



ივანე ჯავახიშვილის სახელობის თბილისის  
სახელმწიფო უნივერსიტეტი

ვალერიანე გელოვანი

ტრომბის დიაგნოზი ნეირონული ქსელების გამოყენებით  
ნაშრომი შესრულებულია ინფორმაციულ ტექნოლოგიების მაგისტრის  
ხარისხის მოსაპოვებლად

ხელმძღვანელი: ასოცირებული პროფესორი ლელა მირცხულავა  
დოქტორი ჯილიან პირსი

თბილისი

2015

## ანოტაცია

ადამიანის ორგანიზმში არსებობს ურთიერთსაწინააღმდეგო, სისხლის შემადედებელი და გამათხელებელი ფაქტორები. ადამიანის ჯანმრთელობისათვის აუცილებელია, რომ ეს ფაქტორები ორგანიზმში იყოს დაბალანსებული. თუ ეს ბალანსი სხვადასხვა მიზეზით დაირღვა, შესაძლებელია წარმოიქმნას თრომბი, ან განვითარდეს სისხლდენა. თრომბის წარმოქმნას ხელს უწყობს სისხლის მომატებული შედედება, ან სისხლის დინების შენელება, მაგალითად სისხლძარღვის გაფართოების ან გულის უკმარისობის გამო.

**თრომბოზი** - არის სისხლძარღვებში თრომბების წარმოქმნის პროცესი, რომლის შედეგადაც სისხლძარღვის სანათური შეიძლება ნაწილობრივ ან მთლიანად დაიხშოს. კლინიკურ პრაქტიკაში, ყველაზე გავრცელებული ქვედა კიდურების თრომბოზი.

ღრმა ვენების თრომბოზი ძირითადად გვხვდება დიდი ზომის ვენებში, უფრო ხშირად ქვედა კიდურებში. თრომბოზი იწვევს კიდურის ტკივილს და შეშუპებას, განსაკუთრებით, თრომბის ადგილას. კიდური შესაძლებელია გაწითლდეს და ხელის შეხებით იყოს თბილი. ღრმა ვენების თრომბოზის ყველაზე ხშირი გართულება არის ფილტვის ემბოლია, რაც იმას ნიშნავს, რომ ფეხის ვენაში წარმოქმნილი სისხლის კოლტი, ან მისი ნაწილი სისხლის ნაკადთან ერთად მოხვდება ფილტვის სისხლძარღვში და დაახშობს მას. ფილტვის ემბოლიის ნიშნებია: ქოშინი, სუნთქვის გახშირება და გამწვანება, ტკივილი გულმკერდის არეში, რომელიც უარესდება ღრმად ჩასუნთქვის დროს. თუ თრომბმა ფილტვის დიდი ზომის სისხლძარღვი დაახშო, შესაძლებელია ამან პაციენტის სიკვდილი გამოიწვიოს. ღრმა ვენების თრომბოზი შესაძლებელია დაემართოს ნებისმიერ ადამიანს, მაგრამ არსებობს ფაქტორები რომლებიც ზრდიან მის განვითარების რისკს:

- ქირურგიული ჩარევა (ოპერაცია) ან დიდი ტრავმა
- ჭარბი წონა
- თამბაქოს მოწევა
- ჩასახვის საწინააღმდეგო აბების მიღება

- ხანგრძლივად უმოძრაოდ ყოფნა (ხანგრძლივი ფრენა ან მანქანით მგზავრობა)
- სისხლის დაავადება (სისხლის მომატებული შედედება– თანდაყოლილი ან შეძენილი)

რთული ბიოლოგიური სისტემები მკველვარებს სთავაზობს ბევრ გამოწვევას, რომელიც მოიცავს გამოთვლითი მოდელის შერჩევას, სიმულაციას და ანალიზს; სისტემების ეგზოგენურობის მართვის მეთოდებს და მოდელის დამტკიცებას. ჩვენს მიერ დასმული ამოცანა ეხება ადამიანის სისხლის შედედების პრობლემებს. ის სისტემური მკურნალობისთვის შეიცავს ურთიერთობის მთლიან და უწყვეტ ასპექტებს. ისევე როგორც ჰიბრიდს, მთლიანი კოაგულაციის კასკადს შეიძლება გავუკეთოთ სიმულაცია: სისხლის პროტეინები, ელემენტარული იონები და სხვა მდგომარეობის ელემენტები არის მოდელი როგორც რეალური მნიშვნელობის კონცენტრაცია ან როგორც ორობითი მნიშვნელობები. ურთიერთქმედებები წარმოადგენენ როგორც ODE-ს, ან როგორც მთლიან შემთხვევას. არაწრფივი მართვის თეორიის მეთოდები გამოიყენება იმისათვის რომ გამოიგონონ წამლებით თერაპია ავადმყოფი პაციენტებისთვის. საბოლოოდ, ეს მოდელი გამოიყენება არაწრფივი ვარიაციებისთვის შემავალ პარამეტრებში -კონსტანტების სიხშირე და პირველადი პირობები - გამომავალ სივრცეში, სადაც პათოლოგიები და ჯანმრთელი შედედება არის სრულიად გამოყოფილი ნახევრად კონტროლირებადი კლასტერული ანალიზებისთვის. ეს ემსახურება შეამოწმოს მოდელი ისე კარგად, რომ ეფექტურად შეაჯამოს ინდივიდუალური ვარიაციების კლინიკური მნიშვნელობების პროგნოზი.

ნეირონული ქსელები სამედიცინო საკითხებში მრავალი კუთხით გამოიყენება. ნეირონული ქსელები ძალიან სასარგებლოა სამედიცინო დიაგნოსტიკის, დაავადებათა დადგენისა და დახმარების აღმოჩენისათვის. სამედიცინო მეცნიერებათა მთავარი ამოცანაა დაავადებათა თავიდან აცილება და მათი დიაგნოსტიკა. ჩვენ ფოკუსირებას მოვახდენთ მეორე საკითხზე.

ნეირონული ქსელი (Artificial Neural Network) წარმოადგენს გენეტიკური ალგორითმების ერთ-ერთ განაყოფს, რომელიც მიმართულია ადამიანის ტვინის მსგავსი ხელოვნური ქსელის სიმულირების მოდელირებისკენ. ტვინი შედგება უამრავი

სპეციფიკური უჯრედისგან - ნეირონისგან. ისინი შედგებიან თავად უჯრედისგან (სომა), და მისი წანაზარდებისგან - დენდრიტი და აქსონი. ეს 2 უკანასკნელი წარმოადგენს სინაპტიკური მუხტების მიმღებ/გადამცემით - დენდრიტი მიიღებს, ხოლო გრძელი აქსონი ნეირონის უჯრედიდან გამოიტანს და გადასცემს სხვა ნეირონს, მისი დენდრიტის გავლით (ან პირდაპირ სომაზე). ანუ ტიპური სინაფსი გამოიყურება შემდეგნაირად: ტვინი შეიძლება მივიჩნიოთ ასეთი ნეირონების მრავალშრიან ციკლურ სტრუქტურად, სადაც გარე სამყაროს გამღიზიანებლებიდან (შემაჯალი ფენა) მიღებული იმპულსები გადაეცემა ტვინის ქერქს (შუალედურ ფენას), სადაც ხდება მათი დამუშავება და შემდეგ ისევ გარე სამყაროს დაუბრუნდება („გამომავალ“ ფენაზე) სამოქმედო შედეგი.

ხელოვნური ნეირონული ქსელი ახდენს ტვინის მოდელირებას, რომელიც აერთიანებს ხელოვნურ ნეირონებს. ასეთ მოდელს შეუძლია ინფორმაციის მიღება გარედან, მისი დამუშავება და შედეგის გამოტანა. ნეირონს შეიძლება გააჩნდეს მრავალი ინფორმაციის მიმღები (დენდრიტი) და ერთი გამომავალი წერტილი (აქსონი). ასევე, ხელოვნურ ნეირონში მათემატიკური კუთხით, ნეირონულ ქსელი ასრულებს რამდენიმე  $x(1), x(2), \dots, x(n)$  შემაჯალი სიგნალების არაწრფივ გარდაქმნას გამომავალ სიგნალად.

გენეტიკური ალგორითმების გამოგონების მიზანი იყო: მოეხდინათ გარკვეული ბუნებრივი ევოლუციის პროცესების იმიტირება. ბევრი მეცნიერი, მათ შორის ბიოლოგები, არიან გაოცებულნი, რადგან ცხოვრების დონის სირთულე რომლის წინაშეც ვდგავართ, შეიძლება განვითარდეს შემოთავაზებული ნამარხი ნაშთების ჩანაწერებით. გენეტიკური ალგორითმების იდეაა: გამოიყენოს ევოლუციის ეს ძალა ოპტიმიზაციის ამოცანების ამოსახსნელად. გენეტიკური ალგორითმების შემქმნელად, მამად, ითვლება ჯონ ოლანდი (John Holland), რომელმაც გამოიგონა ის 1970-იანი წლების დასაწყისში.

გენეტიკური ალგორითმები არის ადაპტირებული ევრისტიკული ძებნის ალგორითმები დაფუძნებული ბუნებრივი სელექციისა და გენეტიკის ევოლუციურ იდეებზე. როგორც ასეთი, ისინი წარმოადგენენ შემთხვევითი ძებნის ინტელექტუალურ ექსპლუატაციას ოპტიმიზაციის ამოცანების ამოსახსნელად. გენეტიკური ალგორითმების საბაზისო ტექნიკა მოწყობილია ისე, რომ ახდენს ევოლუციისთვის საჭირო პროცესების

სიმულაციას ბუნებრივ სისტემებში, სპეციალურად იმ პრინციპებისა, რომლებსაც პირველად საფუძველი ჩაუყარა ჩარლს დარვინმა (Charles Darwin) და რომელსაც ეწონდებოდა “ბუნებრივი გადარჩევის“ პრინციპები (გადარჩევის გზით უძლიერესის გამრავლების პრინციპებადაც მოიხსენიებენ). რეალურ სამყაროში ეს არის იმის ანალოგი, როცა ძლიერები დომინირებენ სუსტებზე.

რატომ გენეტიკური ალგორითები?

ეს არის უკეთესი ვიდრე პირობითი ხელოვნური ინტელექტი. ძველი ხელოვნური ინტელექტისგან განსხვავებით, გენეტიკური ალგორითები არ ვარდება (არ განიცდის კრახს) იმ შემთხვევაში, თუ შესატანი მნიშვნელობები უმნიშვნელოდ შეიცვლება, ან იქნება გონივრული (მცირე) ხმაური (მათემატიკურად შემფოთება/ცვლილება). ასევე დიდ სივრცეში ძებნისას, მულტიმოდალურ სივრცეში ძებნისას, ან  $n$  განზომილებიანი ზედაპირის შემთხვევაში გენეტიკური ალგორითები მნიშვნელოვან უპირატესობას ფლობს ტიპური ძებნისა და ოპტიმიზირებულ ტექნიკებთან მიმართებაში (წრფივი პროგრამირება, სიღრმეში ძებნა, სიგანეში ძებნა). მიუხედავად უპირატესობებისა აქვე უნდა აღინიშნოს ისიც, რომ გენეტიკური ალგორითების მიერ მოცემული ამონახსნი არ არის ზუსტი.

ცხადია დაავადებათა დიაგნოსტიკებას შეუძლია მომავალში ტრომბის წარმოქმნის თავიდან აცილებაში დიდი წვლილი შეიტანოს, სწორედ ამ კუთხით ყველაზე მეტად ეფექტური თანამედროვე კომპიუტერული ტექნოლოგიების გამოყენებაა. ნეირონული ქსელებისა და სხვადასხვა კომპიუტერული აპლიკაციების გამოყენებით შესაძლებელია მივაღწიოთ საწადელს და შეიქმნას სისტემა, რომელიც მარტივად შეძლებს იქონიოს ჩვენთვის სასურველი შედეგი - მაღალი სიზუსტის მაჩვენებლით. ჩვენ სწორედ ნეირონული ქსელების კვლევას ვახორციელებთ რათა მისი გამოყენებით და სმარტფონების დახმარებით შევქმნათ ერთიანი სისტემა. რომელიც სხვადასხვა მნიშვნელობებზე და ახალ დიაგნოსტიკების ხელსაწყოს მეშვეობით შეძლებს დაეხმაროს სამედიცინო სფეროში მოღვაწე სპეციალისტებს.

## Annotation

There are quite conflicting with each other blood coagulation and blood thinning factors in every human organism. For the human health is very important this factors to be balanced in the organism. If this balance was violated for various reasons, it is possible to arise a thrombus or bleeding. Thrombus formation is promoted by blood clotting, or by slowing down the blood flow, for example if the reason is the expansion of blood vessels or heart failure.

A thrombus is a blood clot that forms in a vessel and remains there. An embolism is a clot that travels from the site where it formed to another location in the body. Thrombi or emboli can lodge in a blood vessel and block the flow of blood in that location depriving tissues of normal blood flow and oxygen

Thrombosis - is the process of formation blood clots in blood vessels, as a result blood vessels lumina may be partially or completely stopped up. In clinical practice, the most common is the thrombosis of the lower extremity.

The deep venous thrombosis occurs mostly in large-sized veins, in most cases in the lower extremities. Thrombosis causes the pain in a limb and swelling in the right place where a blood clot occurs. The limb can blushed and it is possible to feel warm when touch. The most common complication of the DVT (Deep vein thrombosis) is the pulmonary embolism, which means that the blood clot formed in the leg vein or any part of the clot with the blood stream goes into the blood vessel of the lung and obliterates it.

Pulmonary embolism features include: shortness of breath, frequency and difficulty of breathing, chest pain that is getting worse while deep inhalation of fresh air. If the thrombus has suppressed the large size of the lung vessel it is possible to cause the patient's death.

DVT can happen to anyone, but there are factors that increase the risk of:

- Surgical intervention or a big trauma;
- Overweight;

- Smoking;
- Taking contraceptives;
- Being motionless for a long time (long flight or car trip);
- Blood diseases (blood clot - a congenital or acquired)

Complex biological systems pose many challenges to researchers, including, inter alia, choice of computational model, with its consequences for simulation and analysis; methods of manipulating the system exogenously (control); and model validation. I attempt to address these issues for human blood clotting. By treating the system as comprising interacting discrete and continuous aspects, i.e. as hybrid, the entire coagulation cascade may be simulated: Blood proteins, elemental ions, and other state elements are modeled either as real-valued concentrations or as binary variables (present/absent); interactions are rendered either as ODEs (per their chemical equations) or as discrete events. Techniques from nonlinear control theory are then used to devise drug therapies for diseased patients. Finally, the model is used to warp variations in the input parameters rate constants and initial conditions into an output space where pathologies and healthy clotting are cleanly separated by a semi-supervised clustering analysis. This serves to validate the model as well as to summarize efficiently the predicted clinical consequences of individual variations.

Neural networks are used in many medical issues. Neural networks are very useful in the diagnosis of diseases and the establishment of assistance. The main task of the Medical Sciences is a prevention and diagnose the diseases. We will focus on the second issue.

Artificial Neural Network is one of the partitions of the genetic algorithms which is directed towards to modeling simulation of the artificial network of the human brain. Brain consists from lots of (10<sup>11</sup>) specific cells – neurons. They are composed of cells (soma) with spikes of it - dendrites and axons. These two spikes are the receivers and transmitters of the synaptic charges. Dendrites receive and the long axons of the neuron bring to other neurons or cells via its dendrites (or directly to the soma). So the typical synapse looks like this: brain can be considered as a multilayer cyclic structure of these neurons where impulses received from the irritants of outer space (Incoming layer) transmitted to

the cerebral cortex (the intermediate layer), they are under process and then operating result returns to outer space ("solution" layer).

Artificial Neural Network is modeling the brain that combines artificial neurons. Such a model can receive information from the outside, Process it and output the results. As it shown on fig. 1, neuron may have lots of information receivers (dendrites) and one output point (axons). Also by the mathematically literate the neural network performs several incoming signal into a non-linear output signal in the artificial neuron.

The goal of the Genetic Algorithms invention was the imitation some natural evolution processes, monitor and manage them. The creator of the Genetic Algorithms, its father, is John Holland. He started his inventions in the early 1970s.

GA are adapted heuristic search algorithms based on natural selection and genetics of evolutionary ideas. They represent an intelligent exploitation of a random search optimization to solving problems. Basic techniques of genetic algorithms simulates the processes of evolution for natural systems, especially those principles that Charles Darwin first laid the foundation for and called "natural selection" principles. This is similar to the real world, the strong dominate the weak. Why the Genetic Algorithms (GA)?

This is much better than the conventional artificial intelligence. Unlike the old artificial intelligence, genetic algorithms do not fall (don't collapse) if the input values change slightly, or there will be reasonable (small) Noise (mathematically concerns / changes). Also, while searching in the large, multimodal spaces or in case of n-dimensional surface Genetic Algorithms have a significant advantage than optimized techniques (linear programming, the depth of the search, the width of the search)

Despite the advantages, it should be noted that the solution by genetic algorithms is not always accurate.

It is clear that right and correct diagnose the diseases can contribute to avoid them in the future, so the most effective is the using modern computer technology. With the using Artificial Neural Networks and various computer applications it is possible to achieve the goal and create a



system that will be able find the desired results with high accuracy rate easily. We are carrying out a research on the neural networks in order to help create a unified system of using such systems and smartphones as well, so that with the new devices for diagnose will be able to help medical specialists working in the field.

## სარჩევი

ანოტაცია .....	1
Annotation .....	5
სარჩევი .....	8
შესავალი .....	9
მათემატიკური მოდელები .....	12
ხელოვნური ნეირონული ქსელი .....	12
მეთოდოლოგია .....	17
გენეტიკური ალგორითმი .....	20
სენსორები .....	25
დასკვნა .....	31
გამოყენებული ლიტერატურის ნუსხა:.....	32

## შესავალი

მეცნიერების დიდი ხნის ოცნება იყო გამოყენებინათ ბერკეტი უმეტესი მათემატიკური დისციპლინებისთვის და მისი ბიოლოგიური, განსაკუთრებით მედიცინის გამოკვლევებისთვის. ბიოლოგია არის ქაოსი, თუმცა ის ვერასდროს ჩამოყალიბდება მათემატიკურ მეცნიერებად ან ფიზიკად, სამეცნიერო თეორიად ან ქიმიად. მაგრამ მათემატიკური მიდგომამ შესაძლებელია მნიშვნელოვნად დაგვეხმაროს, რომ უკეთ გავიგოთ ბიოლოგიური პროცესი, ან ვმართოთ ის, ან დავუკავშიროთ ცვლილებებს მის სტრუქტურაში, რომ შეცვალოს მის ფუნქციაში და გააკეთოს პროგნოზი ამის საფუძველზე. ამის შემდეგომ დაისმევა დიაგნოზი და დაიწყება ავადმყოფობის მკურნალობა.

ამ შესწავლის ობიექტი არის ადამიანის სისხლის შედედება, პროცესი მუდამდებარე რთულ ტიპურ ბიოლოგიურ სისტემებში. არა მხოლოდ განსხვავებული განტოლებების სიმრავლეს ან უწყვეტ პროცესის მოდელს შეუძლია სრულად აღწეროს შედედების კასკადი; ჯერ კიდევ სხვა მხრივ ის ამკარად არის გადამწყვეტი კლინიკური მნიშვნელობის. ავადმყოფობები არის სხვადასხვა და ზოგი არაა უჩვეულო: ჰემოფილია A თავს იჩენს ათათას ინდივიდუალიდან ერთ შემთხვევაში. პროტეინ C-ს ნაკლებობა ხუთ ათასიდან ერთში. ვონ ვილენბერდის ავადმყოფობა ათასიდან ერთ შემთხვევაში. ახლახან განსაზღვრული მე-V ფაქტორი ლეიდენი შეიძლება იყოს ისეთი ჩვეულებრივი როგორც ერთი ოც ინდივიდუალში. კლინიცისტმა უნდა გაიგოს ეს დაავადებები საუკეთესოდ, რომ შემდგომ უმკურნალოს მათ ეფექტურად.

სისხლის შედედების კასკადის სირთულე ზღუდავს პროტეინების და რეაქციების როლის ხარისხის აღწერის ვარგისიანობას. ასეთი შეზღუდვები მიმართავს fortiori-ს ნებისმიერი ცვლილებების ეფექტის პროგნოზისთვის ამ პროტეინებს და მათი რეაქციები, რომელიც არის დაფუძნებული ხარისხის აღწერების სიმრავლეზე. აქ გამოთვლითი მოდელის გამოყენება შემოდის განხილვაში: პირველადი პროტეინის ცვლილება კონცენტრაციები, ან რეაქციის ნორმის, ან დასწრების, ან განსაზღვრული რეაქციის შესაძლებლობის მქონე იონების არ ყოფნას შეუძლია სიმულირება ასეთ მოდელში და

შედეგების პირდაპირ დაკვირვება-იმდენად სულ მცირედ, ისევე როგორც მოდელი არის ზუსტი.

სისხლის კოაგულაცია არის შედეგი სისხლის შედედებული ფორმისა. სისხლის შედედება ყალიბდება სისხლძარღვში ან გულში და იჭედება იმ ადგილას სადაც ის წარმოიქმნა, ამ მოვლენას ტრომბს ეძახიან. შედედებული სისხლი რომელიც დატოვებს შექმნის ადგილს ეწოდება ემბოლიზმი. ტრომბი ან ემბოლი შეიძლება მიეკრას სისხლძარღვს და ნაწილობრივ ან სრულად შეაჩეროს სისხლის მოძრაობა სისხლძარღვებში. ბლოკადა რომელიც ხელს უშლის სისხლის ნორმალურ მოძრაობას და შთანთქავს ჟანგბადს, იშემია ეწოდება. თუ არ ვუშველეთ საჩქაროდ ამ არეში მოხდება ქსოვილის დაზინება ან კვდომა. ყველაზე ხშირი ფორმა სისხლის შედედებისა ხდება ღრმა ვენურ ტრომბოზში. 3 მილიონი ასეთი შემთხვევაა ცნობილი ამერიკაში. ეს შეიძლება არ იყოს ზუსტი რიცხვი, მაგრამ ის მაინც განსაზღვრავს ამერიკელი ხალხის სისხლის შედედების შემთხვევების დიდ რაოდენობას.

არსებობს დარღვევები რაც შეიძლება ტრომბის შედეგი იყოს და შეიძლება მოხდეს სხეულის სხვადასხვა ნაწილში. არსებობს რისკ ფაქტორები რაც ზრდის ალბათობას რომ წარმოიქმნას რომელიმე ამ დარღვევიდან, როგორც შედეგი სისხლის შედედებისა: ხანგრძლივი ჯდომა, დარღვევები რომლებიც იწვევს სისხლის შედედებას, ინერტულობა, მიმდინარე დაზიანება ან ქირურგია, ორსულობა, ბავშვის გაჩენა, ესტროგენური თერაპია, კიბო, დარტყმა ან სხვა ავადმყოფობა, რომელიც ზღუდავს მოძრაობას, ოჯახური ისტორია თრომბის დარღვევისა, სიმსუქნე, სიგარეტის მოწევა და ცენტრალური ვენური კათეტერებით გამოწვეული ანთება. არსებობს მრავალი განსხვავებული რაოდენობის დარღვევები, რომლებიც არის მიზეზი სისხლის შედედებისა, არსებობს ასევე სხვადასხვა სიმპტომები, რაც პასუხობს თითოეულ ავადმყოფობას.

არსებობს განსხვავებული დიაგნოსტიკური ტიპის ტექნიკური საშუალებები ფიზიკოსებისთვის, როდესაც სისხლის შედედებაზე ეჭვობენ. ესენი შეიცავენ დუბლექსურ ულტრაბგერებს, მაგნიტურ რეზონანსული ტომოგრაფიას, ვენოგრაფიას, გამოთვლითი ტომოგრაფიული სკანირებას, მაგნიტური რეზონანსული ანგიოგრაფიას, D-Dimer ტესტს,

არტერიოგრაფია/ანგიოგრაფიას და წინაღური პლეთისმოგრაფიას. ამ ტექნიკურ განსხვავებებს ისინი იყენებენ მეთოდში რომ განსაზღვრონ სისხლის შედედების არსებობა და მოწყობილია სპეციფიურად რომ აღმოაჩინოს სხვადასხვა დარღვევები.

სისხლის შედედების ადრეული აღმოჩენა შესწავლილი იყო ნეირონული ქსელების მოდელების გამოყენებით, სტატისტიკური მოდელებით, გენეტიკური ალგორითმებით და სხვა მანქანური სწავლების ტექნიკით, რომელიც შეიცავს: გადაწყვეტილების ხე, fuzzy მოწყობილებებით და ევოლუციური ალგორითმებით. ეს მოდელები გამოიყენება პაციენტების პრაქტიკული შესწავლისთვის, მიოკარდიალური დარღვევის ადრეული დიაგნოზისთვის, მკერდის ტკვილის, გულის შეტევის დროს, განავითაროს სტატისტიკური მოდელები სასარგებლო მონაცემებით და სასარგებლო პრაქტიკული საკითხები დაკავშირებული კარდიალური ფუნქციების რეალიზაციასთან. უმეტესად ინფორმაცია სისხლის შედედებისთვის ინტერნეტში ხელმისაწვდომია ფიზიკურ სიმპტომებზე. მაგრამ არცერთი ეს სიმპტომი არ გამოიყენებს ხელსაწყოს სასარგებლოდ საშუალო მოქალაქისთვის. თითოეულ საექვო შემთხვევისთვის, ექიმები ატარებენ ტესტებს, ხარჯავენ უზარმაზარ თანხის რაოდენობას, სანამ ისინი დაადგენენ რეალურ მიზეზს. ჩვენ მივიჩნევთ მარტივ მოწყობილობის შექნას, როგორც შედეგი კვლევისა რომ გავაკეთოთ სიმპტომების პროგნოზი სისხლის შედედებისა, რომელიც დაეხმარება ბევრ ადამიანს თავიდან აიცილოს სიკვდილიანობა. მიმდინარე კვლევა დაფუძნებულია რომ შეიქმნას იაფიანი ხელსაწყო საშუალო შესაძლებლობის მქონე მოქალაქისთვის, რომ აღმოაჩინოს სისხლის შედედება.

ამ სტატიაში, ჩვენ გამოვიყენებთ ნეირონული ქსელების მოდელს რომ გავაკეთოთ პროგნოზი სისხლის შედედება ფიზიკური სიმპტომების დახმარებით პაციენტზე დაყრდნობით. ეს არის ექსპერიმენტალური მოდელი. ნეირონული ქსელი გვასწავლის, ის განსაზღვრავს 99% სიზუსტით შესწავლილ მონაცემების თანახმად. შემდეგ ნაწილში განვიხილავთ ნეირონულ ქსელებს და MATLAB-ის 'nftool'-ს.

## მათემატიკური მოდელები

სისხლის შედედების ბევრი მათემატიკური მოდელი აიგო, ვიდრე დაწვრილებით დავიწყებთ შესწავლას, პროცესის ასპექტების მცირე გადაფარვა შეგვიძლია უგულებელვყოთ. ჩვენ ვიმსჯელებთ შესაფერის ნიმუშებზე.

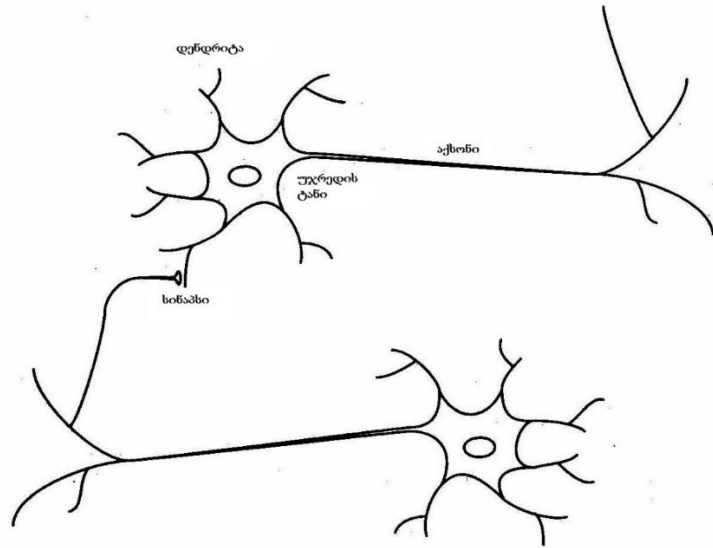
უმეტეს ნიმუშებს, როგორც ჩვენსას, კავშირი აქვს ძირითადად სისხლის შედედების კასკადთან. ეს უახლოვდება ძირითად მოდელს პროტეინის კონცენტრაციის დროის ევოლუციასთან არაწრფივ რიგებთან. ჩვეულებრივი დიფერენციალური განტოლება, მიღებული მასის ქმედების წესისგან მიქაელ-მენტენის განტოლება, ან სხვა ქიმიური ანალიზი. სისხლის შედედების ექსტრემალურად არეული ბუნებით განპირობებული, ეს ცდები ხშირად ფოკუსირდება მთლიანი პროცესის მცირე ქვესიმრავლეებზე. მაგალითად ბუთენას მოდელი ურთიერთქმედებს მხოლოდ II, IX და X სისხლის შედედების ფაქტორებიდან, პანტელევის და ადამსის მოდელი გარე ტრაექტორიიდან, ქიოს მოდელი ჩვეულებრივი ტრაექტორიის დანაწილება და შიდა ტრაექტორიის მცირე ნაწილი; ხუ და ლეიპოლდის მოდელი ზოგიერთ ურთიერთქმედების ფაქტორებიდან: II, V, VII, VIII, IX და X.

კასკადის ყველაზე სრული და ამბიციური მოდელები არის ბუნგაი და ლუანის მოდელი, რომლებიც იყენებს 73 და 98-ის სისტემებს დაკავშირებას, არაწრფივ, დიფერენციალურ განტოლებებს რომ აღწეროს ყველა ჩაშენებული ტრაექტორია, მისი დიდი ნაწილი და ჩვეულებრივი ტრაექტორია ტრომბინის პროდუქციის მეშვეობით. ლუან შეიცავს მეტ ცვლადებს როგორც კოაგულაციის კასკადის იგივე ნაწილის შედეგი.

## ხელოვნური ნეირონული ქსელი

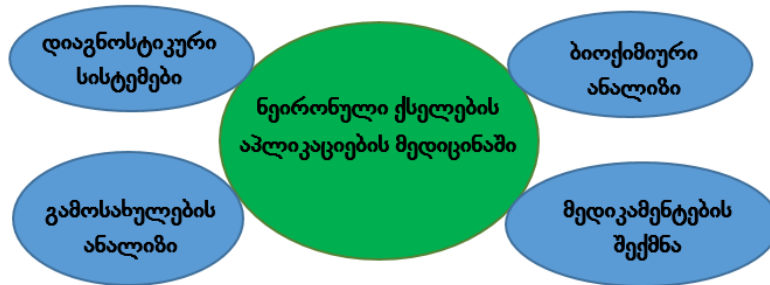
ხელოვნური ნეირონი არის კომპიუტერული მოდელი, რომელიც ინსპირირებულია ბუნებრივი ნეირონებით. ბუნებრივი ნეირონები იღებენ სიგნალებს სინაპსებიდან (ნერვული უჯრედების შეერთების ადგილები) რომელიც მდებარეობს დენდრიტაზე (ლენტისებური კრისტალები) ან ნეირონების მემბრანაზე. როდესაც ძლიერი სიგნალი მიიღება ნეირონი აქტიურდება და გადასცემს სიგნალს ნერვული უჯრედების კონსტრუქციას, რომელიც

ორგანიზმისათვის ელექტრიკულ იმპულსებს აწარმოებს. (axon) ეს სიგნალი შეიძლება გაიგზავნოს ასევე სხვა სინაპსებში და გააქტიურდეს სხვა ნეირონებიც.



სურ. 1. ბუნებრივი ნეირონები

ნეირონული ქსელის სტრუქტურა ჩამოყალიბებულია „შემავალი“ ფენით, ერთი ან მეტი „დამალული“ ფენებითა და „გამომავალი“ ფენით. ნეირონების რაოდენობა ფენებში და ფენების რაოდენობა ძალზედ დამოკიდებულია შესასწავლი სისტემის სირთულეზე. აქედან გამომდინარე, ოპტიმალური ქსელის არქიტექტურა უნდა განისაზღვროს. სურათი 2-ზე მოცემულია ხელოვნური ნეირონული ქსელების აპლიკაციების გამოყენების სფეროები მედიცინაში.<sup>1</sup>

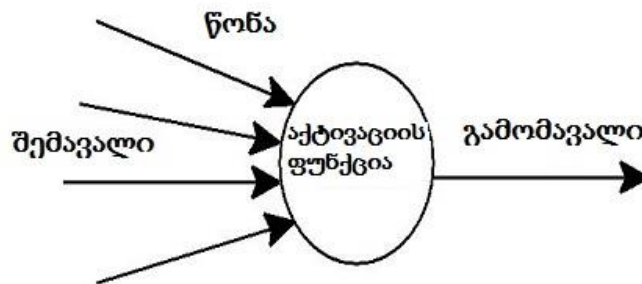


სურ. 2. ხელოვნური ნეირონული ქსელის აპლიკაციები მედიცინაში

<sup>1</sup>

Mirtskhulava, L. (2014). *Artificial Neural Network Model in Stroke Diagnosis*. Tbilisi.

სირთულე ბუნებრივი ნეირონების არის დიდად დამაფიქრებელი ხელოვნური ნეირონების მოდელირებისას.ისინი ძირითადად შედგებიან შემომსვლელებისაგან (როგორც სინაპსები), რომელიც მრავლდება წონით, და შემდეგ გამოითვლება მათემატიკური ფუნქციით, რომელიც საზღვრავს ნეირონის გააქტიურებას.სხვა ფუნქცია გამოითვლის ხელოვნური ნეირონის გამომავალს.ხელოვნური ნეირონული ქსელი აერთიანებს ხელოვნურ ნეირონებს ,რომ დაამუშაოს ინფორმაცია.



სურ. 3. ხელოვნური ნეირონი

რაც უფრო მეტია ხელოვნური ნეირონის წონა, მით ძლიერია შემავალი.წონა ასევე შეიძლება იყოს უარყოფითი,ამიტომ ჩვენ შეგვიძლია ვთქვათ , რომ სიგნალი არის შეფერხებული უარყოფითი წონით.წონაზე დამოკიდებულებით ნეირონების გამოთვლა იქნება სხვადასხვა.ხელოვნური ნეირონების წონის რეგულირებით ჩვენ შეგვიძლია მივიღოთ ჩვენთვის საჭირო გამოსავალი კონკრეტული შესავლებიდან.

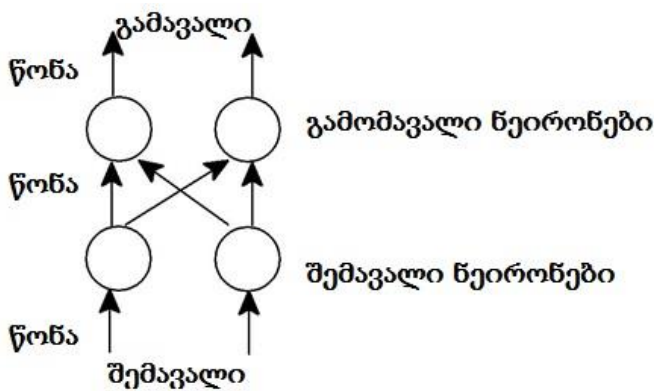
მაგრამ როცა ჩვენ გვაქვს საქმე ხელოვნურ ნეირონულ ქსელთან იქ არის ასობით ან ათასობით ნეირონები და საკმაოდ ძნელი იქნება ყველა სასურველი წონის ხელით პოვნა.მაგრამ ჩვენ შეგვიძლია ვიპოვოთ ალგორითმი , რომლითაც შეგვიძლია დავარეგულიროთ წონები ხელოვნურ ნეირონულ ქსელში იმისათვის,რომ მივიღოთ სასურველი გამომავალი ქსელში.

ხელოვნური ნეირონული ქსელის ტიპების რაოდენობა და მათი გამოყენება საკმაოდ დიდია.პირველი ნეირონული მოდელის შემდეგ იქნა შემუშავებული ასობით სხვადასხვა

მოდელები ,რომლებიც განხილული იყო ,როგორც ხელოვნური ნეირონული ქსელი.განსხვავებები მათ შორის შეიძლება იყოს ფუნქციები, მიღებული შედეგები, ტოპოლოგია,სწავლის ალგორითმები და ა.შ

**მაგალითი**

შევქმნათ ქსელი ოთხი ხელოვნური ნეირონისაგან. ორი მათგანი იქნება შემავალი ქსელში და ორი მათგანი იქნება გამავალი ქსელიდან.



არის წონები მინიჭებული თითოეულ ისარზე,რომელიც წარმოადგენს საინფორმაციო ნაკადს.ეს წონები მრავლდება შედეგებზე, რომლებიც გადის თითოეულ ისარში ,რომ მისცეს მეტი ან ნაკლები ძალა სიგნალს ,რომელსაც ისინი გადასცემენ.ვინაიდან შემავალ ნეირონებს აქვთ მხოლოდ ერთი შემავალი მათი გამომავალი იქნება შემავალი რომლსაც ისინი მიიღებენ გამრავლებულს წონაზე.

ნეირონები გამომავალ ენაზე მიიღებენ გამომავალს ორივე შემავალი ნეირონის, გამრავლებული მათ შესაბამის წონაზე და დაჯამებული.ისინი იღებენ გამომავალ სიგნალს, რომელიც არის გამრავლებული სხვა წონაზე.

ახლა დავაყენოთ ყველა წონა 1 ის ტოლი. ეს ნიშნავს ,რომ ინფორმაცია იქნება უცვლელი.

ნიმუშში, რომელიც წარმოდგენილია აქ არის ნეირონული ქსელის მოდელი 16 შემავლით , რომლებიც არის კომბინაცია სიმპტომებისა და რისკ ფაქტორების



წარმოდგენილი პაციენტების მიერ. სიმპტომისა და რისკ ფაქტორის არსებობა გამოიხატება 1 -ით და არ არსებობა 0-ით. ამ ნიმუშში გამოყენებულია ორი ფარული ფენა. გამომავალი ფენა შედგება ერთი კვანძისაგან, რომელიც გვიჩვენებს ტრომბის წარმოქმნის ალბათობას.

პაციენტების სიმპტომები	
1	სახის, ხელის ან ფეხის მოულოდნელი დაბუჟება ან სისუსტე, ხშირად სხეულის ერთ მხარეს
2	მოულოდნელი დაბნეულობა, გაურკვეველი საუბარი ან აღქმა
3	მოულოდნელი დაბრმავება ერთ ან ორივე თვალში
4	მოულოდნელი არეული სიარული, თაბრუსხვევა, ბალანსის და კორდინაციის დარღვევა
5	მოულოდნელი მძიმე თავის ტკივილი უცნობი მიზეზით
6	მაღალი წნევა
7	დიაბეტი
8	გარდამავალი იშემიური შეტევა
9	საძილე არტერიის დავიწროება
10	მოწევას
11	სახის სისუსტე
12	მკლავის სისუსტე
13	მეტყველების დარღვევა
14	პარალიზება
15	ატაქსია
16	დიპლოპია

ნეირონული ქსელის შემავალი ფენა დამოკიდებულია შემავალი მონაცემების მახასიათებლებზე. ტრომბის პროგნოზირებისათვის ჩვენ გამოვიყენეთ 16 შემავალი მონაცემი, რომელიც არის კომბინაცია სიმპტომებისა და რისკ ფაქტორების.

Neural network toolbox in Matlab გამოიყენება შესრულების შეფასებისათვის შემოთავაზებული ტრომბოზის დიაგნოზირებისათვის ქსელში. ტრომბოზი იქნა დიაგნოსტირებული და ორფენიანი პირდაპირწრფივი ქსელის 16 შემავლითა და 20 სიგმიოდური ფარული ნეირონებით და წრფივი გამომავალი ნეირონებით შეიქმნა ამ მიზნით. გენეტიკური ალგორითმი იქნა გამოყენებული ქსელის შესასწავლად. შესწავლა ავტომატურად წყდება, როდესაც განზოგადება აჩერებს გაუმჯობესებას. შედეგმა აჩვენა ადამიანი ჯანმრთელია ან არ არის ჯანმრთელი.<sup>2</sup>

## მეთოდოლოგია

ხელოვნური ნეირონული ქსელები(ANN) არ განიცდიან სიძველეს და არც ფსიქოლოგიური ფაქტორებიდან გამომდინარე, რამაც შეიძლება უარყოფითად იმოქმედოს მათ დიაგნოზის პროცედურის საიმედოობაზე. ტესტირების შემდგომ ხელოვნურ ნეირონულ ქსელებს რადიოლოგიის ექსპერტებს შეუძლია შესთავაზოს სკანირების ინტერპრეტირება იმ შემთხვევაში, როცა რადიოლოგიის ექსპერტები უძლურნი არიან.

ANN სისტემა გვპირდება უფრო ზუსტ დიაგნოზს, ვიდრე ის შესაძლებელია ადამიანური ინტერპრეტაციებით. კლინიკის ლაბორატორიაში, უკუ გავრცელებადი ნეირონული ქსელი გამოიყენება წარმატებით მრავალ-მაჩვენებლიანი კლინიკური ტესტები რომ განსაზღვროს დიაგნოზი. ANN სწავლობს ექსპერტ ფიზიკოსის მიმოწერის ქცევას ან ალტერნატიულად სწავლობს შედეგს დაკავშირებული ასეთ გადაწყვეტილებასთან. ორივე

---

<sup>2</sup>

Mirtskhulava, L., & Pearce, G. (2014). *Artificial Neural Network Model in Stroke Diagnosis*. Tbilisi.

Pearce, G., & Mirtskhulava, L. (2015). *Artificial Neural Network and Mobile Applications in Medical diagnosis*. Tbilisi.

ეს შესაძლებლობა არის შეფასებული და ჩვენ ვნახავთ თუ როგორ შედეგის პროგნოზიდან, რომ ფიზიკოსების პრაქტიკის დანიშნულება შეიძლება გაუმჯობესდეს. ANN-ს შეუძლია შედეგის პროგნოზის შესწავლა დანიშნულების დონეებიდან, უკეთ ვიდრე ექსპერტ ფიზიკოსებს. ANN-ის გამოყენების შეფასებაში ამ რეგრესიულ პრობლემებზე, ამ ქსელების სიმრვლის შესაძლებლობა აუმჯობესებს წარმოდგენას არის ასევე დასაბუთებული.

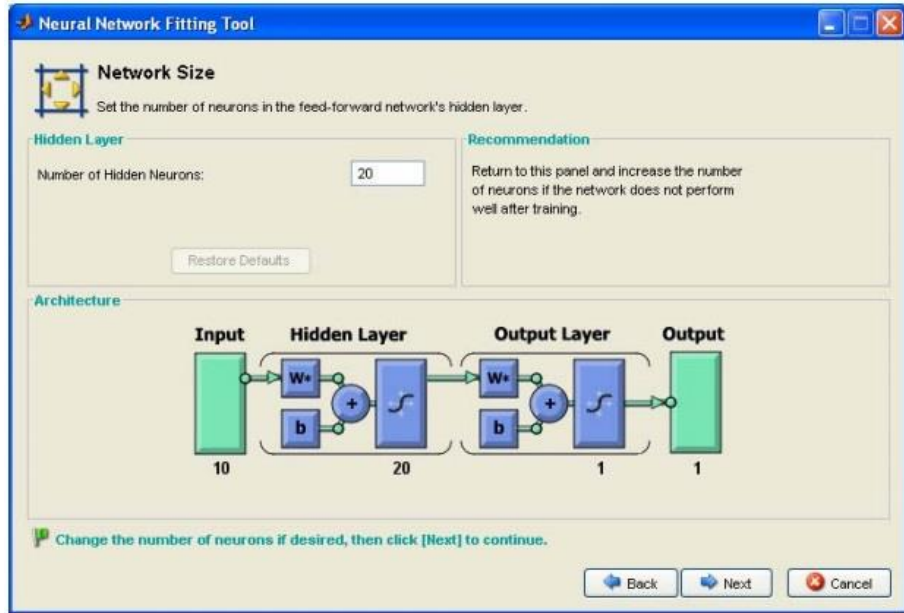
პროგრამის მოდელმა აირჩია უკუ გავრცელებადი ალგორითმი, სისტემატიური მეთოდი მრავალდონიანი ANN სწავლებისთვის. მას აქვს მათემატიკური საფუძველი, რომ არის ძლიერი თუ არა ძალიან პრაქტიკული. მიუხედავად მისი შეზღუდვისა, უკუ გავრცელების ალგორითმს აქვს დრამატიულად გაშლილი პრობლემების დიაპაზონი, რომელზეც ANN-ს შეუძლია გამოყენება, და ის ქმნის მისი ძალის ბევრ წარმატებულ დამონსტრაციას. წარმოდგენილ კვლევაში, უკუ გავრცელების მოდელი განვითარდა Matlab-ის ენაში დამალული ფუნქციებით, განულებული წონით, სწავლების ნორმით და შეცდომის ტოლერანტობით სწავლების სტატუსის დასრულებისთვის. მარტივი მონაცემები მომზადდა ამ მოდელში და შეისწავლა მოდელი. მონაცემების სიზუსტეზე დამოკიდებულება, სასწავლო ნიმუშების რაოდენობა და სწავლების დასრულებისთვის შეცდომა, ტესტის შედეგები არის 80%-დან 95%-მდე. ნიმუშის შედეგები ნაჩვენებია 1 ცხრილში 'არტერიული ემბოლიზმის' შემთხვევისთვის. მონაცემების გამოყენება დაფუძნებულია სიმპტომებზე, რომელიც შესწავლილია ბევრი ექსპერტი დოქტორის მიერ. სიმპტომის არსებობა აღნიშნულია 1-ით და არ არსებობა 0-ით. მაგალითად, შევავროვოთ მონაცემები არტერიული ემბოლიზმისთვის. თუ ზოგი მათგანი შეიგრძნობს გაშეშებულობას, გაფერმკრთალდება მკლავზე ან ტერფზე, სხეული იგრძნობს გაციებას, სისუსტეს და კუნთის ფუნქციონირება დაიკარგება, შეიცვლება ეს სიმპტომები 1-ით და დანარჩენი მნიშვნელობები ნოლით ნეირონული ქსელის მოდელისთვის. არტერიული ემბოლიზმის ტესტის შედეგები სთავაზობს რომ პაციენტი უნდა ნახოს ექიმმა აუცილებლად შესაძლო სისხლის შედეგების ტესტისთვის. ცხრილი 1 გვიჩვენებს შედეგებს შესაბამისი მომზადებით.

### ცხრილი 1.

არტერიული ემბოლიზმის შესწავლილი მონაცემები NN-პროგრამის გამოყენებით

შემავალი მონაცემები	მოსალოდნელი შედეგი	5,000 იტერაცია 80% OK	5,000 იტერაცია 95% OK	6,000 იტერაცია 80% OK	6,000 იტერაცია 95% OK
0111111111	1	0.7813	1.7786	0.8221	1.2538
0000000000	0	0	0	0	0
0100000000	0	-0.0547	0.0014	0.3078	0.0016
0011111111	1	0.8009	1.7009	0.5067	1.1923
0110000000	0	-0.0755	-0.0033	0.3143	0.2645
0111000000	0	<b>0.9194</b>	0.1221	0.3170	0.2605
0111100000	0	<b>0.8487</b>	<b>0.9390</b>	0.3259	0.7170
0111110000	1	0.9103	1.6706	<b>0.3997</b>	0.6810
0111111000	1	0.6855	1.5898	<b>0.4088</b>	<b>0.3522</b>
0111111100	1	0.8880	1.5276	<b>0.3392</b>	<b>0.3428</b>
0111111110	1	0.8342	1.4274	<b>0.4861</b>	1.2669
0101111111	1	0.5793	1.3900	0.7681	0.8246
0110111111	1	<b>-0.3434</b>	1.1423	0.7364	1.0453
0111011111	1	0.6573	0.6444	0.7018	0.5671
0111101111	1	0.5233	0.6691	0.6152	1.0062
0111110111	1	0.7551	1.2732	0.6618	1.2586
0111111011	1	<b>0.3117</b>	1.1796	0.6923	0.9019
0111111101	1	0.5455	1.2120	0.4823	<b>-0.0494</b>
1000000000	0	0.0846	0.0024	-0.2180	1.0219
1100000000	0	0.0213	-0.0180	0.0394	<b>0.9793</b>

მეორე შემთხვევაში, ნეირონული ქსელის მოდელი MATLAB-ის 'nftool' გამოყენებულია რომ შეისწავლოს მონაცემები (სურ. 4.). იმისათვის რომ გამოვიყენოთ 'nftool', პირველად გადავიტანოთ მონაცემები MATLAB-ის მონაცემების ფაილში და გავითვალისწინოთ როგორც შემავალი 'nftool'-ში. სისტემა აიღებს მონაცემების 60%-ს შესასწავლად, 20%-ს შესამოწმებლად და 20%-ს დასატესტად. ასე რომ იგივე მონაცემები არ გამოიყენება დასატესტად. ის მოითხოვს ბევრ შესრულებას რომ გადავიდეს ან მიიღოს მოსალოდნელი სწავლება. თავიდან სისტემა შეისწავლება, შემდეგ ის ტესტავს დარჩენილ სიმპტომების მონაცემებს ტესტირებისთვის.



სურ. 4. MATLAB-ის ნეირონული ქსელის მოდელი( nftool)

## გენეტიკური ალგორითმი

ნეირონული ქსელების გამოყენებისას მნიშვნელოვანია ასევე ალგორითმი რომელსაც გამოვიყენებთ საბოლოო ზუსტი დიაგნოსტიკებისათვის, არსებობს რამდენიმე გზა ზუსტი და ეფექტური დიაგნოსტიკების მეთოდის შესამუშავებლად, ჩვენ ამ შემთხვევაში განვიხილავთ გენეტიკურ ალგორითმს.

გენეტიკური ალგორითმები არის პრობლემების გადაჭრის გზა მსგავსი პროცესების წაბადვით რომელსაც დედა ბუნება იყენებს. ისინი იყენებენ სელექციის იგივე კომბინაციას, რეკომბინაციას და ცვლილებას რომ განვითარდეს პრობლემის გადაწყვეტა. ახლა გავიგოთ ზუსტად როგორ კეთდება ეს.

სანამ ჩვენ გამოვიყენებთ გენეტიკურ ალგორითმს პრობლემის გადასაჭრელად, უნდა გამოვწინაოთ გზა კოდირების პრობლემის ნებისმიერი პოტენციური გადაწყვეტილების. ეს შეიძლება იყოს ნამდვილი რიცხვების სტრინგი, ან როგორც უფრო ხშირად ტიპიზირებული შემთხვევა, ბინარული bit-ების სტრინგი. მე ვირჩევ ბიტების სტრინგს ამჟამად როგორც ქრომოსომაზე. ტიპური ქრომოსომა შეიძლება ასე გამოიყურებოდეს:

10010101110101001010011101101110111111101

დასაწყისში გენეტიკური ალგორითმის გაშვებისას ქრომოსომების დიდი რაოდენობა იქმნება. თითოეული მათგანი, როცა კოდირება წარმოადგენს პრობლემის სხვადასხვა გადაწყვეტილებებს. ვთქვათ გვაქვს N ქრომოსომა საწყის პოპულაციაში. შემდეგ მომდევნო საფეხურები მეორდება მანამ სანამ გადაწყვეტილებას ვიპოვით.

- გავტესტოთ თითოეული ქრომოსომა რომ დავინახოთ როგორ გადაიჭრება პრობლემა სწრაფად და შესაბამისად მივანიჭოთ სასარგებლო ქულა.
- ამოვარჩიოთ ორი წევრი პოპულაციიდან. შესაძლებლობა ამორჩევისა არის სასარგებლო ქრომოსომების პროპორციული. რულეტკის ბორბალის ამორჩევა არის ხშირად გამოყენებული მეთოდი.
- დამოკიდებული გადაკვეთის შეფასებაზე გადამკვეთი ბიტები თითოეული ქრომოსომიდან ამორჩევა შემთხვევითად.
- ესაა საფეხური ამორჩეული ქრომოსომების ბიტებიდან და ასახოს დამოკიდებულება ცვლილების ნორმაზე.
- გავიმეოროთ 2,3,4 საფეხურები მანამ სანამ ახალი პოპულაციის N რაოდენობა შეიქმნება.

### რულეტკის ბორბალის ამორჩევის შესახებ

ეს არის გზა რომ ამორჩიო წევრები ქრომოსომების პოპულაციიდან, გზაზე რაც არის პროპორციული მათი ვარგისიანობა. ეს არ იძლევა გარანტიას რომ სასარგებლო წევრი წავა მომდევნო გენერაციაზე, უბრალოდ მას აქვს ძალიან კარგი შანსი რომ გაკეთდეს ასე. ის მუშაობს ასე:

წარმოიდგინეთ რომ პოპულაციის ტოტალური სასარგებლო ანგარიში არის წარმოდგენილი ხაჭაპურის გემის მსგავსად, ან რულეტკის ნომერი. ახლა შენ მონიშნე ბორბლის ნაწილი თითოეულ წევრის პოპულაციიდან. ზომა სეგმენტის არის პროპორციული ქრომოსომების გამოსადგობის ანგარიში. ამწყობი წევრი არის უდიდესი ნაჭერი ხაჭაპურის, ახლა რომ ამოვარჩიოთ ქრომოსომა ამისათვის ვაბრუნოთ ბურთი და ხელი მოვკიდოთ ქრომოსომას იმ წერტილში სადაც ის გაჩერდება.

## რა არის გზაჯვარედინის შეფასება

ეს არის მარტივი შანსი რომ ორმა ქრომოსომამ გაცვალოს მათი ბიტები. კარგი მნიშვნელობა არი დაახლოებით 0.7. გზაჯვარედინი წარმოდგენილია შემთხვევით გენის ამორჩევით ქრომოსომების სიგრძის გასწვრივ და გაცვლის ყველა გენი ამ წერტილი მერე მაგალითად მოცემულია ორი ქრომოსომა:

**10001001110010010**

**01010001001000011**

ავირჩიოთ შემთხვევითი ბიტი სიგრძის გასწვრივ, ვთქვათ მეცხრე პოზიცია და გავცვალოთ ყველა ბიტი ამ წერტილის შემდგომ.

ასე რომ ზედა გადრაიქმნება ასე:

**10001001101000011**

**01010001010010010**

## რა არის ცვლილების ნორმა?

ეს არის შანსი რომ ბიტი ქრომოსომით ტრანსპონირდება(0 გახდება 1, 1 გახდება 0). ეს არის ჩვეულებრივ ძალიან დაბალი მნიშვნელობა ბინარული კოდირებული გენისთვის, დაახლოებით 0.001

როდესაც ქრომოსომები არჩეულია პოპულაციიდან ალგორითმი პირველად ამოწმებს რომ შეხედოს გზაჯვარედინი თუ მიღებულია და შემდეგ ალგორითმი იმეორებს ქვემოთ თითოეული ქრომოსომის ბიტების ცვლილებას თუ შესაძლებელია.

## თეორიიდან პრაქტიკაში

თავიდან შევხედოთ ერთ მარტივ პრობლემას:

მოცემულია ციფრები 0-დან 9-მდე და ოპერატორები +,-,\*, და /, ვიპოვოთ თანმიმდევრობა რაც წარმოგვიდგენს მოცემული სამიზნე რიცხვს. ოპერატორები გამოიყენება ერთიდან მეორეზე მარცხნიდან მარჯვნივ, როგორც ვკითხულობთ.

ვთქვათ მოცემულია სამიზნე რიცხვი 23 და თანამიმდევრობა  $6+5*4/2+1$  იქნება ერთი შესაძლებელი გადაწყვეტილება: თუ 75.5 არის ამორჩეული რიცხვი მაშინ  $5/2+9*7-5$  იქნება შესაძლებელი გადაწყვეტილება.

### საფეხური 1: კოდირება

თავდაპირველად ჩვენ გვჭირდება რომ დავშიფროთ საჭირო გადაწყვეტილება როგორც ბიტების სტრინგი... ქრომოსომა. როგორ გავაკეთოთ ეს? თავიდან ჩვენ გვჭირდება წარმოვადგინოთ ყველა განსხვავებული სიმბოლო შესაძლებელი გადაწყვეტილების... ეს არის 0-დან 9-მდე და +, -, \* და /. ეს წარმოგვიდგენს გენს. თითოეული ქრომოსომა აწარმოებს რამდენიმე გენს.

4 ბიტი არის საჭირო რომ წარმოვადგინოთ გამოყენებული სიმბოლოების დიაპაზონი:

0:	0000
1:	0001
2:	0010
3:	0011
4:	0100
5:	0101
6:	0110
7:	0111
8:	1000
9:	1001
+	1010
-	1011
*	1100
/	1101

ზემოთ წარმოდგენილი გვიჩვენებს სხვადასხვა გენს მოიტხოვს რომ გაშიფროს პრობლემა როგორც აღწერილია. შესაძლო გენი **1110** & **1111** დარჩება გამოუყენებელი და იგნორირდება ალგორითმით თუ დაეჯახება. ასე რომ ახლა ჩვენ შეგვიძლია დავინახოთ რომ



გადაწყვეტლება მოხსენიებულია ზემოთ 23-სთვის, '6+5\*4/2+1' წარმოგვიდგება 9 გენით როგორც ეს:

**0110 1010 0101 1100 0100 1101 0010 1010 0001**

**6 + 5 \* 4 / 2 + 1**

ეს გენები ყველა არის მიბმული ერთად რომ გააფორმოს ქრომოსომა:

**011010100101110001001101001010100001**

ორიოდე სიტყვით კოდირებაზე -

რადგან ალგორითმი იქცევა რანდომად ალაგებს ბიტებს ის ხშირად აპირებს რომ წავიდეს ბიტური სტრინგის გასწვრივ როგორც ნაჩვენებია ქვემოთ:

**0010001010101110101101110010**

დაიშიფრება, ეს ბიტები წარმოგვიდგება ასე:

**0010 0010 1010 1110 1011 0111 0010**

**2 2 + n/a - 7 2**

რომელიც არის უაზრო პრობლემის კონტექსტში. მაშასადამე, როდესაც გავშიფრავთ, ალგორითმი იმწუთს დააიგნორირებს ნებისმიერ გენს, რომელიც არ დაადასტურებს მოსალოდნელ ნიმუშს: რიცხვი->ოპერატორი->რიცხვი->ოპერატორი და ასე შემდეგ. ზედა 'უაზრო' ქრომოსომა იკიტხება როგორც:

**2 + 7**

### გადაწყვეტილება სასარგებლო ფუნქციაზე

ეს შეიძლება იყოს ალგორითმის ყველაზე რთული ნაწილი მოსაფიქრებლად. ის რეალურად დამოკიდებულია იმაზე თუ რა პრობლემის გადაწყვეტა გსურს, მაგრამ მთავარი იდეა არის მოგვცეს უმაღლესი სასარგებლო ანგარიში უახლოეს ქრომოსომამ, რომელიც მოდის რომ გადაწყვიტოს პრობლემა. მარტივი პროგრამის შესაბამისად აღვწეროთ ახლა, სასარგებლო ანგარიში შეიძლება მოინიშნოს როგორც საპირისპიროდ პროპორციული რომ

განასხვავოს გადაწყვეტილებასა და დეკოდირებული ქრომოსომის მნიშვნელობას შორის. თუ ჩვენ დავუშვებთ სამიზნე ნომერი ნაშთისთვის არის 42, ქრომოსომა მოიხსენება ზემოთ:

**011010100101110001001101001010100001**

ვაქვს სასარგებლო ნაშთი 1/(42-42) ან 1/19-ის.

თუ გადაწყვეტილება ნაპოვნია, ნულზე გაყოფის შეცდომა მოხდება როგორც სასარგებლო იქნება 1/(42-42). ეს არ არის პრობლემა მითუმეტეს როგორც ჩვენ ვიპოვეთ რასაც ჩვენ ვეძებდით... გადაწყვეტილება. ამიტომაც ტესტი შეიძლება გაკეთდეს ამ ინციდენტისთვის და ალგორითმი გაჩერდება შესაფერისად.

## სენსორები

განვიხილოთ სმარტფონების სენსორები და აპლიკაციების რამდენიმე ვარიაცია რომელიც სწორედ რომ ადამიანის ჯანმრთელობის საკითხში საკმაოდ დახმარების გაწევა შეუძლიათ. სმარტფონები არიან და თანდათან კიდევ უფრო ეხებიან ძლიერი და განვითარებული კომპიუტერული ტექნოლოგიის მატარებელი, ქსელური ტექნოლოგიისა და მძლავრი სენსორების მქონე მოწყობილობა, ის გავლენას ახდენს ადამიანის ცხოვრებაზე, ახდენს მისი მონაცემების ანალიზს, ჯანმრთელობისა და აქტივობის მონიტორინგს.

მოქმედების ამოცნობა ძალიან მნიშვნელოვანია ბევრი აპლიკაციისათვის. გულმოდგინედ დავამუშავოთ ეს შემდეგი მაგალითებით. მაგალითად, ვივარაუდოთ, რომ ტელეფონი აღმოაჩენს , რომ მომხმარებელი აპირებს ოთახიდან გასვლას და მისი ამინდის აპლიკაცია აჩვენებს რ, რომ მოგვიანებით იწვიმებსშემხსენებელი ფანჯარა გაიხსნება შმდეგი შეტყობინებით“იქონიეთ ქოლგა . დიდი ალბათობით იწვიმებს.“

კიდევ ერთი მნიშვნელოვანი აპლიკაცია მოქმედების ამოცნობის მეთოდი არის ორივე შიდა და გარე ლოკალიზაცია ნავიგაციის მშენებლობისათვის.

საბოლოოდ, როგორც სმარტ ტელეფონები გახდა აუცილებელი, როგორც გასაღები და საფული ჩვენს ჯიბეში. ეს შეიძლება დაგვეხმაროს საშიში საქმიანობის თავიდან არიდებაში, როგორცაა ახალგაზრდული აუტიზმის სპექტრის აშლილობის გამოვლენა სკალში და ა.შ.

იმისათვის, რომ დაეხმაროს მომხმარებელს შეიქმნას ჯანსაღი ფიტნეს ჩვევა, სმარტ ტელეფონს შეუძლია გაუგზავნოს შეხსენების ფანჯარა თუ ის აღმოაჩენს, რომ მომხმარებელი იჯდა ძალიან დიდი ხანი. რამოდენიმე პოპულარული ფიტნეს მრჩეველი, როგორცაა „Fitbit One“ აგებულია upon wearable სენსორებზე და მოქმედების ამომცნობი ტექნიკით. ისინი ითვლიან მომხმარებლის გადადგმულ ნაბიჯებს, კიბეებზე ასვლას, კალორიის დაწვას, ძილის საათებს, განვლილ მანძილს, ძილის ხარისხიანობას და ა.შ.

## **2: ფონი**

მოქმედების ამომცნობი აპლიკაცია იღებს დაუმუშავებელ სენსორს როგორც შემავალი და პროგნოზირებას უკეთებს მომხმარებლის მონიტორის მოქმედებას. სანამ ჩავუღრმავდებით ალგორითმის დეტალებს შემდეგ განყოფილებაში, განვიხილოთ ეს ძირითადი ცნებები.

### **2.1: შემავალი: სენსორები**

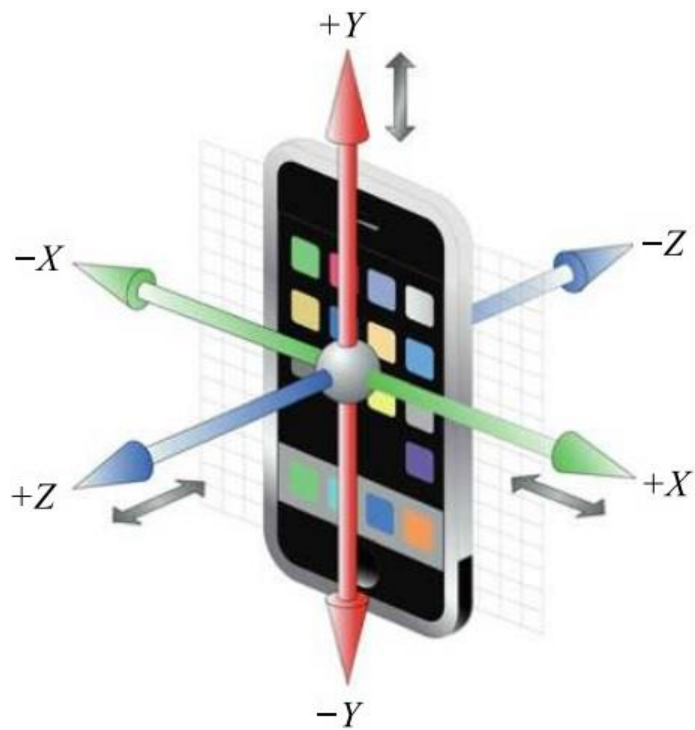
სენსორები არის წყარო პირველადი მონაცემების შეგროვებისათვის მოქმედების ამომცნობისათვის. ჩვენ ვყოფთ სენსორებს სამ კატეგორიად: ვიდეო სენსორები, გარემოზე დაფუძნებული სენსორები და wearable სენსორები. ვიდეო სენსორები ძირითადად დაყენებულია ფიქსირებულ ადგილებში, როგორცაა შესასვლელი და გასასვლელი საზოგადოებრივ ადგილებში ან საცხოვრებელ ოთახში და საწოლ ოთახში. კამერები ასევე დამონტაჟებულია რობოტებში უფრო აქტიური ვიზუალური მონაცემების შესაგროვებლად. გარემოზე დაფუძნებული სენსორები გამოიყენება აღმოჩენისათვის მომხმარებლის ურთიერთდამოკიდებულება გარემოსთან. ისინია რადიოზე დაფუძნებული სენსორები როგორც wifi, Bluetooth, და infrared. ეს სენსორები, როგორც წესი განლაგებულია ოფისებში ან სახლებში. ისინი პასიურად აკონტროლებენ მომხმარებლის ადგილმდებარეობას გარკვეულ ადგილებში ან მომხმარებლის ურთიერთქმედებას ობიექტთან რომელიც ასევე აღჭურვილია სენსორებით. მათი შეზღუდვებია ის, რომ ისინი შეიძლება იქნან გამოყენებულნი მხოლოდ გარკვეულ ფიქსირებულ ადგილებში და ღირებულება სრული განლაგების ასეთი სენსორების ძალიან ძვირია.

მოსახერხებელი სენსორი არის მობილური სენსორი, რომელიც განკუთვნილია ყოველდღიურ სატარებლად. მათ შეუძლიათ მონაცემების მოწოდება მომხმარებლის ფიზიოლოგიური მდებარეობის შესახებ, როგორცაა ადგილმდებარეობის შეცვლა, მოძრაობის მიმართულება, სიჩქარე და ა.შ. ასეთი სენსორები შეიცავენ აქსელერომეტრს, მიკროფონს, GPS, ბარომეტრს და ა.შ. მობილური სენსორის უმეტესობა აღჭურვილია სმარტ ტელეფონებში. ცხრილი 1 აჯამებს სენსორების ერთობლიობას რომელიც გათვალისწინებულია ძირითადად სმარტ ტელეფონებისათვის.

### 2.1.1 აქსელერომეტრი

აქსელერომეტრ სენსორები გრძნობენ აჩქარების შემთხვევას სმარტ ტელეფონებისათვის. შესწავლა შეიცავს სამ ღერძს, რომლის მიმართულადაც წინასწარ არის დადგენილი, როგორც სურათ 2-ში. დაუმუშავებელი მონაცემების ნაკადი აქსელერომეტრიდან არის აჩქარება თითოეულ ღერძზე ერთეულ გ-ძალაზე. დაუმუშავებელი მონაცემები წარმოდგენილია ვექტორების სახით:  $Acc_i = \langle x_i ; y_i ; z_i \rangle$ , ( $i = 1; 2; 3; \dots$ ). უმეტესი არსებული აქსელერომეტრიდან უზრუნველყოფენ მომხმარებლის ინტერფეისს შერჩევის სიხშირის კომფიგურაციისათვის, ისე რომ მომხმარებელს შეეძლოს აირჩიოს საუკეთესო შერჩევის განაკვეთი ექსპერიმენტის მეშვეობით.

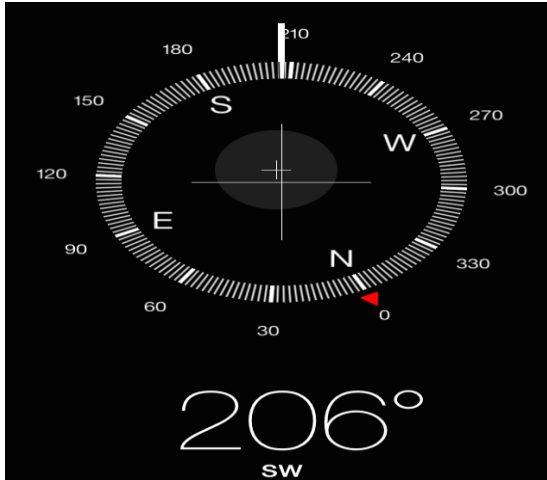
აქსელერომეტრი ფართოდ იხმარება სმარტ ტელეფონების სენსორებში დაფუძნებული მოქმედების ამოცნობაზე.



სურ. 2. აქსელერომეტრი

### 2.1.2 კომპასი

კომპასი არის ტრადიციული საშუალება მიმართულების დასადგენად მხედველობაში მიღებით დედამიწის ჩრდილო-სამხრეთ პოლუსის მაგნეტიზმის გამოყენებით. სმარტ ტელეფონების კომპასის სენსორიც მუშაობს ანალოგიური ფუნქციით. სურათი 3 გვიჩვენებს კომპასს სმარტ ტელეფონის ეკრანზე.



სურ. 4. ტელეფონის კომპასი

დაუმუშავებელი მონაცემების კომპასიდან ამოკითხვა ნამდვილი რიცხვი 0 ° და 360° შორის. ის იწყება 0 ° დან როგორც აბსოლიტური ჩრდილოეთი; მაგალითად მიმართულება აბსოლიტური აღმოსავლეთით არის 90 ° და აბსოლიტური დასავლეთი 270 °.

### 3.ძირითადი მეთოდები

#### 3.1 დაუმუშავებელი მონაცემთა შეგროვება

დაუმუშავებელი მონაცემების შეგროვების გზა აუცილებლად იქონიებს გავლენას სიზუსტეზე დამუშავების(ამოცნობის) დროს.

სენსორების რაოდენობა და მათი ნაირფეროვნება ასევე გავლენას ახდენს ამოცნობის შედეგზე , ასევე ადგილი სადაც მოქმედება ხდება. ცხრილ 3\_ში ჩვენ შევაჯამებთ ცდის პარამეტრებს სენსორების თვალსაზრისით და საგნების უმეტესად ლიტერატურული აქტივობის ამომცნობი მობილური სენსორის გამოყენებით.

არსებობს სხვადასხვა პარამეტრები მგრძობელობის ეფექტის შესამცირებლად ადგილმდებარეობასა და პიროვნებაზე. მაგალითად, [17] ნამუშევარში, ზოგიერთი სენსორი გამოიყენება გრავიტაციის ეფექტის გასაქრობად ასელერომეტრის შედეგიდან და გარდაქმნას ასელერომეტრი ისე, რომ შედეგი მიიღოს სხეულის კოორდინატთა სისტემიდან დედამიწის საკოორდინატო სისტემით. ამით მომზადებული მოდელი ხდება სენსორები\_ორიენაციით-დამოუკიდებელი. [15] ნაშრომში, ავტორები ცდილობდნენ შეეგროვებინათ მონაცემები სხვადასხვა მომხმარებლისაგან და დაეყენებინათ სენსორები სუბიექტების სხეულის სხვადასხვა ნაწილებზე. მათ დაასკვნეს, რომ უფრო დიდი შემსწავლელ კომპლექტს მიღებული სხვადასხვა პარამეტრებიდან, ადგილმდებარეობა და პირადი მგრძობელობა შეიძლება შემცირებინა.

სხვა ძირითადი მხარე დაუმუშავებელი მონაცემების შეგროვებაში წარმოადგენს შერჩევის რაოდენობა. თითქმის ნებისმიერი სენსორი უზრუნველყოფს API-ს იმისათვის, რომ მომხმარებელს შეეძლოს შერჩევის რაოდენობის კონფიგურირება. ასევე მონაცემების შეგროვება უმაღლესი რაოდენობით უზრუნველყოფს მეტ ინფორმაციას მომხმარებელზე, ამან ასევე შეიძლება წარმოგვიდგინოს მეტი ხმა. აქედან გამომდინარე, უმაღლესი შერჩევის რაოდენობა ყოველთვის არ გვაძლევს უმაღლეს სიზუსტეს.

### **3.2 წინასწარი დამუშავება : ხმაურის მოცილება და სეგმენტაცია**

დაუმუშავებელი მონაცემების შეგროვების შემდეგ სხვადასხვა სენსორებიდან, შემდეგი ნაბიჯი არის მათი წინასწარ დამუშავება სანამ შემდეგი ნაწილის განხორციელებაზე გადავალთ. ერთ-ერთი მიზანი მონაცემების წინასწარ დამუშავების არის, რომ შევამციროთ ხმაური მომხმარებლისაგან და თვითონ სენსორის. ლიტერატურა [23,30] გამოიყენება საშუალო დამარბილებელი მეთოდი. ისინი გადაადგილებენ თითოეულ დაუმუშავებელ მონაცემებს მათი საშუალოს საშუალებით ორი გვერდიგვერდ მდგომი მონაცემით ხმის

შემცირებამდე , რომელის შეიძლება იყოს გამოწვეული ტელეფონის შემთხვევით ძირს დავარდნით.

კიდევ ერთი მნიშვნელოვანი ნაბიჯი არის მონაცემების სეგმენტაცია. სეგმენტაცია შეიძლება დაიყოს ორ კატეგორიად:

1. სეგმენტაცია გადაფარვით
2. სეგმენტაცია გადაფარვის გარეშე

‘სწორი’ მახასიათებლების გამოყოფა საკმაოდ მნიშვნელოვანია საბოლოო შედეგის მისაღებად. მონაცემების დამუშავებისა და გაანალიზებისათვის ასევე ძალიან მნიშვნელოვანია მისი კლასიფიკაცია, რომელსაც ახდენს სხვადასხვა კლასიფიკაციის მეთოდები რომელიც სხვადასხვა დარგში საკმაო ხანია უკვე გამოიყენება.

## დასკვნა და მომავალი კვლევითი სამუშაოები

მოცემულ ნაშრომში შევიმუშავებულია ხელოვნური ნეირონული ქსელის მოდელი სამედიცინო დიაგნოსტიკისთვის. მოცემული კვლევა მიზანად ისახავდა ხელოვნური ნეირონული ქსელის შეფასების კრიტერიუმებს ინსულტის დიაგნოზისთვის. პირდაპირი კავშირის უკუპროპაგაციული ნეირონული ქსელი ამ შემთხვევაში შეისწავლის ინსულტის დიაგნოზს. ხელოვნური ნეირონული ქსელი უზრუნველყოფს ძლიერი ინსტრუმენტით მედ-პერსონალს და აძლევს შესაძლებლობებს რომ მოახდინოს კომპლექსური კლინიკური მონაცემების ანალიზი, მოდელირება სამედიცინო აპლიკაციების ფართო დიაპაზონის მეშვეობით. ხელოვნურმა ნეირონულმა ქსელებმა აჩვენა მნიშვნელოვანი შედეგები მონაცემებთან მუშაობისას, რომლებიც წარმოდგენილი იყვნენ სიმპტომების სახით. ფინალურმა შედეგებმა აჩვენა, რომ წარმოდგენილი დიაგნოზი მოსახერხებელია პრობლემატური პაციენტის გამოსავლენად. ხელოვნური ნეირონული ქსელები, რომლებსაც აქვთ შესაძლებლობა შეისწავლონ ესა თუ ის პროცესი მაგალითების საფუძველზე, წარმოადგენს საკმაოდ მოქნილ ინსტრუმენტს სემდიცინო დიაგნოსტიკის დარგში და გვთავაზობს საკმაოდ მნიშვნელოვან აპლიკაციებს თანამედროვე მედიცინაში.



მოცემულ ნაშრომში განხილულია ნეირონული ქსელების მოდელის გაანალიზებით ნათელი ხდება რომ უმნიშვნელოვანესია დღევანდებლობაში მოწინავე ტექნოლოგიების გამოყენება ადამიანის ჯანმრთელობაზე ზრუნვისათვის. ჩვენს მიერ მოცემული მოდელი უდიდეს წვლილს შეიტანს მომავალში ერთერთი ყველაზე გავრცელებული დაავადებისაგან ფატალური შედეგების თავიდან აცილებაში. მოცემული თემის საფუძველზე შეგვიძლია ვთქვათ რომ შესაძლებელია შეიქმნას ისეთი ხელსაწყო, რომელიც სენსორების საშუალებით და მათემატიკური მოდელების გამოყენებით საშუალებას მოგვცემს წინასწარ განვსაზღვროთ ტრომბის დიაგნოზი. ამასთანავე, ეს აპარატი უნდა იყოს ისეთი ღირებულების რომ მისი შექმნა შეძლოს საშუალო ფენის მოქალაქემ. ასათი ხელსაწყო ბევრ ადამიანს დაეხმარება გაუხანგრძღვოს სიცოცხლის ასაკი.

## გამოყენებული ლიტერატურა

- [1] Mirtskhulava Lela, Al-Majeed Salah, Gillian Pearce, Gogoladze Tamar, Ivane Javakhishvili. Blood clotting prediction model using Artificial Neural Networks and Sensor Networks. GESJ: Computer Science and Telecommunications 2014|No.3(43). ISSN 1512-1232
- [2] <http://www.strokecenter.org/patients/about-stroke/stroke-statistics>
- [3] <http://www.world-heart-federation.org/cardiovascular-health/stroke>
- [4] Lela Mirtskhulava, Salah Al-Majeed, Reliability Prediction Modelling for Wireless Communication Networks. Conference: ICCIT 2015 – The Fourth International Conference on Communications and Information Technology, At Abu Dahbi, UAE
- [5] Lela Mirtskhulava, Julian Wong, Gillian Pearce, Salah Al-Majeed. Artificial Neural Network Model in Stroke Diagnosis. DOI: 10.1109/UKSim.2015.33 Conference: 2015 17th UKSIM-AMSS International Conference on Modelling and Simulation, At Cambridge, UK
- [6] Gillian Pearce, Lela Mirtskhulava, Julian Wong, Salah Al-Majeed, Koba Bakuria, Nana Gulua. DOI: 10.1109/UKSim.2015.34 Conference: 2015 17th UKSIM-AMSS International Conference on Modelling and Simulation, At Cambridge, UK
- [7] Salah Al-Majeed, Lela Mirtskhulava, Gillian Pearce, Mohamed Al-Mulla and Julian Wong. Blood Clotting Analysis Based Neural Networks Modeling and Sensors Measurement. 2014 Annual International Conference on Biologically Inspired Cognitive Architectures (BICA 2014). Fifth Annual Meeting of the BICA Society. November 7-9 (Friday-Sunday): *Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA*

- [8] Filippo Amato, Alberto López, Eladia María, Peña-Méndez, Petr Vaňhara, Aleš Hampl, Josef Havel. Artificial neural networks in medical diagnosis. *J Appl Biomed.* 11: 47–58, 2013. DOI 10.2478/v10136-012-0031-x. ISSN 1214-0287
- [9] Catalogna M, Cohen E, Fishman S, Halpern Z, Nevo U, Ben-Jacob E. Artificial neural networks based controller for glucose monitoring during clamp test. *PloS One.* 7: e44587, 2012.
- [10] Er O, Temurtas F, Tanrikulu A. Tuberculosis Disease Diagnosis Using Artificial Neural Networks. *J Med Syst.* 34: 299–302, 2008.
- [11] Elveren E, Yumuşak N. Tuberculosis disease diagnosis using artificial neural network trained with genetic algorithm. *J Med Syst.* 35: 329–332, 2011.
- [12] Dey P, Lamba A, Kumari S, Marwaha N. Application of an artificial neural network in the prognosis of chronic myeloid leukemia. *Anal Quant Cytol Histol.* 33: 335–339, 2012.
- [13] Barwad A, Dey P, Susheilia S. Artificial neural network in diagnosis of metastatic carcinoma in effusion cytology. *Cytometry B Clyn Cytom.* 82: 107–111, 2012.
- [14] Barbosa D, Roupar D, Ramos J, Tavares A and Lima C. Automatic small bowel tumor diagnosis by using multi-scale wavelet-based analysis in wireless capsule endoscopy images. *Biomed Eng Online.* 11: 3, 2012.