического проектирования сверточных нейронных сетей в интересах классификации изображений. Как и следовало ожидать, лучшим решением является использование предобученных нейронных сетей с установленным на

их входе нормализатором данных. При этом важно правильно выбрать не только тип операции нормализации, но и ее параметры настройки. При прочих равных условиях процедура AveragePooling даёт лучшие результаты в отношении достижимой точности по сравнению с MaxPooling. Кроме того, существенную роль играет выбранная стратегия обучения. К примеру, на первых 5 эпохах целесообразно задавать грубый шаг изменения весовых коэффициентов, в пределах 0,001 - 0,0001, а затем переходить к обучению с более мелким шагом их вариации, например, 0,00001. Другим критичным параметром оказалась структура выходных полносвязных слоёв (Dense), дополняющих предобученную нейронную сеть. Изменение их размерности в сторону значительного увеличения или уменьшения по сравнению с комбинацией, использованной в LeNet5 (120 и 84), приводит к потере в точности классификации. С другой стороны, для полносвязных слоев предпочтительной функцией активации является ReLu или LeakyReLu, обеспечивающие более точные результаты по сравнению с сигмоидом.

В конечном итоге, для поиска оптимальных соотношений указанных параметров целесообразно воспользоваться генетическим алгоритмом. При этом указанный арсенал средств позволит разработчикам намного проще приручить самых сложных представителей зоопарка нейросетей [1 - 3], с учетом специфики конкретной решаемой задачи.

ЛИТЕРАТУРА

1. Fjodor Van Veen. *The neural network zoo*. - <https://www.asimovinstitute.org/neural-network-zoo/>.
2. Зоопарк архитектур нейронных сетей. Часть 1. - <https://habr.com/ru/company/wunderfund/blog/313696/>.
3. Зоопарк архитектур нейронных сетей. Часть 2. - <https://habr.com/ru/company/wunderfund/blog/313906/>.
4. Слюсар В.И. Тензорно-матричная версия LeNet5.// IV Міжнародна науково-практична конференція «Інтеграція інформаційних систем і інтелектуальних технологій в умовах трансформації інформаційного суспільства», що присвячена 50-ій річниці кафедри інформаційних систем та технологій, 21-22 жовтня 2021 р., Полтава: Полтавський державний аграрний університет. - С. 114 - 119. DOI: 10.32782/978-966-289-562-9.
5. LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y. and Haffner, P., *Gradient-based learning applied to document recognition. Proceedings of the IEEE*, 1998. 86(11). Pp.2278-2324.
6. Науменко С.С., Слюсарь І.І., Слюсар В.І. Нейронна мережа для розпізнавання рукописних цифр. // IV Міжнародна науково-практична конференція «Інтеграція інформаційних систем і інтелектуальних технологій в умовах трансформації інформаційного суспільства», 21-22 жовтня 2021 р. – Полтава: Полтавський державний аграрний університет. – С. 141 - 143. DOI: 10.32782/978-966-289-562-9.
7. Vadym Slyusar, Mykhailo Protsenko, Anton Chernukha, Pavlo Kovalov, Pavlo Borodych, Serhii Shevchenko, Oleksandr Chernikov, Serhii Vazhynskyi, Oleg Bogatov, Kirill Khrustalev. *Improvement of the object recognition model on aerophotos using deep conventional neural network.*// *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. - 2021, Vol. 5, No. 2 (113). Pp. 6 – 21. DOI: 10.15587/1729-4061.2021.243094.