

ISSN 0130-7061

Index 76127

# მეცნიერება და ტექნოლოგიები

სამეცნიერო რევიზირებადი ჟურნალი

## SCIENCE AND TECHNOLOGIES

SCIENTIFIC REVIEWED MAGAZINE

№2(739)



თბილისი – TBILISI

2022

**დამფუძნებლები:**

საქართველოს მეცნიერებათა ეროვნული აკადემია  
საქართველოს ტექნიკური უნივერსიტეტი  
საქართველოს საინჟინრო აკადემია  
საქართველოს სოფლის მეურნეობის  
მეცნიერებათა აკადემია  
მეცნიერების ისტორიის საქართველოს  
საზოგადოება

**CONSTITUENTS:**

Georgian National Academy of Sciences  
Georgian Technical University  
Georgian Engineering Academy  
Georgian Academy of Agricultural Sciences  
Georgian Society for the History of Science

**სარედაქციო კოლეგია:**

**თანათამგვლომარეგები:**

გ. კვეციტაძე (საქართველოს მეცნიერებათა ეროვნული აკადემია), დ. გურგენიძე (საქართველოს ტექნიკური უნივერსიტეტი), ა. ფრანგიშვილი (საქართველოს საინჟინრო აკადემია), გ. ალექსიძე (საქართველოს სოფლის მეურნეობის მეცნიერებათა აკადემია),  
დ. გორგიძე (სწავლული მდივანი).

გ. აბდუშელიშვილი, ა. აბშილავა, ჰ. ალბრეხტი (გერმანია), რ. არველაძე, ნ. ბაღათურია, გ. ბიბილეიშვილი, პ. ბიელიკი (სლოვაკეთი), ვ. ბურკოვი (რუსეთი), მ. ბურჯანაძე, გ. გავარდაშვილი, ზ. გასიტაშვილი, ო. გელაშვილი, ალ. გრიგოლიშვილი, ბ. გუსევი (რუსეთი), ლ. დზიენსი (პოლონეთი), მ. ზგუროვსკი (უკრაინა), პ. ზუნკელი (ავსტრია), დ. თავხელიძე, ა. თოფნიშვილი, ზ. კაკულია, დ. კაპანაძე, ვ. კვარაცხელია, ლ. კლიმიაშვილი, გ. კობახიძე, კ. კოპალიანი, მ. კოსიორ-კაზბერუკი (პოლონეთი), მ. კუხალეიშვილი, თ. ლომინაძე, ზ. ლომსაძე, დეკანოზილ. მათეშვილი, ვ. მატვეევი (რუსეთი), ნ. მახვილაძე, ე. მეძმარიაშვილი, მ. მეძმარიაშვილი, ნ. მითაგვარია, შ. ნაჭყეაბია, თ. უვანია, გ. სალუქვაძე, თ. სულაბერიძე, ფ. უნგერი (ავსტრია), ა. ფაშაევი (აზერბაიჯანი), ნ. ყავლაშვილი, თ. ცინცაძე, თ. წერეთელი, ზ. წვერაძე, თ. წიგნაძე, ა. ხვედელიძე, რ. ხუროძე, გ. ჯერენაშვილი.

**EDITORIAL BOARD:**

**Co-chairmans:**

G. Kvesitadze (Georgian National Academy of Sciences), D. Gurgenidze (Georgian Technical University), A. Prangishvili (Georgian Engineering Academy), G. Aleksidze (Georgian Academy of Agricultural Sciences),  
D. Gorgidze (Scientific Secretary).

G. Abdushelishvili, A. Abshilava, H. Albrecht (Germany), R. Arveladze, N. Bagaturia, G. Bibileishvili, P. Bielik (Slovakia), V. Burkov (Russia), M. Burjanadze, L. Dziens (Poland), G. Gavardashvili, Z. Gasitashvili, O. Gelashvili, A. Grigolishvili, B. Gusev (Russia), G. Jerenashvili, Z. Kakulia, D. Kapanadze, A. Khvedelidze, N. Kavlashvili, V. Kvaratskhelia, L. Klimiashvili, G. Kobakhidze, K. Kopaliani, M. Kosior-Kazberuk (Poland), M. Kukhaleishvili, R. Khurodze, T. Lominadze, Z. Lomsadze, N. Makhviladze, Archbishop L. Mateshvili, V. Matveev (Russia), E. Medz-mariashvili, M. Medzmariashvili, N. Mitagvaria, S. Nachkebia, A. Pashaev (Azerbaijan), G. Salukvadze, T. Sulaberidze, D. Tavkheldze, A. Topchishvili, T. Tsereteli, T. Tsignadze, T. Tsintsadze, Z. Tsveraidze, P. Unger (Austria), M. Zgurovski (Ukraine), T. Zhvania, H. Zunkel (Austria).



# შინაარსი

## ინფორმაცია

მ. ჩხაიძე, დ. ქობულაძე, ს. ბარნოვი. ძველი ქართული ნახევრი სიმბოლოების ამოცნობა..... 7

მ. ტაბატაძე. საიმპერატორო პინგვინების კოლონიის ძველის მეთავერისტიკული მეთოდების ანალიზი..... 16

## ფიზიკური გეობრაფია

ე. სალუქვაძე. ზემო რაჭის (ონის მუნიციპალიტეტის) ლანდშაფტების გუნებრივ-რესურსული პოტენციალი..... 23

## ატმოსფერული მოვლენები

ე. მაჭავარიანი, მ. ჯიხვაძე, ნ. ქსოველი, დ. გორგაძე, ს. შავდათუაშვილი. შავი ზღვის სავსტორტო ზონის ბარკვეულ ადგილებში ამინდზე სასურველი ზემოქმედების განხორციელების შესაძლებლობის შესახებ..... 35

## ქიმიკა

ც. ფანჩვიძე-წიგნაძე, მ. ცინცაძე, ნ. იმნაძე, ფ. ჩირაგოვი, ვ. მარდანოვი. ვანადიუმ(V)-ის კომპლექსწარმოქმნის შესწავლა ბის-(2,3,4-ტრიჰიდროქსიფენილასო)ბენზიდინთან მესამე კომპონენტის თანაობისას ..... 40

ნ. ენდელაძე, მ. ჩიქოვანი, ნ. კახიძე, ლ. ხვიჩია. ტუტემიწათა ლითონების ჰიდროციტატების შანგბადიანი პოლიმერების შესწავლა..... 47

## ბიოქიმიკა

ე. დეაჩლიანი, თ. ისაკაძე, გ. გუგულაშვილი. კავკასიური როლოდენდონის ლიოფილურად გამწრალი ნიმუშის ბიოქიმიკური კვლევის შედეგები..... 55

## მეტალურგია

ს. მეხონია, ჯ. მეღვაძე, გ. თთარაშვილი, თ. ცერცვაძე. მილსაბლინი აბრეგატის ახალი სქემის შემუშავება..... 60

## მსუბუქი მრეწველობა

თ. მაღლაკელიძე. სისტემური მიღბომის თეორიის გამოყენებით შესწავლის ზოგადნომენკლატურულ მახასიათებელთა ფორმირების მეთოდოლოგია..... 67

**სოფლის მეურნეობა**

**ნ. ჭანკვეტაძე. ტოპინგზესუმზირას სამკურნალო თვისებები.....84**

**ქართული ენის სიწმინდისათვის**

**ო. შურაძე, ი. ჯიბუტი. ადითიური წარმოება და მისი სტანდარტიზებული  
ტერმინები..... 89**

**ო. შურაძე, ნ. დათეშიძე, ნ. მუზაშვილი, მ. ოსაძე, ლ. ქაროსანიძე. ნანომეცნიერების  
რაობა და მისი ტერმინოლოგიური გამოწმებები.....109**

**ავტორთა საქურადღებოდ..... 119**

# CONTENTS

## INFORMATICS

- M. Chkhaidze, D. Kobuladze, S. Barnovi.** RECOGNITION OF OLD GEORGIAN PRINTED SYMBOLS .....7
- M. Tabatadze.** ANALYSIS OF THE EFFECTIVENESS OF THE METAHEURISTIC METHOD OF THE EMPEROR PENGUINS COLONY .....16

## PHYSICAL GEOGRAPHY

- E. Salukvadze.** THE NATURAL RESOURCE POTENTIAL OF ZEMO RACHA (ONI MUNICIPALITY) LANDSCAPES .....23

## ATMOSPHERIC PHENOMENONS

- E. Machavariani, M. Jikhvadze, N. Ksovreli, D. Gorgadze, S. Shavdatuashvili.** ON THE POSSIBILITY OF IMPLEMENTING THE DESIRED IMPACT ON THE WEATHER IN CERTAIN AREAS OF THE BLECK SEA RESORT AREA .....35

## CHEMISTRY

- Ts. Panchvidze -Tsignadze, M. Tsintsadze, N. Imnadze, F. Chiragov, V. Mardanov.** STUDY OF VANADIUM(V) COMPLEX FORMATION WITH BIS-(2,3,4-RIHYDROXYPHENYLAZO) BENZIDINE IN THE PRESENCE OF THE THIRD COMPONENT .....40
- N. Endeladze, M. Chiqovani, N. Kakhidze, L. Khvichia.** STUDY OF OXYGEN POLYHEDRA OF HYDROACETATES OF ALKALINE EARTH METALS .....47

## BIOCHEMICAL

- V. Gvachliani, T. Isakadze, G. Gugulashvili.** RESULTS OF BIOCHEMICAL STUDY OF SAMPLES LYOPHILE-DRYING OF RODODENDPON CAUCASUS RAW MATERIALS .....55

## METALLURGY

- S. Mebonia, J. Melkadze, G. Otarashvili, T. Tsertsvadze.** DEVELOPMENT OF NEW SCHEME OF TUBE ROLLING UNIT.....60

## LIGHT INDUSTRY

- T. Maghlakelidze.** METHODOLOGICAL FOUNDATIONS FOR THE FORMATION OF GENERAL NOMENCLATURAL CHARACTERISTICS OF SHOES BY THE THEORY OF SYSTEMIC APPROACH.....67

**AGRICULTURE**

**N. Chankvetadze.** TOPINSUNFLOWER AS A MEDICINAL CULTURE .....84

**FOR THE PURITY OF THE GEORGIA LANGUAGE**

**O. Shuradze, I. Jibuti.** ADDITIVE MANUFACTURING AND ITS STANDARTIZATION TERMS .....89

**O. Shuradze, N. Dateshidze, N. Muzashvili, M. Osadze, L. Qarosanidze.** THE ESSENCE OF NANO SCIENCE AND ITS TERMINOLOGICAL CHALLENGES ..... 109

**TO THE AUTHORS ATTENTION** .....119

**კველი ქართული ნაბეჭდი სიმბოლოების ამოცნობა**

**მარიამ ჩხაიძე, დავით ქობულაძე, სოფიო ბარნოვი**

(საქართველოს ტექნიკური უნივერსიტეტი)

**რეზიუმე:** ნაშრომში განხილულია კვლევები, რომლის მიზანია ხელოვნური ნეირონული ქსელებით ძველი ქართული ნაბეჭდი სიმბოლოების ამოცნობა. თვალსაჩინოა ნაშრომის აქტუალურობა დღეისათვის, როდესაც აქტიურად მიმდინარეობს როგორც ქართული ენის, ასევე ქართული ლიტერატურის ციფრულ ფორმატში გადაყვანის (კომპიუტერიზაციის) პროცესები. აღნიშნული ამოცანის გადაჭრა ხელს შეუწყობს და დაეხმარება როგორც საქართველოში, ისე უცხოეთში არსებულ ბიბლიოთეკებს, სადაც დაცულია დიდი მოცულობის ძველი ქართული ლიტერატურა. ძველი ქართული სიმბოლოების ამოცნობის ე. წ. გაციფრების, ანუ ელექტრონულ ფორმატში გადაყვანის პროგრამა საგრძნობლად გააადვილებს მათი კომპიუტერიზაციის პროცესს და დაეხმარება ძველ ქართულ ენასა და ლიტერატურაზე მომუშავე მკვლევრებს დაზუსტებული კვლევების შესრულებაში.

ამოცნობისა და სწავლების პროცედურებში გამოყენებულია პირდაპირი გავრცელების ნეირონული ქსელი. ექსპერიმენტული კვლევები დაიწყო ჯერ ორშრიანი ნეირონული ქსელით, ხოლო შემდეგ დასრულდა სამშრიანი ნეირონული ქსელით. შედგენილია პირდაპირი გავრცელების ნეირონული ქსელი, რომელიც ამოიცნობს ფონტის ზომა 16 და ფონტი BPG DejaVu Sans სიმბოლოებს: ასომთავრულსა და ნუსხურს. შედეგად გამოაქვს სამი შესაძლო სიმბოლო, რომლებიც დალაგებულია მსგავსების ზომის (დამთხვევის პროცენტის) კლების მიხედვით. ამოცნობის ხარისხი  $Pl=88\%$  არის ასომთავრულისთვის, ხოლო  $Pl=85\%$  – ნუსხურისათვის.

ამოცნობის სიზუსტისა და საიმედოობის გაუმჯობესების მიზნით გამოყენებულია კონვოლუციური ნეირონული ქსელი, რის საფუძველზეც შესრულდა პირდაპირი გავრცელების ნეირონულ ქსელზე მიღებული შედეგების კონვოლუციურ ნეირონულ ქსელთან შედარება. კონვოლუციური ნეირონული ქსელის სიზუსტემ მიაღწია 92 %-ს.

**საკვანძო სიტყვები:** ამოცნობა; პირდაპირი გავრცელების ხელოვნური ნეირონული ქსელები; ძველი ქართული ტექსტები.

**შესავალი**

ქართული დამწერლობა შედგება სამი ისტორიული სისტემისაგან: ასომთავრულის (ხუცური ასომთავრული, მრგვლოვანი, ასომთავრული), ნუსხურისა (ხუცური, ნუსხა-ხუცური, კუთხოვანი) და მხედრულისაგან. თითოეულ მათგანს დამახასიათებელი გრაფიკული სტილი აქვს, მაგრამ ასოთა მოხაზულობათა ცვალებადობის თვალსაზრისით, ნუსხური დამწერლობა ასომთავრულის განვითარების შედეგია, ხოლო მხედრული – ნუსხურისა. ძველ ქართულ ანბანში 38 ასო-ნიშანი იყო, რომელთაგან ხუთი თანამედროვე ქართულში აღარ გამოიყენება. ასომთავრულის გრაფიკული სისტემა მარტივი გეომეტრიული ელემენტების – წრისა და

სწორი ხაზისაგან არის ნაწარმოები. ნუსხურში ასოები მარჯვნივაა გადახრილი და კუთხოვანი ფორმა აქვს. ისევე როგორც ასომთავრულში, ნუსხურშიც ასოთა ვერტიკალური ხაზები ჰორიზონტალურზე სქელია. მხედრული კალიგრაფია არაბულის ზეგაველენით შეიქმნა, რომელშიც თითქმის ყველა ნიშნის ერთმანეთზე გადაბმაა შესაძლებელი [1, 2].

პირველად ქართული დამწერლობა უნიკოდის სტანდარტში აისახა 1991 წლის ოქტომბერში, 1.0 ვერსიაში [4]. ნუსხური ასო-ნიშნები უნიკოდში 2005 წელს გამოჩნდა, როგორც ცალკე ჯგუფში ქართული დამატება (U+2D00–U+2D2F). 2016 წელს კი შრიფტის ქართველმა დიზაინერებმა და შემქმნაველებმა მაიკლ ევერსონთან თანამშრომლობით წარადგინეს განაცხადი ქართული ასო-ნიშნების კიდევ ერთი ჯგუფის დასამატებლად უნიკოდში, სახელწოდებით „ქართული გაფართოებული“ (U+1C90–U+1CBF) [5].

## ძირითადი ნაწილი

**სწავლებისა და ამოცნობის პროცედურები.** კვლევის მიზანი იყო ძველი ქართული (ასომთავრული, ნუსხური) ნაბეჭდი სიმბოლოების ამოცნობა. ამ ეტაპზე ამოცნობა ხორციელდებოდა BPG DejaVu Sans (ზომა 12) ფონტისათვის.

ასომთავრული → ⴁ, ⴂ, ⴃ, ⴄ ..., ნუსხური → ⴅ, ⴆ, ⴇ, ⴈ...

მხედრული → ა, ბ, გ, დ ...

ასომთავრულში ან ნუსხურში დაწერილი ტექსტის წაკითხვისათვის გამოყენებულ იქნა ფონტი – BPG DejaVu Sans. მხედრულში დაწერილი ტექსტი ფონტის შეცვლის შემდეგ გადადის ძველ ქართულში; მხედრულში დაწერილი ტექსტი ნუსხურში გადაყავს ფონტს – BPG Nateli Nusxuri Regular. მხედრულში დაწერილი ტექსტი ასომთავრულში გადაყავს ფონტს – BPG Nateli AsoMtavruli Regular.

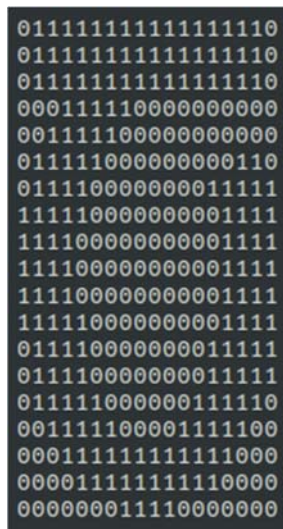
ამოცანა ცნობილია, როგორც ამოცნობა მასწავლებლით. წინასწარ განსაზღვრულია რეალიზაციათა რამდენიმე კლასი. მათგან ერთ-ერთს მიეკუთვნება ამოსაცნობი რეალიზაცია, რომელიც წარედგინება ნეირონულ ქსელს შემავალი სიგნალებით – სახის ნიშნთა ვექტორით (რეალიზაციით), ანუ სასწავლო ნაკრები კლასების მითითებით. სწავლება მასწავლებლით იმას გულისხმობს, რომ თითოეული შემავალი ვექტორისათვის არსებობს მიზნობრივი ვექტორი, რომელიც წარმოადგენს სასურველ შედეგს, ანუ მიუთითებს, თუ რომელ კლასს მიეკუთვნება იგი. შემავალ და მიზნობრივ ვექტორებს ეწოდება მასწავლებელი წყვილი. ქსელს წარედგინება შემავალი ვექტორი, ქსელი გამოითვლის გამომავალ ვექტორს, ხოლო სხვაობა (შეცდომა) უკუკავშირით მიეწოდება ქსელს და სინაფსური წონები იცვლება იმ გარკვეული ალგორითმის თანახმად, რომელიც მიისწრაფვის შეცდომის მინიმიზაციისაკენ. სინაფსური წონების გადაწყობა გრძელდება მანამ, სანამ შეცდომა არ გახდება მისაღები მცირე სიდიდე. სახეს აღწერს შემავალი ვექტორი, რომელიც ნიშნების ისეთ ერთობლიობას უნდა მოიცავდეს, რომ ერთმნიშვნელოვნად განისაზღვროს კლასი. თუ ნიშნები არასაკმარისია, მაშინ სახე ქსელმა შეიძლება რამდენიმე კლასს მიაკუთვნოს, რაც შეცდომაა. სწავლების დასრულების შემდეგ ქსელს შეიძლება წარედგინოს მისთვის უცნობი სახე და მიიღება პასუხი, თუ რომელ კონკრეტულ კლასს მიეკუთვნება იგი. ასეთი ნეირონული ქსელის ტოპოლოგია ხასიათდება იმით, რომ გამომავალ შრეში ნეირონების რაოდენობა უდრის ამოსაცნობი კლასების რაოდენობას. თუ ქსელმა სწორად ამოიცნო, მაშინ სიგნალი (პასუხი) ერთ, ამ კლასის შესაბამის ნეირონზე იქნება, მაგრამ, თუ სიგნალი ერთზე მეტ ნეირონზე აღმოჩნდება, მაშინ ეს იმის მანიშნებელია, რომ ზუსტი ამოცნობა არ მოხდა. ნეიროქსელური ტექნოლოგიებით ძნელად ფორმალისებრი ამოცანის გადაწყვეტა კი ამ ამოცანის ადეკვატური ხელოვნური ნეირონული ქსელის სინთეზზე მიუთითებს [3].



სწავლების პროცესში პროგრამის შემავალ მონაცემებს წარმოადგენს გამოსახულებების დირექტორია. აუცილებელი არ არის გამოსახულებები იყოს ფიქსირებული ზომის. მთავარია მასზე სრულად ჩანდეს სიმბოლო. გადმოცემული სურათი გადადის ბინარულ მატრიცაში, რომელიც ისევ მუშავდება და შედეგად რჩება ბინარული მატრიცის მხოლოდ ის მინიმალური სივრცე, რომელიც შემოსაზღვრავს სიმბოლოს. პროცედურები შესრულდა სამშრიანი ნეირონული ქსელისათვის. მათგან ნულოვანი შრე გამოთვლებში არ მონაწილეობს. აქტივაციის ფუნქციად გამოიყენება საფეხურისებრი ჰევისაიდის ფუნქცია.  $f(NET) = 1$ -ს, თუ  $NET \geq 0$ -ის; 0-ს, თუ  $NET < 0$ -ზე; ქსელის ყველა ნეირონისთვის გამოიყენება ერთი და იგივე აქტივაციის ფუნქცია, რომლის გამოშავალი მონაცემები წარმოადგენს ბინარულ ვექტორს. ამგვარად, ნეირონული ქსელი ჰომოგენურია და ბინარული. მუშაობის პროცესში ქსელს წარედგინება BPG DejaVu Sans ფონტის 16 ზომა სიმბოლოები.

პროგრამის მუშაობა იყოფა ორ ეტაპად: სწავლება და ამოცნობა. როგორც აღვნიშნეთ, მუშაობის პროცესში ქსელს წარედგინება კონკრეტული ზომის სიმბოლოთა გამოსახულებები. მაგალითისათვის განვიხილოთ ასომთავრული სიმბოლო  $\Pi$  (მხედრული შესატყვისი – „ა“). ნუსხური სიმბოლოებისთვისაც იგივე ტექნიკური პროცესები ხორციელდება, ოღონდ იმ განსხვავებით, რომ ყურადღება ექცევა შემოსული სიმბოლოს სიმაღლეს (კეგლს), რითაც შეიძლება იმის განსაზღვრა, თუ რომელ ხაზში იწერება სიმბოლო, რაც გააადვილებს სიმბოლოთა გადარჩევის პროცესს ამოცნობის ეტაპისათვის.

თავდაპირველად, შემოსული სიმბოლოს გამოსახულება გადადის ორგანზომილებიან ბინარულ მატრიცაში. მისი თითოეული პიქსელი მოწმდება და თუ ის თეთრი ფერისაა, მაშინ შესაბამისი პიქსელის მნიშვნელობა მატრიცაში იქნება 0, ხოლო, თუ პიქსელი თეთრი ფერის არ არის, მაშინ მისი მნიშვნელობა მატრიცაში იქნება 1. აქედან გამომდინარე, მიიღება ორგანზომილებიანი მატრიცა, რომლის სიგრძე იქნება ნეირონების რაოდენობის ტოლი, ხოლო სიმაღლე – ქსელის შემოსასვლელზე (ნულოვან შრეზე) ისეთივე, როგორც ნეირონების რაოდენობაა. გამოსახულების ზომებს არა აქვს მნიშვნელობა, საბოლოოდ მისგან მიიღება ის უმოკლესი ნაწილი, რომელშიც სრულად თავსდება სიმბოლო (ნახ. 1):



ნახ. 1

მოცემული მატრიცა გადადის ერთგანზომილებიან ვექტორში და შედის ნეირონული ქსელის საწყის (ნულოვან) შრეზე შემავალი მონაცემების სახით. ერთგანზომილებიან ვექტორში



ეს განაწილება ოპტიმალური აღმოჩნდა ამოცნობის შედეგებისა და მუშაობის დროის გათვალისწინებით. როგორც ექსპერიმენტებმა აჩვენა, ამოცნობის თვალსაზრისით უკეთესი შედეგები მიიღწევა, როცა შრიდან შრეზე გადასვლისას გამოსასვლელი ვექტორის სიგრძე კი არ მცირდება, არამედ იზრდება. ამის მიზეზია აქტივაციის ფუნქცია, რომელიც ამ შემთხვევაში არის საფესურისებრი ფუნქცია 0-ის ან 1-ის მნიშვნელობით. შედეგად, როცა, მაგალითად,  $NET = 100$ , აქტივაციის ფუნქციის მნიშვნელობა არის  $-f(NET) = 1$ . იგივე შედეგი მიიღება ნებისმიერი არაუარყოფითი  $NET$ -ისთვის –  $NET = 1, f(NET) = 1$ . შეწონილი ჯამი რაც არ უნდა არაუარყოფითი რიცხვის ტოლი იყოს, მისგან მიიღება 1, ხოლო ნებისმიერი უარყოფითი რიცხვის შემთხვევაში – 0. ცხადია, ეს მთელი რიცხვების სიმრავლის ბინარულ სიდიდეებზე საკმაოდ შემჭიდროებული პროექცია გამოდის, რაც თვალსაჩინოდ ვეღარ გამოკვეთს განსხვავებებს სიმბოლოთა შორის და ქსელი სრულიად განსხვავებულ სიმბოლოებსაც კი მაღალი ალბათობით აიგივებს ერთმანეთთან. მაგრამ, თუ ნეირონულ ქსელში ნეირონთა რაოდენობა გაიზრდება შრიდან შრეზე გადასვლისას, მაშინ საბოლოო შრეში, რომელიც ქსელის გამოსასვლელს წარმოადგენს, ამოცნობის პროცესისათვის ბინარულ ელემენტთა დამთხვევის ალბათობა შემცირდება.

მოსამზადებელი ეტაპების განხილვის შემდეგ უნდა აღიწეროს უშუალოდ სწავლების პროცესი. შემომავალი ვექტორი გადამრავდება წონების მატრიცაზე. შედეგად მიიღება NET შეწონილი ჯამები თითოეული ნეირონისათვის (ნახ. 5).

```
[-34, 93, -13, 161, 49, -105, -100, 157, 32, 32, 46, 27, 43, 107, 9, 26, 70, 50, -96, 30, 76, -80, 82, -48, 13, 38, -110, -100, -11, 99, -41, -20, 45, -68, 93, -17, -34, 46, 38, 51, -60, -12, 89, -7, 97, -33, 35, 120, -20, -24, 6, 2, 141, -122, -65, 6, 40, -24, 39, 19, -102, 108, 11, 15, -48, -105, 10, 36, 12, -157, -74, 37, -105, 0, 0, 92, 8, -6, 1, 106, 139, 31, 77, 56, -41, -100, -45]
```

ნახ 5

მათგან კი აქტივაციის ფუნქცია მიიღებს გამომავალ OUT ვექტორს (ნახ. 6),

```
[0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0]
```

ნახ. 6

რომელიც შედარდება PAS ვექტორს შემდეგნაირად  $ERROR[i] = OUT[i] - PAS[i]$  (ნახ. 7).

```
[0, 0, 0, 0, -1, -1, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, -1, 1, -1, 0, 0, 0, 0, -1, 1, 0, -1, 1, 0, 0, 0, -1, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, -1, 1, 0, -1, -1, 1, 0, -1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, -1, -1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, -1, -1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, -1, -1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, -1, 0, 0]
```

ნახ. 7

ERROR ვექტორი აჩვენებს, რომელ წონებს სჭირდება კორექტირება (მომატება ან შემცირება). თუ  $ERROR[i]$  არის 0, მაშინ შესაბამისი წონებს კორექტირება არ უტარდება; ხოლო, თუ  $ERROR[i]$  არის 1, მაშინ შესაბამისი ინდექსის ნეირონის წონები შესამცირებელია. თუ  $ERROR[i]$  არის -1, მაშინ შესაბამისი ინდექსის მქონე ნეირონის წონები მოსამატებელია. ეს პროცესი რომ დროში ოპტიმალურად შესრულდეს, ქსელი გამოთვლების ხარჯზე პირდაპირ ხდება რამდენჯერ მოუწევს შესაბამისი წონების კორექტირება (მომატება ან შემცირება) და თითოეული წონის ვექტორისათვის ცალკე გამოყვანილი კოეფიციენტის საშუალებით





მეორე შრის წონებზე. მეორე შრისთვისაც კვლავ ვიღებთ *NET*-ს, რომელსაც ამუშავებს აქტივაციის ფუნქცია. საბოლოოდ კი მიიღება ქსელის გამოსავალი (ნახ. 10):

```
[0, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1,
1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0,
1, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0,
0, 1, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0,
1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1]
```

ნახ. 10

მსგავსი გამოსავალი იქმნება ყველა სიმბოლოს განხილვის შემდეგ და თითოეული მათგანის შედარება ხდება ამ სიმბოლოსათვის ნეირონული ქსელის გამოსასვლელზე არსებულ წინასწარ განსაზღვრულ გამოსავალთან. ელემენტის დამთხვევის შემთხვევაში ამოცნობის მნიშვნელობა იზრდება 1-ით, ხოლო შეუსაბამობის შემთხვევაში მცირდება 1.2-ით. საბოლოო შედეგს კი ვიღებთ ყველა იმ სიმბოლოსთან მიმართებით, რომელიც ბაზაში მოიპოვება. ამოსაცნობი სიმბოლოს პროცენტული მსგავსება ასე გამოიყურება (ნახ. 11).

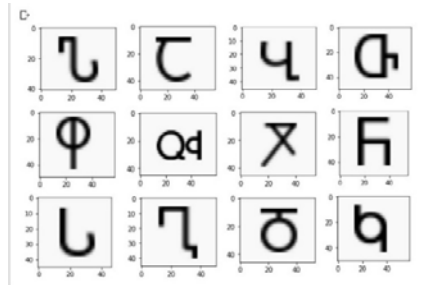
```
[('1_0', 0.67), ('1_9', 0.67), ('1_10', 0.64), ('13_1', 0.64), ('31_2', 0.63), ('1_2', 0.62), ('18_2', 0.61), ('1_3', 0.6),
('1_4', 0.59), ('4_6', 0.59), ('24_0', 0.59), ('37_1', 0.59), ('13_6', 0.58), ('1_5', 0.57), ('2_4', 0.57), ('21_6', 0.57), ('27_0', 0.56), ('9_5',
0.55), ('13_3', 0.55), ('37_0', 0.55), ('9_0', 0.54), ('17_3', 0.54), ('19_1', 0.54), ('28_5', 0.54), ('35_6', 0.54), ('37_4', 0.54), ('13_2', 0.53),
('22_3', 0.53), ('24_4', 0.53), ('9_8', 0.52),
('13_4', 0.52), ('1_6', 0.51), ('4_1', 0.51), ('16_1', 0.51), ('19_3', 0.51), ('21_4', 0.51), ('1_8', 0.5), ('2_2', 0.5),
('3_0', 0.5), ('3_9', 0.5), ('4_10', 0.5), ('15_4', 0.5), ('34_3', 0.5), ('8_9', 0.49), ('26_5', 0.49), ('29_0', 0.49), ('31_6', 0.49), ('37_2', 0.49),
('4_2', 0.48), ('4_9', 0.48), ('7_1', 0.48), ('9_3', 0.48), ('16_5', 0.48),
('19_2', 0.48), ('33_2', 0.48), ('36_1', 0.48), ('6_0', 0.47), ('12_6', 0.47), ('24_6', 0.47), ('13_0', 0.46), ('21_1', 0.46), ('23_6', 0.46),
('32_6', 0.46), ('38_2', 0.46), ('38_3', 0.46).]
```

ნახ. 11

მე-11 ნახ-ზე შედეგი წარმოდგენილია ნაწყვეტის სახით, სადაც მასივის თითოეული ელემენტი წარმოადგენს ორმნიშვნელობიან სიმრავლეს. პირველი აღნიშნავს ბაზაში სიმბოლოს ნომერს და ამ სიმბოლოს გამოსახულების ვარიაციას, ხოლო მეორე – ამოსაცნობად შემოსული სიმბოლოს მასთან მსგავსების პროცენტს.

ამოცნობის სიზუსტისა და საიმედოობის გაუმჯობესების მიზნით გამოყენებულ იქნა კონვოლუციური ნეირონული ქსელი, რის საფუძველზეც მოხდა სხვადასხვა ნეირონულ ქსელზე მიღებული შედეგების შედარება (პირდაპირი გავრცელების ქსელი და კონვოლუციური ნეირონული ქსელი).

აიგო მოდელი ფუნქციონალური API-ის გამოყენებით. ფუნდამენტური განსხვავება სრულკავშირებიან ფენასა და კონვოლუციურ ფენას შორის ის არის, რომ dense შრეები სწავლობს გლობალურ შაბლონებს მის მახასიათებელ სივრცეში, ხოლო კონვოლუციის ფენები – ლოკალურ შაბლონებს. სასწავლო ნიმუშები მოცემულია მე-12 ნახ-ზე.



ნახ. 12

მნიშვნელოვანია აღნიშნოს, რომ ქსელი იღებს შესასვლელზე შემდეგ ფორმას (image\_height, image\_width, image\_channels). ამ შემთხვევაში, კონფიგურირება შესასვლელი ზომა (32, 32, 1), Conv2D და MaxPooling2D შრეები. მასხასიათებელი რუკებიდან MaxPooling იღებს თითოეული არხის მაქსიმალურ მნიშვნელობას. არხების რაოდენობას აკონტროლებს პირველი არგუმენტი, რომელიც გადაეცემა Conv2D ფენებს (32, 64 ან 128). შემდეგი ნაბიჯი არის ამ გამოსასვლელის მიწოდება სრულკავშირებიან კლასიფიკატორზე, რომელიც აღინიშნება Dense Layers-ით. კონვოლუციური ქსელის არქიტექტურა ასე გამოიყურება:

```
from tensorflow.keras.models import Sequential
cnn = Sequential()
from tensorflow.keras.layers import Conv2D, Dense, Flatten, MaxPool2D
cnn.add(Conv2D(filters=64, kernel_size=(3, 3), activation='relu',
input_shape=(32, 32, 1)))
cnn.add(MaxPool2D(pool_size=(2, 2)))
cnn.add(Conv2D(filters=128, kernel_size=(3, 3), activation='relu'))
cnn.add(MaxPool2D(pool_size=(2, 2)))
cnn.add(Flatten())
cnn.add(Dense(units=128, activation='relu'))
cnn.add(Dense(units=12, activation='softmax'))
cnn.compile(optimizer='adam',
loss='categorical_crossentropy',
metrics=['accuracy'])
cnn.summary()
```

**მოდელი სატესტო მონაცემებზე.** როგორც მიღებული შედეგი აჩვენებს ვალიდაციის სიზუსტე აღწევს 92 %-ს.

```
test_loss, test_acc = model.evaluate(test_images, test_labels)
>>> print(f "Test accuracy: {test_acc:.3f}")
accuracy: 0.92289000058174133
```

## დასკვნა

ზემოაღნიშნულიდან გამომდარე, შეიძლება ითქვას, რომ შედგენილია პირდაპირი გავრცელების ნეირონული ქსელი, რომელიც ამოიცნობს ფონტ BPG DejaVu Sans ზომა 16 სიმბოლოებს: ასომთავრულსა და ნუსხურს. შედეგად გამოაქვს სამი შესაძლო სიმბოლო, რომლებიც დალაგებულია მსგავსების მიხედვით. ამოცნობის საიმედოობაა  $P_{სწ} = 88\%$  ასომთავრულისათვის, ხოლო  $P_{სწ} = 85\%$  – ნუსხურისათვის.

მიუხედავად კონვოლუციური ნეირონული ქსელის სიმარტივისა, მისი სიზუსტე გაცილებით მეტია, ვიდრე სრულკავშირებიანი ქსელის გამოყენების დროს და აღწევს 92 %-ს.

## ლიტერატურა – REFERENCES

1. ე. მაჭავარიანი. ქართული ანბანის გრაფიკული საფუძვლები, თბ., 1982.
2. თ. გამყრელიძე. წერის ანბანური სისტემა და ძველი ქართული დამწერლობა. თბ., 1989.
3. რ. ჩოგოვაძე, რ. ხუროძე, ხელოვნური ნეირონული ქსელები,“ თბ.: საგამომცემლო სახლი „ტექნიკური უნივერსიტეტი“, 2006.

4. ა. ფრანგიშვილი, ნ. მჭედლიშვილი, თ. ნამიჩიშვილი, ხელოვნური ნეირონული ქსელი, კომპიუტერული მოდელირება. თბ.: საგამომცემლო სახლი „ტექნიკური უნივერსიტეტი“, 2020.
5. მ. ჩხაიძე, თ. თავდიშვილი, გ. ჩიჩუა, ს. ბარნოვი, ხელოვნური ინტელექტი, სტუ-ის, IT-კონსალტინგის სამეცნიერო ცენტრი, თბ. 2020.
6. ა. ფრანგიშვილი, თ. ნამიჩიშვილი, ჟ. გოგიაშვილი, ღრმა სწავლება, თბ., 2020.
7. <https://www.unicode.org/charts/fonts.html>.
8. <https://www.unicode.org/L2/L2016/16081-n4712-georgian.pdf>.
9. Geron, Hands-on machine learning with scikit-learn, keras&tensorflow, O'REILLY, 2019.
10. Leonardo De Marchi, Laura Mitchell, Hands-On Neural Networks, Packt Publishing, ISBN 978-1-78899-259-6, 2019.
11. Francois Chollet, Deep Learning with Python, Manning Publication Co, NY, 2021.
12. Himanshu Singh, Practical Machine Learning and Image Processing, Apress, India, 2019.

## INFORMATICS

### RECOGNITION OF OLD GEORGIAN PRINTED SYMBOLS

**M. Chkhaidze, D. Kobuladze, S. Barnovi**

(Georgian Technical University)

**Resume.** The studies which aim is to recognize old Georgian printed symbols with artificial neural networks are discussed in this paper. The topicality of this paper is obvious today, when the processes of computerization of both Georgian language and Georgian literature in digital format are actively underway. The solution of this special task will help and assist libraries both in Georgia and abroad, where a large amount of old Georgian literature is preserved. The program of digitization, in conversion to electronic format will greatly facilitate the process of their computerization and will help researchers working on the Old Georgian language and its literature to carry out refined research.

Feed forward propagation neural network is used in recognition and teaching procedures. Experimental studies were first performed with a dual-layer neural network and then completed with a three-layer neural network. A feed forward propagation neural network is formed, which recognizes the font size 16 and the font BPG De Ejavu Shan characters: Asomtavruli and Nuskhuri. It results in three possible symbols sorted by the size of the similarity. The degree of recognition is Pts = 88 % for Asomtavruli and Pts = 85 % – for Nuskhuri.

**Keywords:** artificial neural networks of feed forward propagation; identification; old Georgian texts.

**საიმპერატორო პინგვინების კოლონიის ძველის მიტავერისტიკული მეთოდების ანალიზი**

**მაკა ტაბატაძე**

(საქართველოს ტექნიკური უნივერსიტეტი)

**რეზიუმე:** წარმოდგენილია ახალი მეტავერისტიკული ჯგუფური ინტელექტის ალგორითმის ეფექტიანობის ანალიზი, რომელიც დაფუძნებულია საიმპერატორო პინგვინების ქცევაზე ველურ ბუნებაში. ასახულია პინგვინების მოძრაობა იმ აგრეგაციებში (ხროვაში), რომლებსაც ინდივიდები ქმნიან გადარჩენის მიზნით საჭირო სიბოხს სტაბილიზაციისათვის. სიბოხს დაგროვების პროცესში პინგვინები სპირალურად მოძრაობენ ხროვის ცენტრისაკენ. კვლევის პროცესში შემუშავდა პროგრამული პაკეტი, რომელიც პრობლემის გადასაჭრელად ახდენს ალგორითმის მუშაობის სიმულაციას მრავალპარამეტრული ფუნქციების გლობალური ოპტიმიზაციის ამოცანის გადასაჭრელად. გამოვლინდა ფუნქციის განზომილების, აგენტებისა და იტერაციების რაოდენობის გავლენა მეთოდის ეფექტიანობაზე. ალგორითმმა საკმაოდ სტაბილური შედეგები აჩვენა მთელ რიგ სატესტო ფუნქციებზე, თუმცა აღმოჩნდა, რომ რთული რელიეფის მქონე მრავალი ექსტრემალური ფუნქციის პარამეტრების რაოდენობის მნიშვნელოვანი ზრდა იწვევს გამოთვლების დროის საგრძნობ მომატებას.

**საკვანძო სიტყვები:** ალგორითმი გლობალური ოპტიმიზაცია მეტავერისტიკა საიმპერატორო პინგვინის კოლონიის ალგორითმი ხროვების ინტელექტი.

**შესავალი**

არ არსებობს კონკრეტული ალგორითმი ოპტიმიზაციის ყველა პრობლემის საუკეთესო გადაწყვეტის მისაღწევად. ალგორითმების უმეტესობას არ შეუძლია ერთდროულად უზრუნველყოს ოპტიმიზაციის ყველა პრობლემისათვის სათანადო კრებადობის სიზუსტე და სინქარე. დღემდე ოპტიმიზაციისათვის შემოთავაზებულია ბუნებისაგან შთაგონებული სხვადასხვა ალგორითმი. ბუნება მოქმედებს რთული გამოთვლითი პრობლემების გადასაჭრელად, როგორც ცნებების, მექანიზმებისა და პრინციპების წყარო. გამოთვლითი სისტემების შესაქმნელად ოპტიმიზაციის მეთოდები იძლევა უკეთესი შედეგის მიღწევის შესაძლებლობას. სხვა სიტყვებით რომ ვთქვათ, ოპტიმიზაცია არის მათემატიკური პროცესი, საწყისი მონაცემების შეყვანისა და კორექტირების თვალსაზრისით, ან საშუალება მინიმალური და მაქსიმალური შედეგის ამონახსნების მოსაძებნად.

მეტავერისტიკული ალგორითმები არის ოპტიმიზაციის ალგორითმები, რომლებიც იყენებს მარტივ წესებს ან ვერისტიკებს ოპტიმალური ან არაოპტიმალური გადაწყვეტის მისაღწევად. ასეთი ალგორითმები არ იძლევა გარანტიას მუშაობის შედეგად მიღებულ აბსოლუ-