UDC 004.9

SCOPUS CODE 1705

<https://doi.org/10.36073/1512-0996-2020-2-24-49>

ღრმა სწავლების ბიბლიოთეკათა მიმოხილვა

არჩილ ფრანგიშვილი	კომპიუტერული ინჟინერიის დეპარტამენტი, საქართველოს ტექნიკური უნივერსიტეტი, საქართველო, 0160, თბილისი, მ. კოსტავას 77 E-mail: a_prangi@gtu.ge
ოლეგ ნამიჩეიშვილი	კომპიუტერული ინჟინერიის დეპარტამენტი, საქართველოს ტექნიკური უნივერსიტეტი, საქართველო, 0160, თბილისი, მ. კოსტავას 77 E-mail: o.namicheishvili@gtu.ge
მიხეილ რამაზაშვილი	კომპიუტერული ინჟინერიის დეპარტამენტი, საქართველოს ტექნიკური უნივერსიტეტი, საქართველო, 0160, თბილისი, მ. კოსტავას 77 E-mail: m.ramazashvili@gtu.ge

რეცენზენტები:

ზ. გასიტაშვილი, სტუ-ის ინფორმატიკისა და მართვის სისტემების ფაკულტეტის პროფესორი

E-mail: zur_gas@gtu.ge

ნ. მჭედლიშვილი, სტუ-ის ინფორმატიკისა და მართვის სისტემების ფაკულტეტის პროფესორი

E-mail: galoba47@mail.ru

ანოტაცია. მოცემულია არსებული ღრმა სწავლების ბიბლიოთეკების მიმოხილვა, განხილულია ხელნაწერი ციფრების გამოცნობის ამოცანა, აღწერილია ქსელური სტრუქტურა, რომელის შეესაბამება ლოგისტიკურ რეგრესიას. Caffe, Torch, Tensor Flow и MXNet ბიბლიოთეკებისათვის მოცემულია მოკლე აღწერა, ბიბლიოთეკასთან მუშაობის მიღებული მოდელი, ღრმა მოდელების მხარდამჭერი ტიპები, ქსელის შემუშავების მაგალითები, ქსელის სწავლება და ტესტირება.

საკვანძო სიტყვები: Caffe; Torch; TensorFlow;

MXNet; გამოსახულებათა კლასიფიკაცია; ენა Python-ი; ნეირონული ქსელი; ხელნაწერი ციფრების კლასიფიკაცია; ობიექტის აღმოჩენა; свёрточные слои; обучающая машина.

შესავალი

ამჟამად ღრმა ნეირონული ქსელები გამოიყენება რთულ ამოცანათა დიდი რიცხვის ამოსახსნელად, როგორცაა პროგნოზირება, სახეთა გამოცნობა, მონაცემთა შეკუმშვა და ზოგი სხვა ამოცანა [5]. ამასთან

დაკავშირებით დამუშავებულია მრავალი პროგრამული ინსტრუმენტი, რომელიც ტიპური მოდელების და მათი სწავლების მეთოდების რეალიზაციის, ასევე ტესტირების შესაძლებლობას იძლევა. ასეთი ინსტრუმენტების რიცხვს მიეკუთვნება პროგრამული ბიბლიოთეკები, დაპროგრამების ენათა გაფართოებები, აგრეთვე დამოუკიდებელი ენები, რომლებიც ნეირონული მოდელების შექმნისა და სწავლების მზა ალგორითმების გამოყენების საშუალებას იძლევა.

ძირითადი ნაწილი

1. ღრმა სწავლების არსებული ბიბლიოთეკების მიმოხილვა

არსებულ პროგრამულ გადაწყვეტილებებს სხვა-

დასხვა ფუნქციონალი აქვს და მოითხოვს მომხმარებლისგან ცოდნისა და გამოცდილების სხვადასხვა დონეს. ინსტრუმენტის სწორად არჩევა მნიშვნელოვანი ამოცანაა, რომელიც აუცილებელი შედეგის მიღწევის შესაძლებლობას იძლევა უმოკლეს დროში და ნაკლები ძალისხმევით [6].

ქვემოთ (ცხრილი 1) მოყვანილია ინფორმაცია ღრმა სწავლების მხარდაჭერილი ტიპური მოდელების შესახებ ზოგიერთი ყველაზე უფრო ცნობილი პროგრამული ინსტრუმენტისთვის. უნდა აღინიშნოს, რომ ინსტრუმენტების სიმრავლე არ ამოიწურება ცხრილში ჩამოთვლილი დასახელებებით. აქ წარმოდგენილია მხოლოდ ის ინსტრუმენტები, რომლებსაც ფართოდ იყენებს დღეს მომხმარებელი.

ცხრილი 1

ღრმა სწავლების ტიპური მოდელების მხარდაჭერა ზოგიერთი ფართოდ ცნობილი პროგრამული ინსტრუმენტით

№	დასახელება	ინტერფეისები	ოპერაციული სისტემები	FCNN	CNN	RNN	AE ¹	RBM ²
1	Caffe[7]	C++, Python, MATLAB	Linux, Windows, OSX	+	+	+	+	–
2	Torch[8]	C, Lua	Linux, iOS, Android	+	+	+	+	+
3	TensorFlow[9]	Python, Java, Go	Linux, Windows, MacOS, Android	+	+	+	+	+
4	MXNet ³ [10]	C++, Python, R, Scala, Julia, Perl, MATLAB, JavaScript	Linux, Windows, MacOS	+	+	+	+	+
5	Intel®neon™ Framework [11]	Python	Linux, MacOS	+	+	+	+	–
6	PyTorch[12]	Python	Linux, Windows, MacOS	+	+	+	+	–
7	Theano ⁴ [13]	Python	Linux, Windows, MacOS	+	+	+ ⁴	+	+
8	Keras ⁵ [14]	Python	Linux, Vagrant	+	+	+	+	+
9	Deepnet ⁶ [15]	Python	Linux	+	+	–	+	+
10	Deepmat ⁷ [16]	MATLAB	Linux, Windows, MacOS, Solaris	+	+	–	+	+
11	Darch ⁸ [17]	R	Linux, Windows	+	–	–	+	+

ამ ცხრილში მოცემულ ინსტრუმენტებთან დაკავშირებით უნდა გაკეთდეს შემდეგი შენიშვნები:

1. პროგრამული ინსტრუმენტები ახორციელებს ავტოკოდირების სხვადასხვა ტიპს.
2. პროგრამული ინსტრუმენტები ახორციელებს ბოლცმანის შეზღუდული მანქანების სხვადასხვა ტიპს.
3. MXNet შეიძლება დაყენდეს მობილურ მოწყობილობებზე Raspberry Pi (ოპერაციული სისტემა Debian ბაზაზე Raspbian ARM არქიტექტურისთვის), MVIDIA Jetson TX2 (ოპერაციული სისტემა Ubuntu Arch64 ბაზაზე).
4. არსებობს გარეშე რეალიზაცია [<http://www.wildml.com/2015/09/recurrent-neural-networks-tutorial-part-2-implementing-a-language-model-rnn-with-python-numpy-and-theano/>]
5. Keras გამოიყენება მაღალი დონის API ბიბლიოთეკებისათვის TensorFlow, CNTK ან Theano.
6. Deepnet შექმნილია cudamat [<https://github.com/cudamat/cudamat>] და cuda-convnet [<https://code.google.com/archive/p/cuda-convnet/>] ბიბლიოთეკათა ბაზაზე. ამჟამად მხარდაჭერილი არ არის.
7. Deepmat შექმნილია Matlab მათემატიკური პაკეტისათვის. დამპროექტებლები არ მიუთითებენ ოპერაციულ სისტემას, რომელზეც ხდებოდა მოცემული სისტემის ტესტირება, ამიტომ, უნდა ვივარაუდოთ, რომ ოპერაციული სისტემა შესაბამემა იმას, რომელზეც მუშაობს Matlab პაკეტი. ამჟამად მხარდაჭერილი არ არის.
8. Darch ორიენტირებულია ნდობის ღრმა ქსელებთან მუშაობაზე (Deep Belief Networks, DBN).

ინსტრუმენტები 1–8 ამჟამად აქტიურად ვითარდება სპეციალისტების მიერ. უფრო მეტიც, ამ ინსტრუმენტებს თან ახლავს საკმაოდ ვრცელი დოკუმენტაცია და ისინი გამოიყენება სხვადასხვა სახის კვლევაში ღრმა სწავლების სფეროდან.

ინსტრუმენტების მოცემული ჩამონათვლიდან ცალკე უნდა გამოვყოთ ბიბლიოთეკები Caffe [7], Torch [8], TensorFlow [9] და MXNet [10].

Caffe და TensorFlow ბიბლიოთეკათა შემქმნელები გვამღევენ შედარებით მარტივ და გასაგებ ინტერფეისებს Python ენაზე ღრმა მოდელებთან სამუშაოდ. ამიტომ ისინი შეიძლება იყოს გამოყენებული სწრაფი სტარტისათვის ამოცანების გადაჭრისას ღრმა მოდელების დახმარებით.

Torch ბიბლიოთეკის გამოყენება ითხოვს მომხმარებლისგან დაპროგრამების სკრიპტული Lua ენის ცოდნას და, მიუხედავად ამისა, ეს არ არის შემაკავებელი ფაქტორი, ვინაიდან ენა მარტივია ასათვისებლად. ბიბლიოთეკის ისეთი თვისებები, როგორიცაა მოდელების არსებობა და გაფართოების შესაძლებლობა, დამაჯერებელი საფუძველია ამ ბიბლიოთეკის ასარჩევად კვლევათა ჩატარებისთვის.

MXNet ბიბლიოთეკაში აქცენტი გადატანილია პორტაბელობის და პროგრამული ინტერფეისების ფართო სპექტრის არსებობაზე. ასევე უნდა აღინიშნოს, რომ MXNet და TensorFlow ბიბლიოთეკებში სწავლების დაჩქარება უზრუნველყოფილია განაწილებული გამოთვლების კონცეფციის გამოყენების მეშვეობით. ისინი უზრუნველყოფს ნეიროქსელების განაწილებულ სწავლებას კლასტერებზე.

ზემოხსენებული მოსაზრებებიდან გამომდინარე, შემდეგ განიხილება სწორედ ეს ოთხი ბიბლიოთეკა.

მოცემულია მათი მოკლე დახასიათება და მოყვანილია ისეთი უმარტივესი ნეირონული ქსელების სწავლებისა და ტესტირების მაგალითები, როგორიც არის ლოგისტიკური რეგრესია და ერთშრიანი პერსეპტონი.

უფრო დაწვრილებით Intel®neonTMFramework ინსტრუმენტი [11] განიხილება სპეციალურ ლიტერატურაში, რომელიც ფოკუსირებულია Intel®neon TMFramework ინსტრუმენტის გამოყენებაზე ღრმა სწავლების პროცესში [18].

2. ხელნაწერი ციფრების გამოცნობის ამოცანა

ღრმა სწავლების ბიბლიოთეკათა კვლევის პროცესში განიხილება ამოცანები ხელნაწერი ციფრების გამოცნობის შესახებ გამოსახულებებზე. აგებული ნეირონული ქსელების სწავლებისა და ტესტირებისათვის გამოიყენება გამოსახულებათა ფართოდ ცნობილი MNIST [19] ბაზა (სურ. 1).

სურ. 1. MNIST ბაზაში ციფრების გამოსახულებათა მაგალითები [20]

გამოსახულებათა გარჩევითობა მოცემულ ბაზაში შეადგენს 28×28 პიქსელს. ეს გამოსახულებები ინახება ნაცრისფრის სხვადასხვა იერის ფორმატში. საწვრთნელი კრებული შეიცავს 60 ათას გამოსახულებას, ხოლო ტესტური - 10 ათას გამოსახულებას [21].

3. ლოგისტიკური რეგრესიის შესაბამისი ქსელური სტრუქტურა

ლოგისტიკურ რეგრესიას შეესაბამება პირდაპირი გავრცელების ორშრიანი ნეირონული ქსელი, რომელიც შეიცავს სრულადბმულ შრეს და აქტივაციის

softmax ფუნქციას (სურ. 2). ნეირონული ქსელის შესასვლელზე არის ფიქსირებული $w \times h$ ზომის გამოსახულება, რომელიც ხელნაწერ ციფრს შეიცავს. ვინაიდან წყდება გამოცნობის ამოცანა, ამიტომ ყოველ გამოსახულებას უცილებლად შესაბამისობაში უნდა მოვუყვანოთ იმის უტყუარობის ვექტორი, რომ გამოსახულება მიეკუთვნება ერთ-ერთს 10 კლასიდან (0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9). როგორც შედეგი, ნეირონული ქსელის გამომავალ შრეზე განთავსებულია 10 ნეირონი. შეცდომის ფუნქციად, რომლის მინიმიზაცია უნდა მოხდეს, გამოიყენება კროს-ენტროპია.

სურ. 2. ლოგისტიკური რეგრესიის შესაბამისი ქსელის არქიტექტურა

მომდევნო ნაწილებში განიხილება მოცემული ქსელის ფორმირების მაგალითები, ასევე სწავლებისა და ტესტირების პროცედურები.

4. ბიბლიოთეკა Caffe

4.1 მოკლე აღწერა

სიტყვა Caffe წარმოადგენს ინგლისური ფრაზისგან მიღებულ აბრევიატურას: Convolution Architecture For Feature Extraction - კონვოლუციური არქიტექტურა დამახასიათებელი ნიშნის ამოსაღებად (მოპოვების აზრით).

Caffe ბიბლიოთეკის დამუშავება [7] 2013 წლის სექტემბრიდან მიმდინარეობს. ამ პროცესის დასაწყისი დაკავშირებულია პიროვნებასთან, რომლის

სახელია იანცინ ცზია (ინგლ. Yangqing Jia), ასევე იმ დროსთან, როცა იგი სწავლობდა ბერკლის უნივერსიტეტში და მუშაობდა ფილოსოფიის დოქტორის საკვალიფიკაციო ნაშრომზე. ამ მომენტიდან Caffe ბიბლიოთეკას აქტიურად უწყობს ხელს ბერკლის ხედვისა და სწავლების ცენტრი (The Berkeley Vision and Learning Center, BVLC) და დამპროექტებლების გაერთიანება GitHub-ზე. ბიბლიოთეკა ვრცელდება BSD 2-Clause-ის ლიცენზიით [21].

Caffe რეალიზებულია დაპროგრამების C++ ენის გამოყენებით, არის ასევე საბურველი (სახვევი) Python-ზე და MATLAB-ზე. ოფიციალურად იგი თავსებადია Linux და OS X ოპერაციულ სისტემებთან. მიმდინარეობს ისეთი განშტოების დაპროექტებაც, რომელიც შეიცავს პორტს Windows-ზე. Caffe იყენებს BLAS (ATLAS, INTEL MKL, OpenBLAS) ბიბლიოთეკას ვექტორული და მატრიცული გამოთვლებისათვის. ამასთან ერთად, გარე დამოკიდებულებათა რიცხვში შედის ბიბლიოთეკები: glog, gflags, OpenCV, ptorBuf, boost, snappy, hdf5, lmdb. გამოთვლათა დასაჩქარებლად Caffe შეიძლება გაემყვას GPU-ზე CUDA ტექნოლოგიის ან ღრმა სწავლების პრიმიტივების cuDNN ბიბლიოთეკის საბაზო შესაძლებლობის გამოყენებით [21].

4.2 ბიბლიოთეკასთან მუშაობის ზოგადი მოდელი.

ღრმა მოდელების მხარდაჭერილი ტიპები

ბიბლიოთეკის გამოყენება გულისხმობს ფაილების ფორმირებას prototxt ფორმატში, რომელშიც აღიწერება მოდელის სტრუქტურა და სწავლების მეთოდის პარამეტრები. ღრმა მოდელის სწავლება/ტესტირება მოითხოვს ბიბლიოთეკის უტილიტების გაშვებას პარამეტრების სხვადასხვა კრებულით.

Caffe ბიბლიოთეკის შემქმნელები იძლევიან სრულად მზადყოფნის, კონვოლუციური და რეკურენტული ნეირონული ქსელების სწავლებისა და ტესტირების შესაძლებლობებს. შემავალი მონაცემები და გარდასახვები აღიწერება შრის (ფენის) ცნებით. შენახვის ფორმატის მიხედვით შეიძლება გამოიყენებოდეს საწყის მონაცემთა შრეების შემდეგი ტიპები:

- **ImageData** განსაზღვრავს მონაცემთა შრეს, რომელიც არის გამოსახულებათა კრებული.
- **Data** განსაზღვრავს მონაცემთა შრეს, რომელშიც ეს მონაცემები ინახება ბაზის სახით ფორმატში leveldb ან lmdb.
- **HDF5Data / HDF5Output** მონაცემების შემავალი / გამომავალი შრე hdf5 ფორმატში.
- **WindowData** მონაცემები, რომლებიც ამოიღება ფანჯრის გავლით გამოსახულებებზე.
- სხვა.

გარდასახვები შეიძლება იყოს მოცემული შემდეგი შრეებით:

- **InnerProduct**- სრულად მზადყოფნის შრე.
- **Dropout** - შრე, რომელიც ქსელის სწავლების პროცესში უზრუნველყოფს ნიშანთა ვექტორის კომპონენტების ნებისმიერი კრებულის განულებას, რითაც ახორციელებს ვექტორის სიგრძის კორექტირებას.
- **Convolution**- კონვოლუციური შრე.
- **Deconvolution**- დეკონვოლუციური შრე
- **Pooling**- სივრცითი გაერთიანების შრე (max, average, stochastic)
- **Crop**- ერთი ბლობის მოჭრა მეორე ბლობის ზომამდე. Blob არის ინგლისური ფრაზის (Binary Large Object - ორობითი დიდი ობიექტი) აბრევიატურა და ორობითი მონაცემების მასივს ნიშნავს.

- **Recurrent** - რეკურენტული შრე.
 - **RNN** - უმარტივესი რეკურენტული ქსელი.
 - **LSTM**(Long-ShortTermMemory)–LSTM-უჯრედი
 - **LRN** (Local Response Normalization) – ლოკალური ნორმალიზაციის შრე
 - **MVN**(Mean-VarianceNormalization) –კონტრასტის ნორმალიზაციის შრე
 - **BatchNorm**(BatchNormalization) – ნორმალიზაციის შრე რომელიმე მინიბაჩეტის მიხედვით (minibatch).
ამასთან ერთად გარდასახვათა ფორმირებისას შეიძლება გამოიყენებოდეს სხვადასხვა აქტივაციის ფუნქცია.
 - **(ReLU, Rectified-Linear Unit)** ფუნქციის დადებითი ნაწილი და მისი პარამეტრიზებული ვარიანტი **(PReLU)**.
 - ექსპონენციალური არაწრფივობა **(ELU)**.
 - სიგმოიდური ფუნქცია **(Sigmoid)**.
 - ჰიპერბოლური ტანგენსი **(TanH)**.
 - აბსოლუტური მნიშვნელობა **(Abs)**.
 - ახარისხება, ანუ ხარისხში აყვანა **(Power)**.
 - ლოგარითმი **(Log)**.
 - ბინომიალური ნორმალური ლოგარითმული დამაჯერებლობის ფუნქცია (BinomialNormal Log Likelihood,**BNLL**).
 - ზღურბლური ფუნქცია **(Threshold)**.
 - წანაცვლება **(Bias)**.
 - მასშტაბირება **(Scale)**.
- ნეიროქსელური მოდელის უკანასკნელი შრე უნდა შეიცავდეს შეცდომის ფუნქციას. ბიბლიოთეკაში არის შემდეგი ფუნქციები:
- საშუალო კვადრატული შეცდომა (Sum-of-Squares / Euclidean Loss Layer,**EuclideanLoss**).

- შეცდომის მულტინომიალური (პოლინომიალური, მარავალწევრული) ლოგისტიკური ფუნქცია (Multinomial LogisticLoss, **MultinomialLogisticLoss**).
- ინფორმაციის ნაზრდის ფუნქცია (Infogainloss, **InfogainLoss**).
- სიგმოიდური კროს-ენტროპია (Sigmoid cross entropy loss, **SigmoidCrossEntropyLoss**).
- softmax-ფუნქციის შრიდან შეცდომის შრის შესასვლელზე გადაცემული შეცდომის მულტინომიალური ლოგისტიკური ფუნქცია(Softmax with Loss,**SoftmaxWithLoss**).
- სხვა.

ზემოთ მოცემულ შრეებთან ერთად ბიბლიოთეკა შეიცავს არაერთი დამხმარე შრის რეალიზაციას [23].

მოდელების სწავლების პროცესში გამოიყენება ოპტიმიზაციის სხვადასხვა მეთოდი. Caffe ბიბლიოთეკის შემქმნელები წარმოგიდგენენ არაერთი მეთოდის რეალიზაციას [24], ესენია: სტოქასტიკური გრადიენტული დაშვება (Stochastic Gradient Descent, SGD), ალგორითმი სწავლების ადაპტური სიჩქარით (Adaptive Gradient Learning Rate Algorithm, AdaGrad), ნესტეროვის დაჩქარებული გრადიენტული დაშვება (Nesterov's Accelerated Gradient Descent, NAG), ალგორითმი AdaDelta, ალგორითმი Adam, ალგორითმი RMSprop. განსაკუთრებით ფართოდ გამოყენებული მეთოდია სტოქასტიკური გრადიენტული დაშვება.

4.3 ქსელის დამუშავების მაგალითი, ქსელის სწავლება და ტესტირება

Caffe ბიბლიოთეკაში ნეირონული ქსელების ტოპოლოგია, საწყისი მონაცემები და სწავლების ხერხი მოიცემა კონფიგურაციული ფაილების მეშვეობით prototxt ფორმატში. ერთი ფაილი შეიცავს

შემაჯალი (საწვრთნელი და ტესტური) მონაცემების და ნეირონული ქსელის ფენების აღწერას, მეორე ფაილი კი - ნეირონული ქსელის სწავლების მეთოდის პარამეტრთა აღწერას. სწავლების/ტესტირების პროცედურის გასაშვებად გამოიყენება უტილიტები, რომლებიც წარმოადგენს ბინარულ ფაილებს. ეს ფაილები მიიღება საბაზო ბიბლიოთეკის აწყობისას, რომელიც არ ითვალისწინებს დამატებითი ინტერფეისების გამოყენებას Python-ზე ან MATLAB-ზე.

1. *ქსელის არქიტექტურის აგება.* ქსელის არქიტექ-

ტურა აღიწერება ფაილის სახით prototxt ფორმატში. ამის შემდეგ ფაილს ენიჭება სახელი **mnist_logreg.prototxt**. ქვემოთ მოყვანილია ასეთი ფაილის მაგალითი და დაწვრილებით განიხილება მისი სტრუქტურა.

უპირველეს ყოვლისა მოიცემა ქსელი დასახელება:

name:"LogisticRegression"

მაგალითების საწვრთნელი სიმრავლის შესაბამისი შემაჯალი მონაცემების შრე. გამოიყენება ქსელის სწავლების ეტაპზე:

<pre> layer{ name:"mnist" type:"ImageData" top:"data" top:"label" include{ phase:TRAIN } transform_param{ scale:0.00390625 } image_data_param{ source:"mnist_dataset/train.lst" new_width:28 new_height:28 batch_size:100 root_folder:"mnist_dataset/train/" } } </pre>	<p>layer - დარეზერვებული სიტყვა შრის შესაქმნელად</p> <p>name–შრის სახელწოდება</p> <p>type– შრის ტიპი</p> <p>top–მიმდინარე შრის გამოსასვლელის დასახელება (გამოსახულების)</p> <p>top –მიმდინარე შრის გამოსასვლელის დასახელება (დაჩვენვა)</p> <p>phase–იმ ეტაპის მითითება, რომელზეც გამოიყენება ჩატვირთული მონაცემები</p> <p>transform_param–გამოსახულებათა გარდასახვის პარამეტრები(scale–მასშტაბირების პარამეტრი)</p> <p>image_data_param–შემაჯალ მონაცემთა პარამეტრები</p> <p>source–ფაილი გამოსახულებათა სიით და თითოეულის ჯდით</p> <p>new_width,new_height–მონაცემთა გარჩევითობა</p> <p>batch_size –პარტიის (სერიის) მოცულობა</p> <p>root_folder–გამოსახულებათა შემცველი დირექტორია</p>
---	---

ტესტური მაგალითების შესაბამისი შემავალ მონაცემთა შრე. გამოიყენება ქსელის ტესტირების დროს:

<pre>layer{ name:"mnist" type:"ImageData" top:"data" top:"label" include{ phase:TEST } transform_param{ scale:0.00390625 } image_data_param{ source:"mnist_dataset/t10k.lst" new_width:28 new_height:28 batch_size:100 root_folder:"mnist_dataset/t10k/" } }</pre>	<p>layer–დარეზერვებული სიტყვა შრის შესაქმნელად name–შრის სახელწოდება type– შრის ტიპი top–მიმდინარე შრის გამოსასვლელის დასახელება (გამოსახულების) top–მიმდინარე შრის გამოსასვლელის დასახელება(დაჩნევა) phase–ეტაპის მითითება, რომელზეც გამოიყენება ჩატვირთული მონაცემები transform_param–გამოსახულებათა გარდაქმნის პარამეტრები (scale–მასშტაბირების პარამეტრი) image_data_param–შემავალი მონაცემების პარამეტრები source–ფაილი გამოსახულებათა სიით და თითოეულის ჭდით new_width,new_height–მონაცემთა გარჩევითობა root_folder–გამოსახულებათა შემცველი დირექტორია</p>
--	--

სრულადბმული შრე, რომელსაც მიეწოდება შემავალი მონაცემები:

<pre>layer{ name:"ip" type:"InnerProduct" bottom:"data" top:"ip" inner_product_param{ num_output:10 } }</pre>	<p>layer–დარეზერვებული სიტყვა შრის შესაქმნელად name–შრის სახელწოდება type– შრის ტიპი bottom– იმ შრის სახელწოდება, საიდანაც მოდის სიგნალი top– გამომავალი შრის სახელწოდება inner_product_param– სრულადბმული შრის პარამეტრები (num_output– გამოსასვლელების რაოდენობა)</p>
---	---

ერთიანი შრე, რომელიც შეესაბამება აქტივაციის softmax ფუნქციას და შეცდომის ლოგისტიკურ ფუნქციას. უზრუნველყოფს აქტივაციის softmax ფუნქციის გამოყენებას სრულადბმული შრის გამოსასვლელისადმი და ანგარიშობს შეცდომის ლოგისტიკურ ფუნქციას მიღებული გამოსასვლელის და დაჩნევის შედეგების გზით:

<pre>layer{ name:"loss" type:"SoftmaxWithLoss" bottom:"ip" bottom:"label" top:"loss" }</pre>	<p>layer–დარეზერვებული სიტყვა შრის შესაქმნელად name–შრის სახელწოდება type– შრის ტიპი bottom– იმ შრის სახელწოდება, საიდანაც მოდის სიგნალი top– გამომავალი შრის სახელწოდება</p>
--	--

კლასიფიკაციის სიზუსტის გამოთვლის შრე. გამოიყენება ქსელის ტესტირების ეტაპზე:

<pre>layer{ name:"accuracy" type:"Accuracy" bottom:"ip" bottom:"label" top:"accuracy" include{ phase:TEST } }</pre>	<p>layer–დარეზერვებული სიტყვა შრის შესაქმნელად</p> <p>name–შრის სახელწოდება</p> <p>type– შრის ტიპი</p> <p>bottom– იმ შრის სახელწოდება, საიდანაც მოდის სიგნალი</p> <p>top– გამომავალი შრის სახელწოდება</p> <p>phase–იმ ეტაპის მითითება, რომელზეც გამოითვლება სიზუსტე</p>
---	---

2. ნეირონული ქსელის სწავლება. ნეირონული ქსელის დასასწავლად აუცილებელია ამომხსნელის (ამომხსნელი პროგრამის) პარამეტრთა აღწერა prototxt ფორმატის ფაილში. შემდეგ ფაილს ენიჭება **mnist_logreg_solver.prototxt**. სახელწოდება. ქვემოთ განიხილება ასეთი ფაილის მაგალითი:

<pre>net:"mnist_logreg.prototxt" test_iter:100 test_interval:500 base_lr:0.01 momentum:0.9 weight_decay:0.0005 lr_policy:"inv" gamma:0.0001 power:0.75 display:100 max_iter:10000 snapshot:5000 snapshot_prefix:"mnist_logreg" solver_mode:CPU</pre>	<p>net–ფაილი ქსელის არქიტექტურის აღწერით</p> <p>test_iter– ტესტირების იტერაციათა რაოდენობა(დასტის ზომა – 100, გამოსახულებათა საერთო რიცხვი – 10000)</p> <p>test_interval– მომენტები, როცა სრულდება მოდელის ტესტირება (ყოველი 500 იტერაცია)</p> <p>base_lr, momentum, weight_decay, lr_policy, gamma, power– ქსელის სწავლება სპარამეტრები</p> <p>display–სწავლების შედეგების ასახვა (ყოველი 100 იტერაცია)</p> <p>max_iter–სწავლების იტერაციათა მაქსიმალური რიცხვი</p> <p>snapshot–მოდელის შენახვის მომენტები(ყოველი 5000 იტერაცია)</p> <p>snapshot_prefix–პრეფიქსი მოდელის დასახელების წინა</p> <p>solver_mode– სწავლების რეჟიმი(CPU ან GPU პროცესორების)</p>
--	---

სწავლების ეტაპის გასაშვებად აუცილებელია Caffe ბიბლიოთეკის უტილიტის გამოძახება პარამეტრების გარკვეული ერთობლიობით. ესენია: **train** - განსაზღვრავს ქსელთან მუშაობის ეტაპს, **solver** - მიუთითებს ფაილს ამომხსნელის (ამომხსნელი პროგრამის) აღწერით.

\$CAFFE_ROOT/build/tools/caffe_train --solver=mnist_logreg_solver.prototxt \$@

აუცილებლად უნდა აღინიშნოს, რომ ქსელის არქიტექტურის მიმდინარე აღწერათა თანახმად, ამომხსნელების მიერ, ქსელის სწავლებასთან ერ-

თად, სრულდება აგრეთვე ტესტირებაც. მიუხედავად ამისა, ტესტირების გაშვება შეიძლება ცალკე განხორციელდეს.

3. ნეირონული ქსელის ტესტირება. ტესტირების ეტაპის დასაწყებად აუცილებელია Caffe ბიბლიოთეკის უტილიტის გამოძახება

პარამეტრების გარკვეული ერთობლიობით. ესენია: **test** – ქსელთან მუშაობის ეტაპი, **model** – ქსელის არქიტექტურის აღწერა, **solver** – ფაილი ამომხსნელის აღწერით, **weights** – ქსელის წონები (დანასწავლი მოდელი)

```
$CAFFE_ROOT/build/tools/caffe test --model=mnist_logreg.prototxt\
--solver=mnist_logreg_solver.prototxt\
--weights="mnist_logreg_iter_10000.caffemodel" $@
```

ქსელის ტესტირების შედეგად მოიცემა **loss** სიზუსტის მნიშვნელობა ტესტურ სიმრავლეზე. შეცდომის ფუნქცია და კლასიფიკაციის **accuracy** ქვემოთ მოცემულია გამოტანის მაგალითი:

```
11016 16:13:53.621152      6448 caffe.cpp:330] accuracy = 0.9062
11016 16:13:53.621218      6448 caffe.cpp:330] loss = 0.343764 (* 1 = 0.343764 loss)
```

5 ბიბლიოთეკა Torch

5.1 მოკლე აღწერა

Torch [8] - არის ბიბლიოთეკა სამეცნიერო გამოთვლებისათვის მანქანური სწავლების ალგორითმების ფართო მხარდაჭერით. მუშავდება 2000 წლიდან ისეთ სამეცნიერო ცენტრებში, როგორიცაა Idiap Research Institute, New York University და NEC Laboratories America. ვრცელდება BSD ლიცენზიით [21].

ბიბლიოთეკა რეალიზებულია რიო-დე-ჟანეიროს (ბრაზილია) კათოლიკურ უნივერსიტეტში შექმნილ სკრიპტულ Lua (პორტ. მთვარე) ენაზე C ენისა და CUDA (Compute Unified Device Architecture) პარალელურ გამოთვლათა პროგრამულ-აპარატული არქიტექტურის გამოყენებით. სწრაფი სკრიპტული ენა Lua, ერთობაში SSE, OpenMP და

CUDA ტექნოლოგიებთან, საშუალებას აძლევს Torch-ს უზენოს არც თუ ისე ცუდი სიჩქარე სხვა ბიბლიოთეკებთან შედარებით. ამჟამად იგი თავსებადია Linux, iOS და Android ოპერაციულ სისტემებთან. ძირითადი მოდულები მუშაობს აგრეთვე Windows-ზეც. Torch-ის დამოკიდებულებებშია პაკეტები imagemagick, gnuplot, nodejs, npm და ზოგიერთი სხვა.

ბიბლიოთეკის დამახასიათებელი თავისებურებაა მისი მოდულური არქიტექტურა და გაფართოებადობა. ყოველი მოდული პასუხისმგებელია ნეირონულ ქსელებთან მუშაობის სხვადასხვა სტადიაზე. ასე, მაგალითად, **nn** მოდული უზრუნველყოფს ნეიროქსელის კონფიგურირებას (შრეებისა და მათი პარამეტრების განსაზღვრას), **optim** მოდული

შეიცავს სწავლებისათვის გამოსაყენებელ ოპტიმიზაციის სხვადასხვა მეთოდს, ხოლო **gnuplot** მოდული მონაცემთა ვიზუალიზაციის საშუალებას იძლევა (გრაფიკების აგება, გამოსახულებათა ჩვენება და ასე შემდეგ). დამატებითი მოდულების დაყენება ბიბლიოთეკის ფუნქციონალის გაფართოების საშუალებას იძლევა [21].

5.2 ბიბლიოთეკასთან მუშაობის ზოგადი მოდელი. ღრმა მოდელების მხარდაჭერილი ტიპები

როგორც უკვე აღინიშნა, Torch ბიბლიოთეკა შედგება მოდულების გარკვეული სიმრავლისგან. **nn** მოდული უზრუნველყოფს სხვადასხვა სირთულის ნეირონული ქსელების კონფიგურირებასა და სწავლებას [25], **optim** მოდული სწავლებისათვის პოტენციურად გამოსადეგი ოპტიმიზაციის მეთოდების რეალიზებას ახდენს.

Torch ბიბლიოთეკა რთული ნეიროქსელების შექმნის საშუალებას იძლევა კონტეინერების მექანიზმის საფუძველზე. **კონტეინერი** არის ნეიროქსელის გამოცხადებული კომპონენტების გამართიანებული კლასი ერთ საერთო კონფიგურაციად, რომელიც შემდეგ შეიძლება იყოს გადაცემული სწავლების პროცედურაში [25]. კონტეინერები განსხვავდება ტიპის მიხედვით. უმარტივეს შემთხვევებში შეიძლება იყოს მიმდევრობითი (**Sequential**) და პარალელური (**Parallel**). მიმდევრობითი კონტეინერი ქსელის ფორმირების საშუალებას იძლევა შრეთა მიმდევრობის სახით პირდაპირი გავრცელების სრულადბმული ქსელების ყაიდაზე. პარალელური კონტეინერი კი ქსელში პარალელური შრეების (შტოების) შექმნის საშუალებას იძლევა. კონტეინერის კომპონენტებად შეიძლება იყოს

გამოყენებული სრულადბმული და კონვოლუციური შრეები, აქტივაციის ფუნქციები და შეცდომის ფუნქციები, ასევე მზა კონტეინერები. Torch ბიბლიოთეკა შემდეგი ძირითადი კომპონენტების შექმნის საშუალებას იძლევა:

- უმარტივესი შრეები [26]:
- პარამეტრიზებული გარდაქმნები (წრფივი გარდაქმნა **Linear**, შეწონილი ნორმალიზებული გარდაქმნა **LinearWeightNorm**, წრფივი გარდაქმნა გაუხშობებული შესასვლელებით **Sparse Linear** და სხვა);
- ადაპტირებული საბაზო ტენზორული მეთოდები (შესასვლელების პირის გადაღება მონაცემთა ტიპის გარდაქმნით **Copy**, მონაცემთა დუბლირება პირველი განზომილებით **Replicate**, შესასვლელის ტრანსპონირება **Transpose** და სხვა);
- ადაპტირებული მათემატიკური ტენზორული მეთოდები (კონსტანტის დამატება **AddConstant**, კონსტანტაზე გამრავლება **MulConstant**, მინიმუმის / მაქსიმუმის ძებნა **Min/Max**, საშუალოს გამოანგარიშება მოცემული განზომილებით **Mean**, თითო ელემენტის აბსოლუტური მნიშვნელობა **Abs**, და სხვა);
- კონვოლუციური შრეები [27]:
- ერთგანზომილებიანი კონვოლუციები დროის მიხედვით (ერთგანზომილებიანი კონვოლუცია შესასვლელის მთელი თანამიმდევრობის გასწვრივ **TemporalConvolution**, sub-sampling ოპერაცია შესასვლელთა თანამიმდევრობით **TemporalSubSampling**, max-pooling ოპერაცია შესასვლელთა თანამიმდევრობით **TemporalMaxPooling** და სხვა);

- ორგანოზომილებიანი კონვოლუციები გამოსახულების სიბრტყეში (ორგანოზომილებიანი კონვოლუცია გამოსახულებაზე **SpatialConvolution**, სრული კონვოლუცია გამოსახულებაზე **SpatialFullConvolution**, sub-sampling ოპერაცია გამოსახულებაზე **SpatialSubSampling**, max-pooling ოპერაცია გამოსახულებაზე **SpatialMaxPooling**, average pooling ოპერაცია გამოსახულებაზე **SpatialAveragePooling** და სხვა);
- სამგანზომილებიანი კონვოლუციები სამგანზომილებიან სივრცეში (სამგანზომილებიანი კონვოლუცია **VolumetricConvolution**, სრული სამგანზომილებიანი კონვოლუცია გამოსახულებათა მიმდევრობაზე **VolumetricFullConvolution**, max-pooling ოპერაცია გამოსახულებათა მიმდევრობაზე **VolumetricMaxPooling**, average pooling ოპერაცია გამოსახულებათა მიმდევრობაზე **VolumetricAveragePooling** და სხვა).
- აქტივაციის ფუნქციები [28]: სიგმოიდური ფუნ-

ქცია (**Sigmoid**), ჰიპერბოლური ტანგენსის ფუნქცია (**Tanh**), soft-max ფუნქცია (**SoftMax**), soft-min ფუნქცია (**SoftMin**), სიგმოიდური ფუნქციის ლოგარითმი (**LogSigmoid**) და სხვა.

- შეცდომის ფუნქციები: საშუალო კვადრატული შეცდომა რეგრესიის აღდგენის ამოცანის ამოსახსნელად **MSECriterion**, დამაჯერებლობის ფუნქციის ლოგარითმის უარყოფითი მნიშვნელობა **ClassNLLCriterion** მრავალკლასიანი კლასიფიკაციის ამოცანისათვის.

5.3 ქსელის დაპროექტების მაგალითი, ქსელის სწავლება და ტესტირება

ქსელის არქიტექტურის აგება, სწავლება და ტესტირება დაიყვანება სკრიპტის დამუშავებამდე Lua ენაზე, რომელიც შეიცავს ღრმა მოდელთან მუშაობის სხვადასხვა ეტაპის შესაბამის ფუნქციათა კრებულს.

1. **სკრიპტის პარამეტრების განსაზღვრა.** შეიცავს სწავლების პარამეტრების განსაზღვრას, რომლებიც შემოდის ბრძანებათა სტრიქონის მეშვეობით

<pre> local opt = lapp[-s,--save(default "logs") -f,--full -p,--plot -r,--learningRate(default 0.05) -b,--batchSize(default 0) -m,--momentum(default 0) --coeffL1(default 0) --coeffL2(default 0) -t,--threads(default 4)]] </pre>	<p>subdirectory to save logs</p> <p>use the full dataset</p> <p>plot while training</p> <p>learning rate, for SGD only</p> <p>batch size</p> <p>momentum, for SGD only</p> <p>L1 penalty on the weights</p> <p>L2 penalty on the weights</p> <p>number of threads</p>
--	---

2. *ქსელის არქიტექტურის აგება.* დაიყვანება კონტეინერის შექმნამდე და მის შევსებამდე შრეებით.

კლასების იდენტიფიკატორების გამოცხადება.

```
classes= ['1','2','3','4','5','6','7','8','9','10']
```

შემავალი გამოსახულებების ზომის ინიციალიზაცია.

```
geometry = {32,32}
```

კონტეინერის შექმნა.

```
model = nn.Sequential()
```

შრის დამატება, რომელიც უზრუნველყოფს გამოსახულების შემავალი მატრიცის გარდაქმნებს ერთგანზომილებიან ინტენსიურობის ვექტორად 1024 ელემენტის ზომით.

```
model.add(nn.Reshape(1024))
```

სრულადბმული შრის დამატება, რომელსაც შესასვლელზე 1024 ნეირონი, ხოლო გამოსასვლელზე - 10 ნეირონი აქვს (ელემენტების რაოდენობა კლასების იდენტიფიკატორთა მასივში).

```
model.add(nn.Linear(1024,#classes))
```

პარამეტრთა ტენზორის და ამ პარამეტრების მიხედვით შეცდომის ფუნქციის გრადიენტების შექმნა.

```
parameters, gradParameters = model.getParameters()
```

აქტივაციის ფუნქციის შესაბამისი შრის დამატება.

```
model.add(nn.LogSoftMax())
```

შეცდომის ფუნქციის განსაზღვრა, რომლის მიზნობაცია სელის სწავლების პროცესში ხდება.

```
model.add(nn.Linear(1024,#classes))
```

ტენზორის შექმნა სწავლების/ტესტირების მსვლელობისას დაშვებულ შეცდომათა მატრიცის შენახად.

```
confusion =optim.ConfusionMatrix(classes)
```

3. *საწვრთნელ და სატესტო მონაცემთა ჩატვირთვა და ნორმალიზაცია.* ხორციელდება გამოსახულებებისა და ჭდეთა ჩატვირთვის ფუნქციის რეალიზაციით. ფუნქციები სპეციფიკურია მონაცემთა ყოველი კრებულისთვის და მათი რეალიზაცია სხვადასხვანაირად ხდება თითოეულ კონკრეტულ შემთხვევაში.

4. *ნეირონული ქსელის სწავლების ფუნქცია, რომელიც ერთი ეპოქის რეალიზებას ახდენს.* იღებს შესასვლელზე საწვრთნელ გამოსახულებათა სრულ კრებულს, ახდენს შეცდომის უკუგავრცელების მეთოდის რეალიზებას. შენიშვნა: ერთი ეპოქის მარეალიზებული ფუნქციის მოტანილი მაგალითი არ უზრუნველყოფს საწვრთნელი მაგალითების არევას, რაც გათვალისწინებულია შეცდომის უკუგავრცელების მეთოდის კლასიკურ რეალიზაციაში.

```
function train(dataset)
-- ეპოქის ნომრის ინიციალიზაციაepoch
= epoch or 1
-- მიმდინარე დროის მიღება    local time
= sys.clock()

-- ერთი ეპოქისრეალიზაციაprint('<trainer>on
training set:')
print("<trainer>online epoch # " .. epoch .. ' batchSize = ' .. opt.batchSize)
```

```

-- დამსწავლელ მაგალითთა გავლამთელი სიმრავლის გასწვრივ «დასტის» ზომის ტოლი ნაბიჯით for t = 1,
dataset:size(), opt.batchSize do
  -- შემავალ გამოსახულებათა «დასტის»-შემავალი ოთხგანზომილებიანი ტენზორის -
  შექმნა local inputs = torch.Tensor(opt.batchSize, 1, geometry[1], geometry[2])
  -- კლასების ჯდება შესაბამისი «დასტის» შექმნა local targets =
  torch.Tensor(opt.batchSize)

  -- ყოველ მაგალითზე გავლა «დასტაში» და ოთხგანზომილებიანი ტენზორის ფორმირება
  -- სამგანზომილებიანი ტენზორების სიმრავლისგან (გამოსახულებებისგან «დასტაში») local k = 1
  for i = t, math.min(t+opt.batchSize-1, dataset:size()) do
    -- მორიგი მაგალითის
    მიღება local sample = dataset[i]
    -- გამოსახულება
    local input = sample[1]:clone()
    -- ჯდის პოზიციის ამოღება ვექტორ-სტრიქონში (გვიბრუნებს ტენზორს) local _, target
    = sample[2]:clone():max(1)
    -- რიცხვის მიღება ტენზორისგან target =
    target:squeeze() inputs[k] = input
    targets[k] = target k = k + 1
  end

  -- ჩაკეტვის ფუნქცია შეცდომის ფუნქციის მნიშვნელობების და შეცდომის ფუნქციის
  -- გრადიენტების შესაფასებლად ქსელის პარამეტრებით (აქვს წვდომა ფუნქციის
  -- ცვლადებისადმი, რომლებიც გამოცხადებულია გარე ფუნქციაში) local feval
  = function(x)
    -- გრადიენტების ტენზორის ელემენტთა განულება
    gradParameters:zero()
    -- ქსელის გამოსასვლელების გამოთვლა
    local outputs = model:forward(inputs)
    -- შეცდომის ფუნქციის გამოთვლა
    local f = criterion:forward(outputs, targets)

    -- წონების მნიშვნელობათა კორექცია
    local df_do = criterion:backward(outputs, targets)
    model:backward(inputs, df_do)

    -- შეცდომათა მატრიცის განახლება for i =
    1, opt.batchSize do
      confusion:add(outputs[i], targets[i])
    end

    return f, gradParameters end

  --
  SGD ნაბიჯის შესრულება sgdState
  = sgdState or {
    learningRate = opt.learningRate, momentum =
    opt.momentum, learningRateDecay = 5e-7
  }
  optim.sgd(feval, parameters, sgdState)

```

```

- მიმდინარე პროგრესის
  ასახვაaxlua.progress(t, dataset:size())

end

-- დახარჯული დროის განსაზღვრაtime =
sys.clock() - time
time = time / dataset:size()
print("<trainer>time to learn 1 sample = " .. (time*1000) .. 'ms')

-- შეცდომათა მატრიცის ბეჭდვა
print(confusion)
trainLogger:add['% mean class accuracy (train set)']=confusion.totalValid * 100} confusion:zero()

-- დანაწევრი მოდელის შენახვა
local filename = paths.concat(opt.save, 'mnist.net') os.execute('mkdir -p ' ..
sys.dirname(filename))
if paths.filep(filename) then
os.execute('mv ' .. filename .. ' ' .. filename .. '.old') end
print('<trainer>saving network to '..filename) torch.save(filename,
model)

-- ეპოქის ნომრის შეცვლაepoch =
epoch + 1
end

```

5. ნეირონული ფუნქციის ტესტირების ფუნქცია. იღებს შესასვლელზე ტესტური გამოსახულებების სიმრავლეს. ახდენს ქსელის

პირდაპირი გავლისა და გამომავალი სიგნალების გამოთვლის რეალიზებას.

```

function test(dataset)
-- მიმდინარე დროის მიღებაlocal time
= sys.clock()

-- ტესტური მაგალითების გავლამთელი სიმრავლის გასწვრივ «დასტის» ზომის ტოლი
ნაბიჯითprint('<trainer>on testingSet:')
for t = 1, dataset:size(), opt.batchSize do
-- მიმდინარე პროგრესის
  ასახვაaxlua.progress(t, dataset:size())

-- შემავალ გამოსახულებათა «დასტის» შემავალი ოთხგანზომილებიანი ტენზორის - შექმნა local inputs =
  torch.Tensor(opt.batchSize, 1, geometry[1], geometry[2])
-- კლასების ჯდება შესაბამისი
  «დასტის» შექმნა local targets = torch.Tensor(opt.batchSize)
-- ყოველ მაგალითზე გავლა «დასტაში» და ოთხგანზომილებიანი ტენზორის ფორმირება
-- სამგანზომილებიანი ტენზორების სიმრავლისგან (გამოსახულებებისგან «დასტაში») local k = 1
  for i = t, math.min(t+opt.batchSize-1, dataset:size()) do
    -- მორიგი მაგალითის
    მიღება local sample = dataset[i]
    local input = sample[1]:clone()

```

```

    local _,target = sample[2]:clone():max(1) target =
    target:squeeze()
    inputs[k] = input targets[k]
    = target k = k + 1
end

-- ტესტური მაგალითების «დასტაზე»ქსელის გამოსასვლელის გამოთვლა
local preds = model:forward(inputs)

-- შეცდომათა მატრიცის განახლება
for i =
1,opt.batchSize do
    confusion:add(preds[i], targets[i]) end
end

-- ერთი გამოსახულების ტესტირების საშუალო დროის განსაზღვრა
time =
sys.clock() - time
time = time / dataset:size()
print("<trainer>time to test 1 sample = " .. (time*1000) .. 'ms')

-- შეცდომათა მატრიცის ბეჭდვა
print(confusion)
testLogger:add{['% mean class accuracy (test set)'] = confusion.totalValid * 100} confusion:zero()
end

```

6. სწავლების ზოგადი ციკლი. მოცემულ მაგალითში სწავლების ციკლი არის უსასრულო

და მიუხედავად ამისა გამოსასვლელი შეიძლება იყოს რეალიზებული ეპოქათა რიცხვის მიხედვით.

```

while true do
    -- სწავლება
    train(trainData)
    --
    ტესტირება test(testData)

    -- ჩანაწერის გაკეთება კლასიფიკაციის საშუალო სიზუსტის შესახებ საწვრთნელ/სატესტო სიმრავლეზე
    if opt.plot then
        trainLogger:style{['% mean class accuracy (train set)'] = '-'} testLogger:style{['% mean class
        accuracy (test set)'] = '-'} trainLogger:plot()
        testLogger:plot() end
    end
end

```


6. ბიბლიოთეკა TensorFlow

6.1 მოკლე აღწერა

TensorFlow [9] - ღია პროგრამული ბიბლიოთეკაა რიცხვითი გამოთვლების ჩასატარებლად მონაცემთა ნაკადების გრაფთა საფუძველზე და იგი Apache 2.0 ლიცენზიით გამოდის. ბიბლიოთეკა შედარებით ახალია, მისი პირველი რელიზი შედგა 2015 წლის ნოემბერში (დაპროექტების დაწყება 2011 წლით თარიღდება). თავდაპირველად ბიბლიოთეკა მუშავდებოდა მკვლევრებისა და ინჟინრების მიერ Google Brain Team ჯგუფიდან Google კომპანიის Machine Intelligence Research Organization ცენტრში კვლევათა ჩატარების მიზნით მანქანური სწავლებისა და ღრმა ნეირონული ქსელების სფეროში.

ბიბლიოთეკა რეალიზებულია C++ ენაზე, აქვს ინტერფეისები Python, Java და Go ენებზე. ამასთან ინტერფეისები Java და Go ენებზე ექსპერიმენტულია. შემქმნელები მხარს უჭერენ OC Linux (Ubuntu), Windows, Mac OS, Android ოპერაციულ სისტემებს. TensorFlow ბიბლიოთეკას შეუძლია ორ რეჟიმში ფუნქციონირება: მხოლოდ ცენტრალურ პროცესორზე (CPU-რეჟიმი) და ზოგიერთი ოპერაციის მხარდაჭერით NVIDIA კომპანიის გრაფიკულ პროცესორზე (GPU-რეჟიმი). ამასთან GPU-რეჟიმი მოითხოვს დაყენებულ CUDA@Toolkit (ბირთვის-

CUDA, Compute Unified Device Architecture) საშუალებას, შესაბამის დრაივერებსა და cuDNN ბიბლიოთეკას [29].

6.2 ბიბლიოთეკასთან მუშაობის ზოგადი მოდელი. ღრმა მოდელების მხარდაჭერილი ტიპები

TensorFlow გამოიყენება რიცხვითი გამოთვლების ჩასატარებლად *მონაცემთა ნაკადების გრაფების* საფუძველზე ამ მონაცემთა ნაკადების მდგომარეობათა შენარჩუნებით. გრაფის კვანძები შეესაბამება მათემატიკურ ოპერაციებს (ცხრილი 2), მაშინ როცა წიბოები შეესაბამება მონაცემთა მრავალგანზომილებიან მასივებს - *ტენზორებს*, რომლებიც გადაიცემა ერთი კვანძიდან მეორეზე. მოცემული გრაფი შეიცავს აგრეთვე სპეციალური სახის წიბოებს, ეგრეთ წოდებულ *მმართველ დამოკიდებულებებს* (control dependencies). მმართველ დამოკიდებულებებს არ შეესაბამება მონაცემთა მოძრაობა, მაგრამ ისინი მიუთითებს იმაზე, რომ საწყისმა კვანძმა მმართველი დამოკიდებულებისათვის უნდა დაამთავროს შესრულება მანამ, ვიდრე მიმდები კვანძი დაიწყებს საკონტროლო დამოკიდებულების დამუშავებას. ამრიგად, ნეირონული ქსელის აგება დაიწყდება სპეციალური სახის მონაცემთა ნაკადების გრაფის ფორმირებამდე. ოპერაციათა საბაზო კრებულის არსებობა ყველა ძირითადი ღრმა მოდელის ფორმირების საშუალებას იძლევა.

TensorFlow ბიბლიოთეკის ოპერაციათა ტიპების მაგალითები [30]

კატეგორია	ოპერაციათა მაგალითები
მათემატიკური ოპერაციები ელემენტებზე	შეკრება (Add), გამრავლება (Mul), გაყოფა (Div), ექსპონენტი (Exp), მეტობა (Greater), ტოლობა (Equ) და სხვა
ოპერაციები მონაცემთა მასივებთან	გადაბმა (Concat), დაყოფა (Split), რანგი (Rank) და სხვა
მატრიცული ოპერაციები	გამრავლება (MatMul), შებრუნებული მატრიცის გამოთვლა (MatrixInverse), მატრიცის დეტერმინანტის გამოთვლა (MatrixDeterminant) და სხვა
ოპერაციები მდგომარეობასთან	მინიჭება (Assign) და სხვა
ნეირონული ქსელების ძირითადი შრეები	Softmax-ფუნქცია (SoftMax), სიგმოიდური ფუნქცია (Sigmoid), ორგანოზომილებიანი კონვოლუცია/ხვეული (Convolution2D), max pooling (MaxPool) და სხვა
საკონტროლო ოპერაციები	შენახვა (Save), აღდგენა (Restore)
მუშობა რიგებთან და სინქრონიზაციის ოპერაციები	რიგში ჩაყენება (Enqueue), რიგიდან ამოღება (Dequeue), მიუტეხის ხელში ჩაგდება/მიტაცება (MutexAcquire), მიუტეხის (ინგლ. <i>mutex-mutual exclusion</i>) გა(მო)თავისუფლება (MutexRelease) და სხვა
მმართველი ნაკადის ოპერაციები	შერწყმა (Merge), გადართვა (Switch), შესვლა (Enter), გამოსვლა (Leave), მომდევნო იტერაცია (NextIteration)

6.3 ქსელის დაპროექტების მაგალითი, ქსელის

aymericdamien/TensorFlow-Examples/blob/

სწავლება და ტესტირება

master/examples/2_BasicModels/linear_regression.py ბმულზე.

ქსელის არქიტექტურის აგება, სწავლება და ტესტირება დაიყვანება სკრიპტების შექმნამდე Python ენაზე. ქვემოთ მოყვანილია ლოგისტიკური რეგრესიის მარეალიზებული სკრიპტის მაგალითი MNIST მონაცემთა მოსაგროვებლად. მაგალითის სრული საწყისი კოდი მისაწვდომია <https://github.com/>

მონაცემების ჩატვირთვა შეიძლება იყოს შესრულებული სტანდარტული საშუალებებით, ამიტომ აქ არ აღიწერება.

1. *ქსელის არქიტექტურის აგება.* დაიყვანება მონაცემთა ნაკადის გრაფის განსაზღვრამდე.

```
# ქსელის შესასვლელების დაყენება
x = tf.placeholder(tf.float32, [None, 784]) # mnist data image of shape 28*28=784
y = tf.placeholder(tf.float32, [None, 10]) # 0-9 digits recognition => 10 classes

# ქსელის წონების დაყენება
W = tf.Variable(tf.zeros([784, 10])) b = tf.Variable(tf.zeros([10]))

# მოდელის კონსტრუირება
pred = tf.nn.softmax(tf.matmul(x, W) + b) # Softmax

# შეცდომის ფუნქციის განსაზღვრა
cost = tf.reduce_mean(-tf.reduce_sum(y*tf.log(pred), reduction_indices=1))

# ოპტიმიზაციის მეთოდის განსაზღვრა
optimizer = tf.train.GradientDescentOptimizer(learning_rate).minimize(cost)
```

2. ნეირონული ქსელის სწავლება.

```
# ცვლადების ინიციალიზაცია (მნიშვნელობათა დაყენება დაფარული შეთანხმებით) init
= tf.global_variables_initializer()

# სესიის შექმნა სწავლების ციკლის გასაშვებად
with tf.Session() as sess:

    # სესიის ინიციალიზაცია
    sess.run(init)

    # სწავლების ციკლი ეპოქათა რაოდენობის მიხედვით
    for epoch in range(training_epochs):
        avg_cost = 0.
        total_batch = int(mnist.train.num_examples/batch_size)
        # ციკლი ეპოქის ელემენტების მიხედვით for
        i in range(total_batch):
            batch_xs, batch_ys = mnist.train.next_batch(batch_size)
            # ოპტიმიზაციის მეთოდის გაშვება
            _, c = sess.run([optimizer, cost], feed_dict={x: batch_xs,
                                                            y: batch_ys})

            # საშუალო შეცდომის გამოთვლა
            avg_cost += c / total_batch
        # მიმდინარე მდგომარეობის ასახვა
        if (epoch+1) % display_step == 0:
            print("Epoch:", '%04d' % (epoch+1), "cost=", "{:.9f}".format(avg_cost))
        print("Optimization Finished!")
```

3. ნეირონული ქსელის ტესტირება.

```
# მოდელის ტესტირება

correct_prediction = tf.equal(tf.argmax(pred, 1), tf.argmax(y, 1))

# სიზუსტის გამოთვლა

accuracy = tf.reduce_mean(tf.cast(correct_prediction, tf.float32))

print("Accuracy:", accuracy.eval({x: mnist.test.images, y: mnist.test.labels}))
```

7. ბიბლიოთეკა MXNet

7.1 მოკლე აღწერა

MXNet- მანქანური სწავლების მრავალენოვანი ბიბლიოთეკაა, რომლის ძირითადი მიზანი ისაა,

რომ გააადვილოს მანქანური სწავლების ალგორითმების დაპროექტება, განსაკუთრებით ღრმა ნეირონული ქსელების. ბიბლიოთეკა მუშავდება მკვლევრების მიერ რამდენიმე უნივერსიტეტიდან

და კომპანიიდან Amazon Web Services, Baidu, Intel, NYU, NVIDIA, Microsoft და არაერთი სხვა ცნობილი კორპორაციის ხელშეწყობით. ვრცელდება Apache 2.0 ლიცენზიით.

ბიბლიოთეკა რეალიზებული C++ ენაზე. MXNet-ის დამპროექტებლები გვთავაზობენ პროგრამული ინტერფეისების რაც შეიძლება ფართო სპექტრს: C++, Python, R, Scala, Julia, Perl, Matlab, JavaScript. ბიბლიოთეკა არის კროსპლატფორმული და მას შეუძლია OC Linux, Windows და Mac OS ოპერაციულ სისტემებზე მუშაობა. MXNet ბიბლიოთეკა მოითხოვს დაყენებულ BLAS და OpenCV ბიბლიოთეკებს. პირველი გამოიყენება მატრიცული გამოთვლების დასაჩქარებლად, ხოლო მეორე - ჩატვირთვის ოპერაციათა შესასრულებლად და გამოსახულებათა გასადიდებლად. TensorFlow ბიბლიოთეკის მსგავსად, MXNet-ს შეუძლია როგორც CPU-, ასევე GPU-რეჟიმში მუშაობა. GPU-რეჟიმი მოითხოვს პარალელური გამოთვლების CUDA პლატფორმისა და cuDNN ბიბლიოთეკის არსებობას. MXNet ბიბლიოთეკა ორიენტირებულია ჰეტეროგენურ (არაერთგვაროვან) გარემოზე, ამიტომ არის ქსელების განაწილებული სწავლების საშუალება რამდენიმე ფიზიკურ კომპიუტერზე ან რამდენიმე გრაფიკულ პროცესორზე.

7.2 ბიბლიოთეკასთან მუშაობის ზოგადი მოდელი. ღრმა მოდელების მხარდაჭერილი ტიპები

MXNet ბიბლიოთეკა ათავსებს დეკლარაციულ სიმბოლურ გამოთვლებს და იმპერატიულ ტენზორულ გამოთვლებს. სიმბოლური გამოთვლების გამოყენება რიცხვითი ცდომილებების დაგროვების თავიდან აცილების საშუალებას იძლევა და ამით

უზრუნველყოფს წავლების პროცესის უფრო სწრაფ კრებადობას.

ბიბლიოთეკის იმპერატიული ნაწილი შეიცავს პროგრამულ ინტერფეისს, რომლის მეშვეობით არის NumPy პაკეტში. პროგრამული ინტერფეისის იმპერატიული ნაწილის ძირითად ნაწილს წარმოადგენს **NDArray**. ტიპის ობიექტი. ამ ტიპის ობიექტები ისევე როგორც NumPy პაკეტის ობიექტები, გამოიყენება მონაცემთა მრავალგანზომილებიანი მასივების (ტენზორების) წარმოსადგენად. მრავალგანზომილებიანი მასივებისგან განსხვავებით NumPy პაკეტში **NDArray** ტიპის ობიექტი შეიცავს მაჩვენებელს (pointer-ს) მეხსიერების იმ უბანზე, რომელიც გამოყოფილია (CPU-ზე ან GPU-ზე) მონაცემთა შესანახად. ამიტომ ხსენებული ობიექტების შექმნისას აუცილებელია ცხადი ფორმით იმის მითითება, თუ სად ინახება მონაცემთა მასივები. MXNet ბიბლიოთეკის ძალა ვლინდება გამოთვლათა შესრულების მომენტში. ნებისმიერი ოპერაცია სრულდება განრიგის მიხედვით და მისი გაშვება იმ მომენტში ხდება, როცა ყველა შემავალი დამოკიდებულება გამზადებულია [31]. განრიგი განისაზღვრება მონაცემთა ნაკადის გრაფით TensorFlow ბიბლიოთეკის ანალოგიურად.

თუმცა იმპერატიული პროგრამული ინტერფეისი განსაკუთრებით ეფექტურია თავისთავად, იგი ხშირად ძალზე მარტივია პროტოტიპშიც. ოპერაციათა შესრულებისას ყველაფერი უნდა იყოს ცნობილი წინასწარ გამოთვლის შესახებ დროზე ადრე. სიმბოლური პროგრამული ინტერფეისი ცდილობს ამის გამოსწორებას. განსაზღვრულ მასივებთან მუშაობის ნაცვლად მთელი მუშაობა ტარდება სიმბო-

ლოებთან, რომლებიც შეიძლება იყოს «კომპილირებული» ან ინტერპრეტირებული განსახორციელებელ ოპერაციათა ერთობლიობისთვის.[31]. შრეთა დიდი რაოდენობის არსებობა ინტერფეისის სიმბოლურ ნაწილში საკმაოდ რთული ღრმა ნეირონული ქსელების ფორმირების საშუალებას იძლევა. ქვემოთ მოტანილია მხოლოდ ზოგიერთი ძირითადი შრე, უფრო დაწვრილებითი ინფორმაციის მიღება შეიძლება [32] ნაშრომიდან.

- **Variable**–შემავალი მონაცემების წარმოდგენის შრე.
- **FullyConnected**–სრულადკონექტირებული შრე.
- **Convolution**–კონვოლუციური შრე.
- **Deconvolution** – დეკონვოლუციური შრე.
- **Pooling**– შემავალი მონაცემების გაერთიანების ოპერაცია.
- **BatchNorm**–ნორმალიზაციის შრე.

• **Activation** – აქტივაციის ფუნქცია. აქტივაციის ფუნქციის ტიპი მოიცემა შრის პარამეტრით. მაგალითები: “tanh”, “relu” და სხვა.

• ***Output** (მაგალითად, **SoftmaxOutput**, **LinearRegressionOutput**)–ქსელის გამომავალი შრე, რომელიც დამატებით განსაზღვრავს შეცდომის ფუნქციას.

• **RNN**– რეკურენტული შრე.

• **Dropout**–შრე, რომელიც უზრუნველყოფს ქსელის სწავლების პროცესში ნიშანთა ვექტორის კომპონენტების ნებისმიერი მასივის განულებას, რითაც ვექტორის სიგრძის კორექტირება ხდება.

7.3 ქსელის დაპროექტების მაგალითი, ქსელის სწავლება და ტესტირება

ქსელის არქიტექტურის აგება, სწავლება და ტესტირება დაიყვანება სკრიპტის დამუშავებამდე Python ენაზე.

1. გარემოს გამართვა და მონაცემთა ჩატვირთვა.

```
import mxnet as mx
import logging

logging.getLogger().setLevel(logging.DEBUG) # ლოგირება stdout- ში

# მონაცემთა MNIST კრებული ჩატვირთვა
# გამოსახულებების «დასტა» წარმოდგენილია ოთხგანზომილებიანი მასივის სახით,
# რომლის ზომაა (batch_size, num_channels, width, height).
# გამოსახულებებს მონაცემთა MNIST კრებილიდან აქვს გარჩევილობა
# 28x28 პიქსელი, ამიტომ შესასვლელის ზომა არის (batch_size, 1, 28, 28)
# https://mxnet.incubator.apache.org/tutorials/python/mnist.html mnist =
mx.test_utils.get_mnist()
```

2. ქსელის არქიტექტურის აგება. არქიტექტურის აგების ეტაპზე გამოიყენება ორი - IO და Symbol - საკვანძო კლასი. პირველი კლასი უზრუნველყოფს მონაცემთა გარდასახვას ტენზორებად და მონაცემთა არევის. მეორე კლასი კი შრეთა ფორმირების შესაძლებლობას იძლევა.

```
# მოდელის
ინიციალიზაცია batch_size=
100

# 1. იტერატორის შექმნა საწვრთნელი მონაცემების გადასარჩევად
train_iter = mx.io.NDArrayIter(mnist['train_data'], mnist['train_label'],
                                batch_size, shuffle = True)

# 2. იტერატორის შექმნა სავალიდაციო მონაცემების გადასარჩევად
val_iter = mx.io.NDArrayIter(mnist['test_data'], mnist['test_label'], batch_size)

# 3. ქსელის არქიტექტურის ფორმირება
data= mx.sym.var('data') # მონაცემთა შემავალი შრე
data=mx.sym.flatten(data=data)#ტენზორისგან 1-ის ტოლ განზომილებათა გადაგდების შრე fc=
mx.sym.FullyConnected(data = data, num_hidden = 10)# სრულადბმული შრე
logreg = mx.sym.SoftmaxOutput(data = fc, name = 'softmax')# აქტივაციის softmax ფუნქცია
```

3. ნეირონული ქსელის სწავლება. სწავლებისათვის აუცილებელია კონტეინერის შექმნა, რომელიც წარმოადგენს **Module** კლასის ობიექტს, და **fit** მეთოდის გამოძახება, რომელიც უზრუნველყოფს ქსელის პარამეტრების სწავლებას.

```
# მოდულის შექმნა სწავლებისათვის
# https://mxnet.incubator.apache.org/api/python/model.html logreg_model =
mx.mod.Module(symbol = logreg, context = mx.cpu())
# ქსელის სწავლების პროცედურის გაშვება logreg_model.fit(train_iter, #
საწვრთნელი მონაცემები
    eval_data = val_iter, # სავალიდაციო მონაცემები
    optimizer = 'sgd', # ოპტიმიზაციის მეთოდი, რომელიც გამოიყენება
სწავლებისას optimizer_params = {'learning_rate':0.1}, # მეთოდის პარამეტრები
    eval_metric = 'acc', # მეტრიკა სწავლების ხარისხის შესაფასებლად (სიზუსტე)
    batch_end_callback=mx.callback.Speedometer(batch_size,100),#პროგრესის გამოტანა num_epoch = 10) #
საწვრთნელ ეპოქათა რაოდენობა
```

4. ნეირონული ქსელის ტესტირება. ტესტირებისათვის აუცილებლად უნდა შეიქმნას ხარისხის მეტრიკის ობიექტი და მოხდეს **score** მეთოდის გამოძახება კონტეინერის მოდელიდან

```
# იტერატორის შექმნა სატესტო მონაცემებისათვის
test_iter = mx.io.NDArrayIter(mnist['test_data'], mnist['test_label'], batch_size)
# ხარისხის ტესტირებისას შესაფასებელი მეტრიკის არჩევა
acc= mx.metric.Accuracy()
# ხარისხის შეფასება მონაცემთა სატესტო კრებულზე
logreg_model.score(test_iter, acc)
# მონაცემთა სატესტო კრებულზე ქსელის მუშაობის შედეგის ბეჭდვა print(acc)
```

დასკვნა

ამჟამად ღრმა ნეირონული ქსელების სწავლებისთვის შექმნილია პროგრამულ სისტემათა დიდი რაოდენობა. მათ შორის ყველაზე პოპულარულია Caffe, Theano, TensorFlow, Torch და CNTK. ბიბლიოთეკა Caffe - ერთ-ერთი პირველია ღრმა სწავლების ყველაზე პოპულარულ სისტემათა შორის. იგი შეიქმნა კომპიუტერული ხედვისა და სწავლების ბერკლის ცენტრში (Berkeley Vision and Learning Center) და მისი საწყისი კოდები ცნობილი გახდა 2014 წელს. ამ ბიბლიოთეკაში წარმოდგენილია უშუალო გამოსაყენებლად გამზადებული წინასწარ ნასწავლი მოდელები. სისტემა Theano შექმნილია მონრეალის უნივერსიტეტში (კვებეკი, კანადა). მართალია, იგი იყენებს Python-ს, მაგრამ უზრუნველყოფს მაღალ მწარმოებლურობას იმის გამო, რომ პროგრამა Python-ზე ავტომატურად გარდაისახება C++ ენის პროგრამად და იგი მხოლოდ კომპილაციის შემდეგ სრულდება. TensorFlow შექმნილია 2015 წელს Google კომპანიის მიერ და შეიცავს ეფექტურად მუშაობის სისტემებს ტენზორებთან და გრაფზე მონაცემთა ნაკადებთან. Torch ბიბლიოთეკა იყენებს Lua ენას და უზრუნველყოფს MATLAB სისტემის მსგავს ძალიან მოხერხებულ მაღალდონიან

ინტერფეისს მანქანური სწავლების პროგრამათა შესაქმნელად. მაღალი მწარმოებლურობა მიიღწევა ისევე, როგორც Theano-ში, სახელდობრ, ინტეგრაციის ხარჯზე დაპროგრამების C ენასთან. Torch-ის ავტორებმა Python-ის ნაცვლად ამჯობინეს Lua ენის გამოყენება, ეტყობა, იმიტომ, რომ C და Lua ენათა ინტეგრაცია უფრო ადვილია. Microsoft კომპანიამ შექმნა CNTK (Cognitive Toolkit) სისტემა და 2016 წელს მისი საწყისი კოდების განსაჯაროებაზე წავიდა. ნეირონული ქსელების ღრმა სწავლების ყველა ჩამოთვლილ სისტემას შეუძლია სწავლების დასაჩქარებლად როგორც მრავალბირთვიანი პროცესორების, ასევე გამოთვლათა დამაჩქარებლების გამოყენება. გარდა ამისა, თითქმის ყველა სისტემა (გამონაკლისია, მაგალითად, Theano) შეიძლება იყოს გამოყენებული ნეირონული ქსელების განაწილებული სწავლებისათვის გამომთვლელ კლასტერებზე. ხსენებულ სისტემებთან ერთად, ასევე აღსანიშნავია Keras სისტემა, რომელიც გამოსაყენებლად მოხერხებულ და მარტივ პროგრამულ ინტერფეისს წარმოადგენს ღრმა ნეირონული ქსელების დასასწავლად. მაგრამ Keras სისტემა არ არის დამოუკიდებელი პროდუქტი და იგი მხოლოდ

Theano, TensorFlow ან CNTK პროგრამულ სისტემებთან ერთად გამოიყენება. 2016 წლიდან იგი ჩართულია TensorFlow-ში. ჩატარებული განხილვიდან შეიძლება დავასკვნათ, რომ ნეირონული ქსელების პრაქტიკულ გამოყენებათა ფართო გავრცელება შესაძლებელია ღრმა ნეირონული ქსელების სწავლებით, სათვის მრავალი მზა გადაწყვეტილების არსებობით და მათ შორის თანამედროვე მრავალბირთვიანი პროცესორების, გამოთვლათა დამაჩქარებლების და განაწილებული მეხსიერების მქონე კლასტერების მოქმედებით.

ლიტერატურა

1. Haykin S. Neural networks: A comprehensive foundation. 2nd edition. Prentice-Hall. 1998, 842 p.
2. Osovsky S. Neural networks for information processing. Finance and statistics. Moscow. 2002, 344 p. (in Russian).
3. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep learning. MIT Press. 2016.
URL: <http://www.deeplearningbook.org>
4. Tarkov M. Electronic course "Neurocomputer systems".
URL: <http://www.intuit.ru/studies/courses/61/61/info> (in Russian).
5. Kustikova V.D., Druzhkov P.N. A survey of deep learning methods and software for image classification and object detection. Proceedings of the ORGW 2014. University of Koblenz-Landau. Koblenz. 2014.
6. Kruchinin D.A., Dolotov E.A., Kustikova V.D., Korniyakov K.V., Druzhkov P.N. Comparison of deep learning libraries on the problem of handwritten digit classification. Communications in computer and information science. 2015, 399-411 pp.
7. URL: <http://caffe.berkeleyvision.org>
8. URL: <http://torch.ch>
9. URL: <https://www.tensorflow.org>
10. URL: <https://mxnet.apache.org/>
11. URL: <https://github.com/NervanaSystems/neon>
12. URL: <https://pytorch.org>
13. URL: http://www.iro.umontreal.ca/~lisa/pointeurs/theano_scipy2010.pdf
14. URL: <http://deeplearning.net/software/theano/>
15. URL: <https://keras.io>
16. URL: <https://github.com/nitishsrivastava/deepnet>
17. URL: <https://github.com/kyunghyuncho/deepmat>
18. URL: <https://cran.r-project.org/web/packages/darch/index.html>
19. URL: <http://hpceducation.unn.ru/%D0%BE%D0%B1%D1%83%D1%87%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D0%B5/%D0%BA%D1%83%D1%80%D1%81%D1%8B/intel-neon-framework> (in Russian).
20. URL: <http://yann.lecun.com/exdb/mnist>
21. URL: <http://www.cad.zju.edu.cn/home/dengcai/Data/MNIST/images.html>
22. Kruchinin D, Dolotov E, Kustikova V, Druzhkov P, Korniyakov K. Comparison of deep learning libraries on the example of the task of classifying handwritten figures.
URL: <https://habrahabr.ru/company/intel/blog/254747> (in Russian).
23. URL: <https://github.com/BVLC/caffe/tree/windows>
24. URL: <http://caffe.berkeleyvision.org/tutorial/layers.html>
25. URL: <http://caffe.berkeleyvision.org/tutorial/solver.html>
26. URL: <https://github.com/torch/nn/blob/master/README.md>
27. URL: <https://github.com/torch/nn/blob/master/doc/simple.md#nn.simplelayers.dok>

28. URL: <https://github.com/torch/nn/blob/master/doc/convolution.md#nn.convlayers.dok>
29. URL: <https://github.com/torch/nn/blob/master/doc/transfer.md#nn.transfer.dok>
30. URL: <https://github.com/tensorflow/tensorflow>
31. TensorFlow: Large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems. Preliminary white paper. 2015
URL: <http://download.tensorflow.org/paper/whitepaper2015.pdf>
32. URL: <https://indico.io/blog/getting-started-with-mxnet>
-

UDC 004.9

SCOPUS CODE 1705

Review of deep learning libraries

Archil Prangishvili	Department of Computer Engineering, Georgian Technical University, 77 M. Kostava str., 0160 Tbilisi, Georgia E-mail: a_prangi@gtu.ge
Oleg Namicheishvili	Department of Computer Engineering, Georgian Technical University, 77 M. Kostava str., 0160 Tbilisi, Georgia E-mail: o.namicheishvili@gtu.ge
Mikhael Ramazashvili	Department of Computer Engineering, Georgian Technical University, 77 M. Kostava str., 0160 Tbilisi, Georgia E-mail: m.ramazashvili@gtu.ge

Reviewers:

Z. Gasitashvili, Professor, Faculty of Informatics and Control Systems, GTU

E-mail: zur_gas@gtu.ge

N. Mchedlishvili, Professor, Faculty of Informatics and Control Systems, GTU

E-mail: galoba47@mail.ru

Abstract. A survey of existing deep learning libraries is given, the task of recognizing handwritten numbers is considered and the network structure that corresponds to logistic regression is described. The article reviews brief descriptions for Caffe, Torch, TensorFlow, and MXNet libraries; a general model for working with the library; supported types of deep models; examples of network development as well as training and network testing.

Key words: Caffe; convolutional layers; handwritten digit classification; image classification; machine learning; MXNet; neural network; object detection; Python; TensorFlow; Torch.

UDC 004.9

SCOPUS CODE 1705

Обзор библиотек глубокого обучения

- Арчил Прангишвили** Департамент компьютерной инженерии, Грузинский технический университет, Грузия, 0160, Тбилиси, ул. М. Костава, 77
E-mail: a_prangi@gtu.ge
- Олег Намичейшвили** Департамент компьютерной инженерии, Грузинский технический университет, Грузия, 0160, Тбилиси, ул. М. Костава, 77
E-mail: o.namicheishvili@gtu.ge
- Михаил Рамазашвили** Департамент компьютерной инженерии, Грузинский технический университет, Грузия, 0160, Тбилиси, ул. М. Костава, 77
E-mail: m.ramazashvili@gtu.ge

Рецензенты:

З. Гаситашвили, профессор факультета информатики и систем управления ГТУ

E-mail: zur_gas@gtu.ge

Н. Мchedlishvili, профессор факультета информатики и систем управления ГТУ

E-mail: galoba47@mail.ru

Аннотация. Дан обзор существующих библиотек глубокого обучения, рассмотрена задача распознавания рукописных цифр и описана сетевая структура, которая соответствует логистической регрессии. Для библиотек Caffe, Torch, TensorFlow и MXNet даны краткие описания, общая модель работы с библиотекой, поддерживаемые типы глубоких моделей, примеры разработки сети, обучение и тестирование сети.

Ключевые слова: Caffe; Torch; TensorFlow; MXNet; нейронная сеть; свёрточные слои; обучающая машина; язык Python; классификация рукописных цифр; классификация изображений; обнаружение объекта.

განხილვის თარიღი 05.03.2019

შემოსვლის თარიღი 19.03.2019

ხელმოწერილია დასაბეჭდად 08.07.2020