

ვასილ ხაჩიძე

არაფორმალიზებული ცოდნის წარმოდგენის ბაზაზე ექსპერტული
სისტემების გენერატორის აგების მეთოდების კვლევა

წარდგენილია დოქტორის აკადემიური ხარისხის
მოსაპოვებლად

საქართველოს ტექნიკური უნივერსიტეტი
თბილისი, 0175, საქართველო
ივნისი, 2008

© საავტორო უფლება ვასილ ხაჩიძე, 2008

საქართველოს ტექნიკური უნივერსიტეტი

ინფორმატიკისა და მართვის სისტემების ფაკულტეტი

ჩვენ, ქვემოთ ხელსიომწერნი ვადასტურებთ, რომ გავეცანით ვასილ ხაჩიძის მიერ შესრულებულ სადისერტაციო ნაშრომს დასახელებით: "არაფორმალიზებული ცოდნის წარმოდგენის ბაზაზე ექსპერტული სისტემების გენერატორის აგების მეთოდების კვლევა", და ვაძლევთ რეკომენდაციას საქართველოს ტექნიკური უნივერსიტეტის ინფორმატიკისა და მართვის სისტემების ფაკულტეტის სადისერტაციო საბჭოში მის განხილვას დოქტორის აკადემიური ხარისხის მოსაპოვებლად.

| | |
|--------------|--|
| ხელმძღვანელი | |
| რეცენზენტი | |
| რეცენზენტი | |
| რეცენზენტი | |

ავტორი: ვასილ ხაჩიძე

დასახელება: არაფორმალური ცოდნის წარმოდგენის ბაზაზე ექსპერტული
სისტემების გენერატორის აგების მეთოდების კვლევა

ფაკულტეტი: ინფორმატიკისა და მართვის სისტემების

აკადემიური ხარისხი: დოქტორი

სხდომა ჩატარდა:

ინდივიდუალური პიროვნებების ან ინსტიტუტების მიერ შემოქმედებული დასახელების დისერტაციის გაცნობის მიზნით მოთხოვნის შემთხვევაში მისი არაკომერციული მიზნებით კოპირებისა და გავრცელების უფლება მინიჭებული აქვს საქართველოს ტექნიკურ უნივერსიტეტს.

ავტორის ხელმოწერა

ავტორი ინარჩუნებს დანარჩენ საგამომცემლო უფლებებს და არც მთლიანი ნაშრომის და არც მისი ცალკეული კომპონენტების გადაბეჭდვა ან სხვა რაიმე მეთოდით რეპროდუქცია დაუშვებელია ავტორის წერილობითი ნებართვის გარეშე.

ავტორი ირწმუნება, რომ ნაშრომში გამოყენებული საავტორო უფლებებით დაცულ მასალებზე მიღებულია შესაბამისი ნებართვა (გარდა იმ მცირე ზომის ციტატებისა, რომლებიც მოითხოვენ მხოლოდ სპეციფიურ მიმართებას ლიტერატურის ციტირებაში, როგორც ეს მიღებულია სამეცნიერო ნაშრომების შესრულებისას), და ყველა მათგანზე იღებს პასუხისმგებლობას.

მ ა დ ლ ი ე რ ე ბ ა

მსურს მადლიერება გამოვხატო ფრანკოფონიის საუნივერსიტეტო ასოციაციის (AUF) მიმართ, ვერსალის უნივერსიტეტის დოქტორანტურაში ჩემი სწავლის დაფინანსების გამო. ასევე მსურს მადლობა მივუძღვნა ჩემს ხელმძღვანელებს: პროფესორ ვილიამ ჟალბის - ნაყოფიერი ხელმძღვანელობისა და დოქტორანტურაში სწავლისას მრავალმხრივი ხელშეწყობისთვის, და პროფესორ გიორგი გოგიჩაიშვილს – წლების განმავლობაში სწავლების, მეცნიერული ხელმძღვანელობისა და თანამშრომლობის გამო, და დისერტაციაზე მუშაობის პერიოდში გაწეული კონსულტაციებისა და ხელშეწყობისთვის.

და ბოლოს, მსურს მადლობა გადავუხადო ჩემს მეუღლეს და ვაჟს წლების განმავლობაში ჩემი დისერტაციაზე მუშაობისას გამოჩენილი მოთმინების, მხარდაჭერისა და ხელშეწყობისთვის.

ვეძღვნი ჩემს ვაჟს - ჟაკოს

რეზიუმე

ნაშრომის თემას წარმოადგენს ხელოვნური ინტელექტის მეთოდების კვლევა და გამოყენება კონკრეტულ სფეროებში, რომლებიც მიეკუთვნება განსაკუთრებით რთულ კლასს, როგორცაა არაფორმალური ცოდნის წარმოდგენა, მანიპულირება და ცოდნის გამოყვანის მექანიზმები. კონკრეტულად გაშუქებულია სახეთა ამოცნობის ამოცანები და ბუნებრივი ენის დამუშავება, კერძოდ, ავტომატური თარგმანი, ორაზროვნების პრობლემის გადაჭრა და ცოდნის ავტომატური შექმნა. სახეთა ამოცნობის ამოცანაში განხილულია კერძო შემთხვევა, როგორცაა სასრული რაოდენობის სახეობის რეგულარული ფორმების ამოცნობა ნიმუშების შედარების მეთოდის გამოყენებით. ეს არის რეალური ამოცანა, რომელიც დგას მიკროპროცესორების სწრაფწყველების ოპტიმიზაციის პრობლემის ფარგლებში. აზრის ამოცნობის და ავტომატური თარგმნის ამოცანა რეალიზებულია ქართულ-ფრანგული ავტომატური მთარგმნელის კონცეპციის ბაზაზე, პროტოტიპის სახით. დისერტაციის ფარგლებში ამ ამოცანების გადაწყვეტის თავისებურებას წარმოადგენს ის, რომ ბაზური თეორია ასახავს ჰომოგენურ კონცეპციას და რეალიზებულია ორივე შემთხვევაში ექსპერტული სისტემის სახით. თეორიული თვალსაზრისით საყრდენ წერტილს წარმოადგენს ძირითადი პრობლემის დეკომპოზიცია ქვეპრობლემებად, რომელთა ბაზური ელემენტია ამ ამოცანებში ელემენტალური მანიპულირებადი ინფორმაციული ერთეულები. სახეთა ამოცნობის ამოცანის შემთხვევაში ეს არის პიკსელები, ხოლო ბუნებრივი ენის დამუშავების შემთხვევაში – სიტყვები. დისერტაციაში გაკეთებულია მცდელობა რომ განზოგადდეს აღნიშნული მეთოდოლოგია სხვა კლასის ამოცანების გადასაწყვეტად.

სახეთა ამოცნობის ექსპერტული სისტემის ცოდნის ბაზას წარმოადგენს პროდუქციის წესები, რომლებიც იძლევიან ელემენტალური პატერნების ამოცნობის საშუალებას, როგორცაა: დიაგნალი, ვერტიკალური და ჰორიზონტალური ხაზები საფეხურებრივი პატერნი და მართკუთხედებისგან შედგენილი გეომეტრიული ფორმები. წესები წარმოადგენილია პროდუქციის სიტემის სახით და გამოყვანის მექანიზმად გამოყენებულია წინა გადაჯაჭვა. ელემენტარული პატერნები ერთმანეთთან კომბინირებულია და ახდენენ უფრო რთული პატერნების ფორმირებას, რომელთა ამოცნობაც წარმოადგენს საბოლოო ამოცანას. გამოყენებულია კვლევის სტატისტიკური მეთოდიც, გაფილტვრის პროცედურები, კვლევის თვალსაზრისით საინტერესო პატერნების შემცველი გამოსახულების ამორჩევა, დახარისხება და სხვა მანიპულაციები. ამ ამოცანის გადაწყვეტისას აქცენტი გაკეთებულია პროცედურული და დეკლარატიული კომპონენტების კომბინირებაზე. ანხილულია კვლევის სამი დონე: პიკსელების, პიქსელებისგან შემდგარი პატერნების, და პატერნებისგან შემდგარი გამოსახულების.

ექსპერტულ სისტემას თან ახლავს ექსპლიკატიური კომპონენტი, რომელიც საშუალებას იძლევა მოვახდინოთ სისტემის მიერ გამოტანილი დასკვნები მიოდვენება. მნიშვნელოვან კომპონენტს წარმოადგენს ასევე სხვადასხვა პარამეტრების კონფიგურირების კომპონენტი, რომელთა ვარირება ექსპერტს საშუალებას აძლევს უკეთ გამოიკვლიოს შესასწავლი ფენომენი. სისტემას ასევე დამატებული აქვს სხვადასხვა ფუნქციონალური შესაძლებლობები, რომლებიც მკვეთრად ემპირიულია ამოცანის სპეციფიკიდან გამომდინარე (მაგალითად, სხვადასხვა სახის ჰისტოგრამებს აგება).

ავტომატური თარგმნის ექსპერტული სისტემის საინფორმაციო რესურსს წარმოადგენს ორენოვანი ლექსიკონი, სემანტიკური ქსელის პრინციპზე აგებული

ერთენოვანი ლექსიკონი (რომლის ლექსიკური ერთეულები ეტიკეტირებულია როგორც სინტაქსურად, ასევე სემანტიკურად), რეალური სამყაროს შესახებ ცოდნა რომელიც წარმოდგენილია ონტოლოგიის სახით. ორაზროვნების გადაჭრის პრობლემა გაშუქებულია ორივე თვალსაზრისით: როგორც ლექსიკური, ასევე სტრუქტურული. განხილულია აგრეთვე ანაფორების გადაჭრის პრობლემა (მათ შორის პრაგმატული ინფორმაციის გამოყენებით კონტექსტის იდენტიფიკაციის გზით). განსაკუთრებული კვლევის საგანი გახდა ჩვენს მიერ შემოთავაზებული ონტოლოგიის მოდელი, რომელიც ემყარება მოტივაციის თეორიის ფსიქოლოგიურ ასპექტებს და ამასთან მისი გამოყენება და შესაბამისი მეთოდები ატარებს სრულიად ემპირიულ ხასიათს.

ავტომატური მთარგმნელის ექსპერტული სისტემის შემთხვევაში, ისევე როგორც სახეთა ამოცნობის ექსპერტული სისტემის შემთხვევაში, ხდება ძირითადი პრობლემის მეთოდური დეკომპოზიცია ქვეპრობლემებად. ამ შემთხვევაში ტაქსონომიის ყველაზე დაბალ დონეზეა ლექსიკური ერთეულები. შემდეგი დონეა ლექსიკური ერთეულებისგან შემდგარი ფრაზები, ხოლო შემდეგი დონეა ფრაზებისაგან შემდგარი წინადადება. ექსპერტული სისტემის ცოდნის ბაზაში წარმოდგენილი პროდუქციის წესები საშუალებას იძლევა მოვახდინოთ საწყის ფრაზაში ლექსიკური ერთეულების ტრანსფორმაცია (ჩანაცვლება, განვრცობა, მიმდევრობის შეცვლა). მეორე დონის პროდუქციების სისტემა საშუალებას იძლევა მანიპულირება მოვახდინოთ სიტყვათა წყობაზე (კოლოკაციები, იდიომატური გამოთქმები, მეტაფორები, ლექსიკური ხვრელები, და ა.შ.). მესამე დონის პროდუქციების სისტემა საშუალებას იძლევა მანიპულირება მოვახდინოთ ფრაზებზე, რათა გავაანალიზოთ მთლიანი წინადადების სტრუქტურა. აღნიშნული საკითხი იკვეთება ფრეიმის ცნებასთან და დამუშავებულია ფრეიმის იდენტიფიკაციისა და ფრეიმიდან ფრეიმზე გადასვლის ემპირიული მექანიზმები.

ავტომატური თარგმნის ექსპერტული სისტემის ერთ-ერთი მნიშვნელოვანი თავისებურებაა ის, რომ მას ასევე გააჩნია ექსპლიკატიური კომპონენტი, რომელიც მომხმარებელს სთავაზობს გადაწყვეტილების ალტერნატიულ გზებს (და განმარტავს თუ საიდან არის მიღებული ეს ალტერნატიული გადაწყვეტილებები), და აძლევს ექსპერტს (ამ შემთხვევაში მთარგმნელს) საშუალებას, რომ მან შეავსოს სისტემა თავისი ცოდნით, ლექსიკური რესურსებით, შეიტანოს მოდიფიკაციები და ა.შ. ანუ აქცენტი გაკეთებულია სისტემის ღია არქიტექტურაზე.

სახეთა ამოცნობის ექსპერტული სისტემა დანერგილია და მუდმივად განიცდის დახვეწა-განვითარებას, ხოლო ავტომატური მთარგმნელი სისტემა პრობლემის მასშტაბურობიდან გამომდინარე პროტოტიპისა და ექსპერიმენტირების სტადიაშია. დისერტაციაში ჩატარებული კვლევის შედეგები ექვემდებარება შეფასებას ექსპერტების და სხვა მომხმარებლების მხრიდან როგორც ხარისხობრივი, ასევე რაოდენობრივი კრიტერიუმებით. ოპტიმალურობის თვალსაზრისით ისინი საპრობლემო გარემოს ადექვატურია, იმის გათვალისწინებით, თუ სამუშაოების რა ეტაპებია ჩატარებული.

Abstract

The subject of this work is a study of artificial intelligence methods and their use in specific domains which belong to the especially hard class, such as the representation of non formalized knowledge, its manipulation and knowledge inference engines. More specifically the tasks of image recognition and natural language processing are discussed, namely the machine translation, disambiguation and automatic knowledge acquisition. In image recognition task the specific case of the recognition of patterns of limited number of regular forms using template matching method is discussed. This is a real task which is being resolved in a framework of optimization study for microprocessors performance. Sense recognition and machine translation tasks are realized on the basis of Georgian-French dictionary's conception, in the form of prototype. From the theoretic point of view the specificity of resolution of these problems is that the basic theory reflects the homogeneous conception and is realized as expert system in both cases. As a theoretic basis the main principle is the decomposition of the main problem in sub-problems, having as a basic element the elementary informational units, able to be manipulated. In case of image recognition these are pixels, while in case of natural language processing – words. Attempt is undertaken in the thesis to generalize this methodology for the resolution of other class tasks.

Knowledge base of image recognition's expert system is represented productions rules which allow the recognition of elementary patterns such as diagonal, vertical and horizontal lines, staircase and rectangular geometrical shapes. Rules are represented as a system of productions and forward chaining is used as inference engine. Elementary patterns are combined with each other and form more complex patterns. Their recognition is a final task. We used statistical method or study as well, filtering procedures, choosing of interesting patterns, sorting and other manipulations. For the resolution of this task the emphasis is made on the combination of declarative and procedural components. We discuss three levels of study: pixels, patterns made of pixels, and images made of patterns. Expert system is equipped with explanation component giving the possibility to track the conclusions made by system. Also the important component is the component of configuration. Their variations allow to expert better exploring the phenomenon under consideration. System is also equipped with different functional features which are largely empiric because of the specificity of the problem (for instance building histograms of various types).

The information resource of machine translation expert system is the bilingual dictionary, dictionary built on the basis of semantic network (with lexical units tagged syntactically and semantically), real word knowledge represented in the form of ontology. Ambiguity problem's resolution is discussed from both standpoints: lexical and structural. The resolution of anaphors is also discussed (including using pragmatic information by context identification). Special study was made for the ontology model that we propose and which is based on psychological aspects on motivation theory and its use and respective methods are mostly empiric.

As in case of image recognition's expert system, the decomposition of main problem of machine translation into sub-problems is made. In this case we have lexical units at the lowest level of taxonomy, then phrases made of lexical units, and next level is a sentence made by phrases. Production rules represented in the expert systems

knowledge base allow transformation of lexical units in source phrase (replacing, expanding, rearranging). Production system of second level allows manipulating with words order (collocations, idiomatic expressions, metaphors, lexical holes etc). Third level production system allows manipulating with phrases so that to analyze the structure of entire sentence. These issues are connected with the notion of frames and the empiric mechanisms of frames identification and frames succession are elaborated.

One of the important particularities of the expert system of machine translation is that it has also the explanatory component which offers to users the alternative solutions and explains why these alternative solutions are offered and allow to expert (in this case to translator) to complete the system with his knowledge, to make modifications with lexical resources, etc. That is the emphasis is made on the open architecture of the system.

Expert system of image recognition is implemented and is being updated regularly, and machine translation system, due to the scale of problem, is in stage of prototype and experimentation. The results of research made in dissertation are evaluated by the experts and other users, by both quantitative and qualitative criteria. They are adequate to the problem domain, taking into consideration the stages of works which are fulfilled.

შინაარსი

| | |
|---|------|
| ნახაზების ნუსხა | xi |
| ცხრილების ნუსხა | xiii |
| შესავალი | 14 |
| თავი 1 | |
| ლიტერატურის მიმოხილვა | 19 |
| 1.1. ექსპერტული სისტემები | 19 |
| 1.2. სახეთა ამოცნობა | 33 |
| 1.3. ბუნებრივი ენის დამუშავება და ავტომატური თარგმანი | 39 |
| თავი 2 | |
| შედეგები და მათი განსჯა | 49 |
| 2.1. სახეთა ამოცნობის ამოცანის რეალიზაციის კონცეპცია | 49 |
| 2.2. სახეთა ამოცნობის ამოცანის ექსპერტული სისტემის კონცეპცია | 87 |
| 2.3. ავტომატური თარგმნის ამოცანის რეალიზაციის კონცეპცია | 94 |
| 2.4. ავტომატური თარგმნის ამოცანის ექსპერტული სისტემის კონცეპცია | 106 |
| თავი 3 | |
| დასკვნა | 113 |
| გამოყენებული ლიტერატურა | 115 |

ნახაზების ნუსხა

| | | | |
|-----|--|-----------|----|
| 1. | ექსპერტული სისტემის ცოდნის შექმნის ეტაპები | - - - - - | 23 |
| 2. | ლინგვისტური კომუნიკაციის სქემა | - - - - - | 40 |
| 3. | კონცეპტუალიზაციის სქემა | - - - - - | 41 |
| 4. | სხვადასხვა ინტენსივობის დიაგონალებიანი გამოსახულება | - - | 63 |
| 5. | სხვადასხვა ინტენსივობის დიაგონალებიანი გამოსახულება და პატერნები | - - - - - | 64 |
| 6. | ერთადერთ დიაგონალიანი გამოსახულება | - - - - - | 65 |
| 7. | ერთადერთ დიაგონალიანი გამოსახულება და მისი პატერნი | - - | 66 |
| 8. | დიაგონალური საფეხურებრივი გამოსახულება | - - - - - | 67 |
| 9. | დიაგონალური საფეხურებრივი გამოსახულება და მისი პატერნები | - - - - - | 68 |
| 10. | მრავლობითი დიაგონალური საფეხურებრივი გამოსახულება | - - | 69 |
| 11. | მრავლობითი დიაგონალური საფეხურებრივი გამოსახულება და პატერნები | - - - - - | 70 |
| 12. | არამკაფიო დიაგონალური საფეხურებრივი გამოსახულება | - - - | 71 |
| 13. | არამკაფიო დიაგონალური საფეხურებრივი გამოსახულება და პატერნები | - - - - - | 72 |
| 14. | დიდი ინტენსივობის მკაფიო დიაგონალებიანი გამოსახულება | - - | 73 |
| 15. | დიდი ინტენსივობის მკაფიო დიაგონალებიანი გამოსახულება და პატერნები | - - - - - | 74 |
| 16. | წერტილოვანი და დიაგონალებიანი გამოსახულება | - - - - - | 75 |
| 17. | წერტილოვანი და დიაგონალებიანი გამოსახულება და პატერნები | - - - - - | 76 |
| 18. | მონობლოკი კომპლექსური გამოსახულება, ბინარული გარდაქმნა და პატერნები | - - - - - | 77 |
| 19. | არამონობლოკი კომპლექსური გამოსახულება, ბინარული გარდაქმნა და პატერნები | - - - - - | 78 |

ნახაზების ნუსხა (გაგრძელება)

| | | |
|-----|---|----|
| 20. | პატერნების მონაცემთა ბაზაში მსგავსი პატერნების ძებნის ინტერფეისი - - - - - | 81 |
| 21. | პატერნების მონაცემთა ბაზაში ფაილის სახელის ფილტრის დადების ინტერფეისი - - - - - | 83 |
| 22. | პატერნების მონაცემების საბეჭდო ფორმატში გადაყვანის ინტერფეისი - - - - - | 85 |
| 23. | ამოცნობილი პატერნების ნახვის და დამუშავების ინტერფეისი - | 87 |
| 24. | სახეთა ამოცნობის ამოცანის დეკომპოზიცია - - - - - | 89 |

ცხრილების ნუსხა

| | |
|--|-----|
| 1. სახეთა ამოცნობის ამოცანის ძირითადი პარამეტრები - - - - - | 80 |
| 2. ავტომატურ მთარგმნელ სისტემაში გამოყენებული ცოდნის წარმოდგენის მეთოდები - - - - - | 110 |

შესავალი

ექსპერტული სისტემები წარმოადგენს ხელოვნური ინტელექტის ერთ-ერთ სფეროს, რომელიც ძირითადად გამოიყენება კონკრეტულ საპრობლემო გარემოში და იძლევა ადამიანი-ექსპერტის ცოდნის და შრომისნაყოფიერების აღწარმოების საშუალებას. ექსპერტული სისტემების საერთო მახასიათებლები, როგორცაა ცოდნის ბაზის შექმნა და ცოდნის ინჟინერია წარმოადგენს ყველაზე უფრო შრომატევად, რთულ და ძვირ ნაწილს ექსპერტული სისტემის აგების პროცესში. როგორც წესი, ექსპერტული სისტემის შექმნა მოითხოვს რამდენიმე ადამიანის მონაწილეობას. ამასთან კონკრეტული დარგის ექსპერტის წვლილი მით უფრო დიდია, რაც უფრო რთულია საპრობლემო გარემო და მასში გადასაწყვეტი ამოცანები. დღესდღეობით ცნობილი ექსპერტული სისტემების ცოდნის ბაზის შექმნას როგორც წესი დასჭირდა რამდენიმე თვე და ზოგჯერ წლებიც კი. მეორეს მხრივ, საინფორმაციო და საკომუნიკაციო ტექნოლოგიების განვითარების დღევანდელ ეტაპზე ბუნებრივად ისმება საკითხი, რომ შეიქმნას რაც შეიძლება მეტი ინტელექტუალური სისტემა, ამაღლდეს ხელმისაწვდომი ინფორმაციის ხარისხი სულ უფრო მზარდი ინფორმაციის რაოდენობის კვალდაკვალ. საინფორმაციო და საკომუნიკაციო ტექნოლოგიების განვითარების პერსპექტივების შეფასება ნათლად აჩვენებს, რომ დღის წესრიგში დგება არა მხოლოდ ინფორმაციის სწრაფი გადაცემისა და დამუშავების პრიორიტეტები, არამედ ხარისხობრივად ახალი ტიპის ამოცანების გადაწყვეტა კომპიუტერის საშუალებით. ამ ნაწილში კი ხელოვნური ინტელექტის მეთოდების გამოყენება არა მხოლოდ თეორიული შესაძლებლობების შესწავლის საგანია, არამედ უკვე დღეს არსებობს საჭიროება, რომ კომპიუტერმა იტვირთოს თავის თავზე ადამიანის მიერ შესრულებული “რუტინული” გონებრივი ამოცანების შესრულება. ინტერნეტის ფართოდ განვითარებამ კიდევ უფრო მწვავედ წარმოაჩინა ეს საჭიროება, ვინაიდან ინტერნეტის ფაქტიურად უკიდევანო სივრცეში აუცილებელი ხდება ადამიანის მიერ ინფორმაციის ოპტიმალურად ძებნის, ამორჩევის და დამუშავების პრობლემის გადაჭრა.

გასული საუკუნის 60-იან წლებში ხელოვნური ინტელექტის სფეროში პირველი ნაბიჯების შედარებითი წარუმატებლობა, რაც გამოწვეული იყო იმ დროისთვის არსებული, მასზე დამყარებული ზედმეტად ოპტიმისტური იმედების

არაპროპორციულობით საჭირო მეთოდების განვითარებასთან შედარებით, გარკვეული ხნის წინ შეიცვალა უფრო პრაგმატული მიზნებით.

ისეთ სფეროებში, როგორცაა, მაგალითად: მედიცინა, ბიოლოგია, ქიმია, და გეოლოგია, ექსპერტული სისტემები დანერგილია და წარმატებით გამოიყენება უკვე რამოდენიმე ათეული წლის განმავლობაში. დღის წესრიგში დგას ახალ სფეროებში ხელოვნური ინტელექტის მეთოდების გამოყენება.

დღესდღეობით დამუშავებული ექსპერტული სისტემების შექმნის პროგრამული ენები (როგორცაა მაგ.: CLIPS) იძლევა სხვადასხვა დანიშნულების ექსპერტული სისტემების აგების შესაძლებლობას. თუმცა როგორც სხვა დანარჩენი პროგრამული ენები, მომხმარებლისგან მოითხოვს ჯერ ექსპერტული სისტემის ფუნქციონირების მექანიზმების და ამ კონკრეტულ ენაში მისი რეალიზაციის თავისებურების ცოდნას, შემდეგ კი ექსპერტული სისტემის აგებისთვის საჭირო სტანდარტული პროცედურების შესრულებას (როგორცაა ცოდნის დაგროვება ექსპერტისგან და მისი წარმოდგენა ექსპერტულ სისტემაში). დისერტაციაში წარმოდგენილი ნაშრომის სიახლეს წარმოადგენს ის, რომ მასში გამოკვლეულია ის მეთოდები, რომლებიც საშუალებას გვაძლევენ ექსპერტული სისტემების აგების მეთოდოლოგია გარკვეულწილად უნიფიცირებული იქნეს ექსპერტული სისტემის სფეროს ამოცანებისთვის, შეიქმნას ქმედითი ექსპერტული სისტემები ამ მეთოდოლოგიის საფუძველზე, და ასეთი ექსპერტული სისტემების შექმნა და გამოყენება რაც შეიძლება უფრო მეტად დაუახლოვდეს საბოლოო მომხმარებელს. საბოლოო მომხმარებლის ცნების ქვეშ ვგულისხმობთ კონკრეტული დარგის სპეციალისტს, რომელსაც გააჩნია საკმარისი კვალიფიკაცია, რათა გადაწყვიტოს თავისი ყოველდღიური ამოცანები, რომლებიც ხელოვნური ინტელექტის ქვესფეროებს მიეკუთვნებიან. მას საშუალება უნდა ჰქონდეს, რომ ადვილადათვისებადი პროგრამული ინტერფეისის საშუალებით მისთვის მოხერხებული სტრუქტურით და პროცედურებით შეიტანოს ცოდნა ექსპერტულ სისტემაში და თვითონვე შეძლოს სისტემის გამართვა და გამოყენება, და რომ ამისთვის არ დასჭირდეს სპეციალურად პროგრამული ენების და ხელოვნური ინტელექტის მეთოდების შესწავლა. ანუ მიღწეული იქნას ექსპერტული სისტემის აგების ავტომატიზაცია ან ნახევრად ავტომატიზაცია მოხერხებული ინტერფეისის

საშუალებით. ამ შემთხვევაში საუბარია იმაზე, რომ ექსპერტი გარკვეულწილად, ზოგჯერ კი მთლიანად ითავსებს ცოდნის ინჟინრის ფუნქციას.

გარდა თეორიული საკითხებისა, დისერტაციის მნიშვნელოვან ნაწილს შეადგენს მისი პრაქტიკული მხარე, ვინაიდან შემუშავებული იქნა ქმედითი ექსპერტული სისტემა მიკროპროცესორებზე ექსპერიმენტების ჩატარების შედეგების ინტერპრეტაციის ავტომატიზაციისთვის, რომელიც ამ შემთხვევაში გულისხმობს ექსპერიმენტების შედეგების გრაფიკული ასახვის გამოსახულებიდან რეგულარული ფორმის მქონე პატერნების ამოცნობას მათი პარამეტრების მითითებით და ანალიზის შედეგების ავტომატურ კლასიფიკაციას. ამ ექსპერტული სისტემის გამოყენება მნიშვნელოვნად ამაღლებს ექსპერტების შრომის ნაყოფიერებას და სიზუსტეს, ვინაიდან ამ სისტემის გამოყენებამდე მათ თვალთ უწევდათ პატერნების ამოცნობა და შეფასება, რაც ზრდის ანალიზში შეცდომების დაშვების ალბათობას, განსაკუთრებით კი დიდი რაოდენობით მონაცემების დამუშავებისას. მისტემის დანერგვის მეშვეობით შესაძლებელი გახდა ანალიზის სიზუსტისა და დამუშავებული მონაცემების მოცულობის დაახლოებით 1000%-ით გაზრდა და ხარისხობრივად ამაღლა ანალიზის შედეგებიც. კერძოდ, რიგ შემთხვევებში შესაძლებელი გახდა გამოსახულებებში ისეთი კანონდომიერებების დადგენა, რომლებიც თვალთ ანალიზის დროს უბრალოდ შეუმჩნეველიც კი იყო. აღნიშნული სისტემა თავისი მოდულურობის პრინციპიდან გამომდინარე შესაძლებელია ადაპტირებული იქნას სხვა ტიპის ამოცანების გადასაწყვეტადაც. სისტემის ერთ-ერთ მნიშვნელოვან უპირატესობას წარმოადგენს ის, რომ იგი უზრუნველყოფს ექსპერტისთვის განმარტებას, თუ რატომ იქნა მიღებული სისტემის მიერ ესა თუ ის გადაწყვეტილება და სთავაზობს მას, რომ ჩაატაროს ექსპერიმენტები პარამეტრების სხვანაირი კონფიგურაციის ბაზაზე, რათა უკეთესად იქნეს გამოკვლეული ფენომენის არსი. აღნიშნული ამოცანის კვლევისას გამოყენებული იქნა აგრეთვე კლასიკური მეთოდები, სტატისტიკური ანალიზი, გაფილტვრის ალგორითმები, მონაცემების დამრგვალება, და ა.შ.

ცოდნის წარმოდგენის მეთოდად გამოყენებულია პროდუქციების სისტემა, ვინაიდან იგი კარგად შეესატყვისება ამოცანის ბუნებას და მაქსიმალურად უახლოვდება ექსპერტის მიერ ამოცანის გადაწყვეტის მეთოდების საკუთარ ხედვას. გარდა ამისა, მნიშვნელოვან მეთოდოლოგიურ საკითხს წარმოადგენს პრობლემის

დაშლა რამოდენიმე შრედ, და ამგვარი სტრუქტურიზება ასევე უადვილებს ექსპერტს ცოდნის ინჟინერიის ფუნქციის შესრულებას. კერძოდ, პირველ ეტაპზე იგი კონცენტრირებულია უმარტივესი ელემენტარული პატერნების იდენტიფიკაციის პრობლემაზე. შემდეგ დონეზე იგი ახდენს ელემენტარული პატერნების კომბინირების გზით მიღწეული პატერნების იდენტიფიკაციის წესების განსაზღვრას და შეყვანას სისტემაში. ხოლო მესამე ეტაპზე იგი ახდენს იდენტიფიცირებული პატერნების ბოლო კლასიფიკაციის წესების განსაზღვრას.

დისერტაციის ფარგლებში ჩატარებული კიდევ ერთი კვლევა, რომელიც ეხება ავტომატური თარგმნის საკითხებს, და ვრცელდება ზოგადად ტექსტში გადმოცემული აზრის გაგების საკითხებზე, კიდევ უფრო რთულია ფორმალიზების თვალსაზრისით. ვინაიდან ეს ამოცანა წარმოადგენს AI-სრულ ამოცანას, ამიტომ ჩვენი შესწავლის ობიექტი იყო მხოლოდ ერთი ნაწილი ამ დიდი პრობლემისა, რომელიც ეხება ტექსტის ზედაპირულ სინტაქსურ და სემანტიკურ ანალიზს (shallow syntactic and semantic parsing). თუმცა ტექსტების სტატისტიკური ლინგვისტური დამუშავების მეთოდები განხილული იქნა ამ ამოცანასთან მიმართებით, ჩვენს შემთხვევაში ძირითადი აქცენტი მაინც გაკეთებულია სიმბოლურ დამუშავებაზე და სემანტიკური ქსელებისა და ფრეიმების გამოყენებაზე. სემანტიკურ ქსელებს განკუთვნილი აქვს ძირითადად ლექსიკური და სტრუქტურული ორგანიზაციის პრობლემების გადაჭრის ფუნქცია. შემოთავაზებული და რეალიზებულია რეალური სამყაროს შესახებ ცოდნის წარმოდგენაც (რომელიც აზრის ავტომატური ამოცნობისთვის, როგორც წესი, აუცილებელ რესურსს წარმოადგენს, განსაკუთრებით ზოგადი დანიშნულების ტექსტებისთვის). ფრეიმის ცნება ჩვენს შემთხვევაში ძირითადად გამოყენებულია რეალური სამყაროს შესახებ ცოდნის გათვალისწინებით სემანტიკური (ლოგიკური) ასოციაციების დამყარების მიზნით.

ამ ამოცანის აქტუალურობა გამოწვეულია იმით, რომ სულ უფრო მზარდია მოთხოვნილება მთარგმნელ სისტემებზე (სამწუხაროდ, განსაკუთრებით მძიმეა სიტუაცია ქართულ ელექტრონულ ლექსიკონებსა და მთარგმნელ სისტემებთან დაკავშირებით). აგრამ ისეთი ენებისთვისაც კი, რომლებისთვისაც არსებობს ასეთი ელექტრონული რესურსები, პრობლემა მაინც საკმარისად მწვავედ დგას, თუნდაც ინგლისური ენის შემთხვევაში.

არსებული კომერციული მთარგმნელი სისტემები ერთის მხრივ საკმაოდ ძვირია (ზოგჯერ ბევრად აღემატება კომპიუტერის ფასს) და/ან ფუნქციონალური შესაძლებლობებითა და ხარისხით აშკარად არაადაკმაყოფილებელია საშუალო დონის მოთხოვნებისთვისაც კი. მიუხედავად იმისა, რომ დღევანდელი მომხმარებელი მორალურად მზად არის რომ ასეთი სისტემის გამოშვალი შედეგი საჭიროებს შემდგომ რედაქტირებას ადამიანი-მთარგმნელის მიერ.

ცოდნის წარმოდგენისთვის მთარგმნელ სისტემაში ასევე არჩეული იქნა პროდუქციების სისტემა, როგორც ყველაზე მეტად ადაპტირებული ადამიანი-მთარგმნელისთვის, რათა მან თავისი ცოდნა ჩაღოს სისტემაში. ამ შემთხვევაშიც შენარჩუნებულია იგივე მეთოდოლოგია და თარგმნის ამოცანა დაშლილია ქვეამოცანებად: პირველ დონეზე ხორციელდება L1-ში ჩაწერილი საწყისი ტექსტის ლექსიკური ერთეულების ანალიზი, ჩანაცვლება, განვრცობა ან გადაადგილება ფრაზაში, რათა იგი მიუახლოვდეს L2 ფრაზის შესაბამის სტრუქტურას. მეორე ეტაპზე ხორციელდება L1 ფრაზის ანალიზი მასში არსებული სიტყვათა წყობის (კოლოკაციები, იდიომატური გამოთქმები, ლექსიკური ხვრელები და ა.შ.) ჩანაცვლების მიზნით L2 შესაბამისი სტრუქტურით. მესამე ეტაპზე ხორციელდება L1 წინადადების ანალიზი მასში ფრაზების სტრუქტურის L2 წინადადების სტრუქტურასთან შესაბამისობაში მოსაყვანად.

დისერტაციის ფარგლებში შექმნილი მთარგმნელი სისტემა რელიზებულია პროტოტიპის სახით და მას ექსპერიმენტალური სახე აქვს.

1. ლიტერატურის მიმოხილვა

1.1 ექსპერტული სისტემები

დისერტაციაში დასმული საკითხები განაპირობებს ასაგები ექსპერტული სისტემების საჭირო კომპონენტების განსაზღვრის, ცოდნის წარმოდგენის ადექვატური ფორმების შერჩევის, და ეფექტური გამოყვანის მექანიზმის დამუშავების აუცილებლობას. ქვემოთ განვიხილავთ ექსპერტული სისტემების აგების სხვადასხვა მეთოდს, რათა მათი ანალიზის საფუძველზე შევიძუშავოთ ჩვენი ამოცანებისთვის ოპტიმალური გადაწყვეტები.

ექსპერტული სისტემების ინსტრუმენტი ევოლუციის და განვითარების სხვადასხვა ეტაპის გავლისას გვევლინება როგორც სპეციფიკური ამოცანებისთვის შექმნილი, შედარებით ნელი და არაეფექტური ექსპერიმენტალური სისტემა, შემდეგ როგორც კვლევის სისტემა, და ბოლოს როგორც კომერციული სისტემა, რომელიც შეესაბამება მომხმარებლის საჭიროებებს [1]. ექსპერტისგან ცოდნის მიღება არ ექვემდებარება წრფივ, ერთი გავლით შესრულების ტექნიკას. არჩევანი იმის შესახებ, თუ როგორი საწყისი შესაძლებლობები უნდა ჰქონდეს სისტემას, განსაზღვრავს იმას, თუ როგორი ცოდნის შეძენა უნდა მოხდეს ჯერ, და როგორ უნდა იქნეს იგი ორგანიზებული გამოყენებისთვის [2]. შეიძლება გამოყენებული იქნეს ცოდნის წარმოდგენის და პროგრამების ორგანიზების სხვადასხვა მეთოდი. მაგ: EMYCIN იყენებს წესებს დაფუძნებულ მეთოდებს, ხოლო LOBS იყენებს ობიექტზე ორიენტირებულ, პროცედურაზე ორიენტირებულ, დაშვებაზე ორიენტირებულ, და წესებს დაფუძნებულ მეთოდებს.

ფრეიმის და პროდუქციების მეთოდები ხშირად არის კომბინირებული. KAS შექმნილი იქნა PROSPECTOR-იდან გეოლოგიის შესახებ მთლიანი ცოდნის ამოგდებით და მხოლოდ გამოყვანის მექანიზმის და წესების სინტაქსის დატოვებით.

თუმცა MYCIN სპეციალიზირებულია (ინფექციურ დაავადებებში), ცოდნის გამოყენებული მეთოდოლოგია საკმაოდ ზოგადია. პროგრამა EMYCIN წარმოადგენს MYCIN-ს, საიდანაც ამოღებულია კონკრეტული ცოდნის ბაზა.

LISP როგორც პროცედურაზე ორიენტირებული ენა, იყენებს ქვეპროგრამებს.

PROLOG როგორც ლოგიკაზე დაფუძნებული, იყენებს პრედიკატების აღრიცხვას.

პროდუქციები და პროცედურები თავიანთი შესაძლებლობებით ერთმანეთს ავსებენ, ამიტომ არის ეფექტური მათი კომბინირება ექსპერტული სისტემის ინსტრუმენტში. პროცედურების უპირატესობა არის ის, რომ პროგრამისტი მოხერხებულად მართავს პროგრამას. მაღალ დონეზე სპეციალიზებული ენით აწერება პროცედურები, ხოლო შემდეგ ცხადი და ლაკონური პროგრამა ამ პროცედურების გამოყენებით. თუმცა პროცედურები მოქნილობის მხრივ გამოსაყენებლად ეფექტურია, მაგრამ ამას სამწუხაროდ აქვს უარყოფითი მხარეც – იგი ართულებს განმარტებების გაკეთებას. აქ გამოსავალი შეიძლება იყოს პროდუქციების ერთობლიობების ორგანიზება პროცედურებად (Rule sets), როგორც მაგალითად ROSE-ს ცოდნის ინჟინერიის ენაში.

ობიექტზე ორიენტირებული მეთოდები გამოყენებულია ობიექტები (აქტორები, actors), რომლებსაც უნარი აქვთ გარკვეული ქცევის. მაგალითად, SWIRL-ში ეს არის საჭაერო ობიექტები (მოიერიშე და დამცავი თვითმფრინავები, ატაციონალური და საჭაერო რადარები, მართვის ცენტრები, რაკეტები და სამიზნეები). ობიექტებს აქვს თვისებები, და ქსელური იერარქიის მეშვეობით შეუძლიათ გარკვეული თვისებების მემკვიდრეობით მიღებაც. ეს მექანიზმი ჰგავს სემანტიკური ქსელებისა და ფრეიმების მოდელს, მაგრამ მათგან განსხვავებით ობიექტებს შორის კომუნიკაცია მყარდება შეტყობინებების გაგზავნით და მიღებით. შეტყობინებას მიღებისას ობიექტი ამოწმებს მონაცემთა ბაზას და პროდუქციებს მოქმედების შესახებ გადაწყვეტილების მისაღებად. როგორც წესი მოქმედება მდგომარეობს ახალი შეტყობინებების გაგზავნაში სხვა ობიექტებისთვის.

ლოგიკაზე დაფუძნებული მეთოდები იყენებენ პრედიკატების ლოგიკას შემდეგი ფორმის დეკლარატიული გამონათქვამების ერთობლიობის ანალიზის მართვისთვის. გამონათქვამს აქვს შემდეგი ფორმა:

| შედეგი: - წინაპირობა-1, წინაპირობა-2, ...წინაპირობა-N.

წინაპირობები – პრედიკატები მოწმდება ჭეშმარიტულობაზე. შედეგი - პრედიკატს ჭეშმარიტია, თუ მისი წინაპირობები შესაძლებელია დამტკიცდეს როგორც ჭეშმარიტი. ლოგიკური პროგრამა იღებს რა მიზანს, ადარებს მას დამახსოვრებული გამონათქვამების შედეგებს. ძებნის გამოყენებული მეთოდი მსგავსია პროდუქციების ენების მართვის სქემაში გამოყენებული უკუ-გადაჯაჭვის (backward chaining). მიზნის დასამტკიცებლად იგი ცდილობს ქვემიზნების

დამტკიცებას, რომლებათაც განიხილავს შედეგის წინაპირობებს. ყველა ქვეპიზნის დამტკიცებით თვით მიზანი არის დამტკიცებული. PROLOG-ში ძებნა ხისტად იმართება ინტერპრეტატორის მიერ, ანუ იგი არ ახდენს ძებნის შეზღუდვას, რამაც რეალური სამყაროს ამოცანების გადაწყვეტისას შეიძლება გამოიწვიოს კომბინატორული აფეთქება. თუმცა PROLOG-ის მოდელთან შედარების მექანიზმი (pattern-matching), ჩაშენებული რელაციური მონაცემთა ბაზა, ეფექტური კომპილატორები მის დადებით მხარეებს წარმოადგენს.

დაშვებაზე ორიენტირებული მეთოდები იყენებენ დემონებს (demons), პროცედურებს, რომლებიც გამოიძახება როდესაც მონაცემები იცვლება ან იკითხება, რათა მონიტორინგი გაუწიონ პროგრამებს ან გარე მოწყობილობებს.

ცოდნის ინჟინერიის ენებში საერთოა ის, რომ მათ გააჩნიათ წინასწარ განსაზღვრული მზა გამოყვანის მექანიზმი. ხოლო პროგრამირების ენაში, მაგალითად LISP-ში ექსპერტული სისტემის დამუშავებისას იგი გამოიყენება, როგორც კომპონენტი, რომლის ბაზაზეც უნდა შეიქმნას მაღალი დონის ცოდნის წარმოდგენისა და გამოყვანის მექანიზმი. ცოდნის ინჟინერიის შემთხვევაში ამოცანაზე მორგება უკვე გაკეთებულია. ფართოდ გამოყენებული ცოდნის ინჟინერიის ენებია. მაგ: EMYCIN, EXPERT, OPS5, ROSIE და ა.შ.

ექსპერტული სისტემები ნაკლებად ადაპტირებულია დროითი და სივრცითი ცოდნის წარმოდგენისთვის საღ აზრზე დაფუძნებული აზროვნებისთვის. მათი სუსტი მხარეა საკუთარი უნარის ზღვრის დადგენის და წინააღმდეგობრივ ცოდნასთან მუშაობის სირთულე.

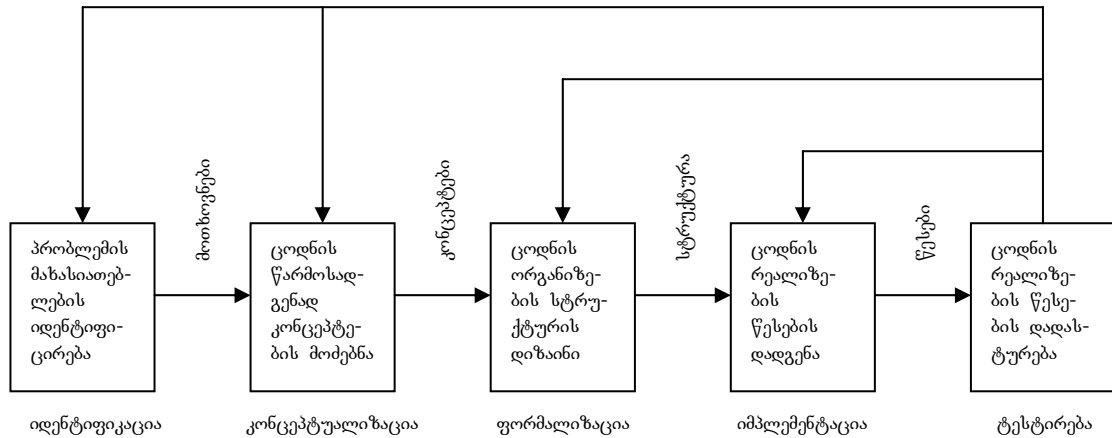
ექსპერტული სისტემის ინსტრუმენტებში ლი პრობლემატური მხარეა ცოდნის შეძენის ამოცანა, ცოდნის ბაზის დახვეწა, და ცოდნის წარმოდგენის სხვადასხვა სქემების კომბინირების ამოცანა.

ექსპერტული სისტემების შექმნა საჭიროებს მნიშვნელოვან დროით და ადამიანურ რესურსებს. ზომიერად რთული ამოცანისთვის 2-4 ადამიანის მონაწილეობით ჭირდება 5-10 ადამიანი/წელი, რთული ამოცანის შემთხვევაში – 3-5 ადამიანის მონაწილეობით 15 ადამიანი/წელი, და ძალიან რთული ამოცანის შემთხვევაში 4-6 ადამიანამდე და დახლოებით 30 ადამიანი/წელი [1].

დროთა განმავლობაში მონაცემთა ბაზის გაფართოება შესაძლებელს ხდის დამატებითი ფუნქციონალურობის უზრუნველყოფას, ცოდნის ინჟინრის მიერ

კონცეპტუალიზაციის გაუმჯობესებით., და მასთან დაკავშირებული ცოდნის თავიდან ფორმულირებით. როდესაც ცოდნა არის ფიქსირებული და ფორმალიზებული, ამ შემთხვევაში ამ სფეროს ალგორითმული კომპიუტერული პროგრამები უფრო შესაფერისია ფიქსირებული და ფორმალიზებული ცოდნის შემთხვევაში, ხოლო ევრისტიკული ექსპერტული სისტემები - სუბიექტური, ცუდად კოდიფიცირებული და ნაწილობრივ ზედაპირული ცოდნის შემთხვევაში. ვინაიდან ასეთი ტიპის ცოდნა იშვიათად არის ფორმულირებული პროგრამაში მოხერხებულად გადატანისთვის. ამიტომ ექსპერტისგან ცოდნის ამოღების და მისი ექსპერტულ სისტემაში გადატანის პროცესი მნიშვნელოვანი და რთული ამოცანაა. ეს გულისხმობს პრობლემის განსაზღვრას და ასევე ექსპერტისგან მიღებული ცოდნის (ფაქტებისა და დამოკიდებულებების) წარმოდგენას. ცოდნის წყაროებს გარდა ადამიანი-ექსპერტებისა შეიძლება წარმოადგენდნენ წიგნები, მონაცემთა ბაზები, და სხვა. ცოდნის ინჟინერისთვის ექსპერტისგან ცოდნის მიღებას ხელს უშლის კომუნიკაციის პრობლემები, როგორცაა ექსპერტის მიერ გამოყენებული ლექსიკა. ხოლო ცოდნის ინჟინერი უნდა დაეხმაროს ექსპერტს საპრობლემო გარემოს შესახებ ცოდნის სტრუქტურირებაში, საპრობლემო გარემოს ცნებების იდენტიფიცირებასა და ფორმალიზებაში.

ხელოვნური ინტელექტის ადრეულ პროგრამებში გამოყენებული იყო “ხელნაკეთი” ცოდნა, როდესაც პროგრამისტის მიერ ექსპერტის ცოდნა პროგრამულ კოდში გადადიოდა ცოდნისა და ცოდნის გამოყვანის მექანიზმის დაუცილებლად. არაა იმისა რომ ასეთი პროგრამის შექმნა და გამართვა უდიდეს ძალისხმევას მოითხოვს, თითქმის შეუძლებელია განახლებების შემთხვევაში სისტემის მდგრადი მუშაობის შენარჩუნება. შემდეგ ეტაპზე ცოდნის ინჟინერი გახდა სისტემისთვის ცოდნის შექმნაში დამხმარე, რომლის დროსაც ექსპერტი ურთიერთქმედებს ცოდნის ინჟინერთან, ან პროგრამასთან სისტემის შესაქმნელად. ამ შემთხვევაში საპრობლემო გარემოს შესახებ ცოდნა დაცილებულია დანარჩენი პროგრამისგან და განთავსებულია მონაცემთა სტრუქტურებში, ანუ ცოდნის ბაზაში. ეს უზრუნველყოფს ცოდნის ბაზის უფრო იოლად გაფართოვების თუ მოდიფიკაციის შესაძლებლობას. მეორე ვარიანტში ექსპერტი ურთიერთქმედებს ექსპერტულ სისტემასთან ჭკვიანი რედაქტორი პროგრამის მეშვეობით. ცოდნის შექმნის ეტაპები ნაჩვენებია ნახ.1-ზე (აღებულია [2]-დან).



ნახ.1 ექსპერტული სისტემის ცოდნის შექმნის ეტაპები

იდენტიფიკაციის ეტაპზე ხდება მონაწილეების, პრობლემის მახასიათებლების, რესურსების და მიზნების იდენტიფიცირება. კონცეპტუალიზაციის სტადიაზე იხვეწება იდენტიფიკაციის ეტაპზე გამოვლენილი ძირითადი კონცეპტები და დამოკიდებულებები. ფორმალიზაციის სტადიაზე კონცეპტუალიზაციის ეტაპის შედეგები გადაიყვანება ფორმალურ წარმოდგენაში. ამ ეტაპზე ცოდნის ინჟინერმა საჭირო ინფორმაცია უნდა მიაწოდოს ექსპერტს ხელმისაწვდომი ცოდნის წარმოდგენების ოპტიმალური ვარიანტების და ინსტრუმენტების შესახებ. იმპლემენტაციის ეტაპზე ფორმალიზებული ცოდნა გადაყვანება ცოდნის წარმოდგენის კონკრეტულ გარემოში, რომელიც შეესაბამება მოცემული პრობლემისთვის არჩეულ ინსტრუმენტს. ამ ეტაპზე ცოდნის ინჟინერი ქმნის ექსპერტული სისტემის პროტოტიპს. ხოლო ტესტირების ეტაპზე ხდება მისი შეფასება.

უცილებელია განმარტებითი კომპონენტის რეალიზება, რაც შემდგომში გააადვილებს ექსპერტისა და ცოდნის ინჟინრის მიერ სისტემის გაუმჯობესებას.

ერთ-ერთ მიმართულებას წარმოადგენს ცოდნის შექმნის ამოცანის ავტომატიზაცია. ეს პროგრამები დაფუძნებულია ზოგადი კლასიფიკაციის წესების გამოყვანაზე, სასწავლო მაგალითების გამოყენებით (META-DENDRAL, AQ-11). თუმცა ზოგიერთ კომპონენტში სისტემის მიერ ექსპერტის შესაბამისი ეფექტურობა ვერ მიიღწევა [2].

ექსპერტული სისტემის აგების ინსტრუმენტის დაპროექტებისას განიხილება ისეთი საკითხები, როგორცაა: ზოგადობა, სისრულე, ენის თვისებები, მონაცემთა ბაზის სტრუქტურა და კონტროლის მეთოდები. ზოგადობის გაზრდა ცხადია ხდება

შემდეგ შექმნილი ექსპერტული სისტემების ეფექტურობისა და სიმძლავრის დაქვეითების ხარჯზე. ამიტომ უფრო ეფექტურია მიდგომა, როდესაც ზოგადობის უზრუნველყოფა ხდება მხოლოდ შერჩეული პრობლემების კლასისთვის. გაითვალისწინება საჭირო სისრულის დონე, რომელიც დამოკიდებულია თუ რომელი და რამდენი შესაძლებლობები უნდა იყოს ჩადებული სისტემაში (განმარტების შესაძლებლობა, სარწმუნოების ფაქტორები). რაც უფრო სპეციალიზებულია სისტემა, მით მეტია მისი სპეციალური შესაძლებლობები (EMYCIN, KAS, EXPERT), რადგან რთულია ზოგადი დანიშნულების ინსტრუმენტში ექსპერტული სისტემის მრავალი საჭირო შესაძლებლობის რეალიზება. ხოლო სპეციალიზაცია ამავე დროს ამაღლება სისტემის სიმძლავრე და ეფექტურობა შეზღუდული გამოყენების სფეროში. პროცედურული ცოდნის აღსაწერად საჭირო მაღალი დონის წარმოდგენის ენა კი ყველა ინსტრუმენტისთვის აუცილებელია [3].

პროგრამა, რომელიც შედგება ბაზური ოპერაციების ერთობლიობისაგან, ახდენს ადამიანის მიერ რეალური ცხოვრების ინფორმაციის დამუშავების საქმიანობის იმიტირებას. კომპიუტერული პროგრამა ახდენს ცოდნის დამუშავების ნაწილის ავტომატიზაციას. თუმცა მონაცემთა ბაზების სისტემები წარმოადგენს მცდელობას დამუშავდეს ლოგიკური კავშირების წარმოდგენა უფრო მაღალ დონეზე, ცოდნის ასეთი წარმოდგენა არასაკმარისია ადამიანი-ექსპერტის ცოდნის დამუშავების პროცესის ავტომატიზაციისთვის. მის მიზეზია ის რომ პროცესი, რომლის საშუალებითაც ექსპერტი ახდენს საწყისი მონაცემების გაცრას, სინთეზირებას და ტრანსფორმაციას, კარგად არ არის გარკვეული. ამიტომ პრობლემის ეს ასპექტები ხელოვნური ინტელექტის მეთოდებით კვლევის საგანს წარმოადგენს.

კლასებისა და დამოკიდებულებების წარმოსადგენად შესაძლებელია პრედიკატების აღრიცხვის გამოყენება, რომლის დროსაც ხდება სხვადასხვა ობიექტებს შორის დამოკიდებულების განსაზღვრა დამოკიდებულების სახელის (პრედიკატის) მეშვეობით, ხოლო ფრჩხილებში მიეთითება ობიექტების სია. მაგალითად, ფაქტი, რომ “გიორგის უყვარს თამარი“ შეიძლება წარმოდგეს ასე: **უყვარს (გიორგი, თამარი)**. ასეთი ჩანაწერი გამოხატვის კიდევ უფრო მეტ სიმძლავრეს აღწევს არგუმენტებად ცვლადების გამოყენებით, და ასევე

დამაკავშირებელი ოპერატორების გამოყენებით, როგორცაა “და“, “ან“, “არა“ და “თუ... მაშინ“.

რაც შეეხება მართვის სტრუქტურაში პროდუქციების სისტემის გამოყენებას, აქ გამოიყოფა სამი კომპონენტი: კლასიფიკაცია და დამოკიდებულებები, წესები, და მართვის სტრუქტურები. კლასიფიკაციები და დამოკიდებულებები რეალიზებულია როგორც მონაცემთა ბაზა (ფაქტების ბაზა), და ძირითადად შეესაბამება დეკლარატიულ ცოდნას. პროცედურები წარმოადგენენ შემდეგი ტიპის წესების ერთობლიობას: **თუ** (პირობა) **მაშინ** (მოქმედება), ხოლო მართვის სტრუქტურა (წესების ინტერპრეტატორი) განსაზღვრავს რომელი წესი უნდა იქნას მოსინჯული შემდეგ ჯერზე. (პირობა) ამოწმებს მონაცემთა ბაზის მიმდინარე მდგომარეობას, ხოლო (მოქმედება) ამა თუ იმ გზით ანახლებს მას.

პრედიკატების აღრიცხვით ცოდნის დამუშავებისთვის გამოიყენება მოცემული ფაქტებისა და წესების ერთობლიობიდან ახალი ფაქტებისა და წესების გამოყვანის წესები. რამოდენიმე ცოდნის გამოყვანის წესია: Modus Ponens : $(A \rightarrow B, A \vdash B)$, და უნივერსალური სპეციალიზაცია: $(\forall (X) W(X), A \vdash W(A))$.

პრედიკატების აღრიცხვის გამოყენებისას პრობლემას წარმოადგენს ის, რომ იგი არის მონოტონური, და გამოტანილი დასკვნები არასდროს არ გადაიხედება. რეალურ ცხოვრებაში ეს იწვევს სისტემის არაადექვატურობას, ვინაიდან ახალი ფაქტების გამოვლენის შემთხვევაში ხშირად საჭირო ხდება ზოგიერთი მანამდე გაკეთებული დასკვნის ანუღირება. პრობლემატურია ისიც, რომ გამოყვანის წესების ბრმა გამოყენება იწვევს კომბინატორულ აფეთქებას. ამიტომ ამ პრობლემის გადასაჭრელად ექსპერტულ სისტემებში ცოდნის წარმოსადგენად გამოიყენება ხელოვნური ინტელექტის სხვა მეთოდები, რომლებიც ითვალისწინებენ ექსპერტულ ცოდნას კონკრეტულ სფეროში. ექსპერტის უპირატესობა ამ შემთხვევაში არის ის, რომ იგი ეყრდნობა საკუთარ გამოცდილებას ამოცანის გადაწყვეტისას და არ ახდენს ძებნის ზოგადი მეთოდების გამოყენებას, რაც ძალიან არაეფექტური იქნებოდა.

ასეთი ექსპერტული ცოდნის წარმოდგენის ფორმალიზმია სემანტიკური ქსელები, სტრუქტურირებული ობიექტები (ფრეიმები) და პროდუქციის წესები.

სემანტიკური ქსელები ეფუძნება ძველ და ძალიან მარტივ იდეას, რომ მეხსიერება შედგება ცნებებს შორის ასოციაციებისგან.

სემანტიკური ქსელის ბაზურ ფუნქციონალურ ელემენტს წარმოადგენს ორი წერტილისგან, მწვერვალებისგან შედგენილი სტრუქტურა. ისინი ერთმანეთთან დაკავშირებულია რკალით. თითოეული მწვერვალი წარმოადგენს ცნებას, ხოლო რკალი წარმოადგენს ორ ცნებას შორის დამოკიდებულებას. რკალის ორიენტირებულობა განსაზღვრავს ფაქტის შემადგენელ ცნებებს შორის სუბიექტი-ობიექტის დამოკიდებულებას. ერთი წვერვალის რამოდენიმე მწვერვალთან დაკავშირება გვაძლევს ფაქტების ქსელის აგების საშუალებას.

დამოკიდებულებებს შორის ერთ-ერთი ყველაზე მნიშვნელოვანი - “არის ელემენტი“, გამოიყენება ობიექტების კლასისთვის მიკუთვნების აღსანიშნავად. სხვა მნიშვნელოვანი დამოკიდებულებებია: “ქვესიმრავლე“, “აქვს“, და ა.შ.

სტრუქტურული ობიექტის (ფრეიმის) ცნებით ხდება პროტოტიპის შექმნის მიზნით ობიექტის ან მოვლენის თვისებების ორგანიზების იდეის ფორმალიზება.

მინსკის მიხედვით ფრეიმი არის მონაცემთა სტრუქტურა სტერეოტიპური სიტუაციის წარმოსადგენად. ფრეიმი შეგვიძლია გავიაზროთ, როგორც მწვერვალებისა და დამოკიდებულებების ქსელი. ფრეიმის “მაღალი დონეები” ფიქსირებულია და წარმოადგენს ისეთ რაღაცეებს, რომლებიც ყოველთვის ჭეშმარიტია ნაგულისხმევ სიტუაციაში. ქვედა დონეს აქვს მრავალი ტერმინალი (“სლოტები”, slots), რომლებიც უნდა შეივსოს მონაცემების კონკრეტული ეგზემპლარებით [4].

ფრეიმით აგებული სისტემის დადებით მხარეს წარმოადგენს ის, რომ ობიექტის ან მოვლენის აღწერის ელემენტები დაჯგუფებულია და შესაძლებელია მათდამი მიმართვა და მათი დამუშავება ერთ ჯერზე.

ფრეიმებში გამოყენებული პროცედურული მიბმა საშუალებას იძლევა სტრუქტურირებულ ობიექტებში ინტეგრირებული იქნეს კლასიკური პროგრამები.

პროცედურული ხასიათის შენარჩუნების მიზნით ცოდნის წარმოსადგენად ყველაზე უფრო გამოსაყენებელი ფორმატია პროდუქციის წესი.

წესის მოქმედების ნაწილი შეიძლება შეიცავდეს კითხვას მომხმარებლისადმი, სტანდარტული პროგრამის გამოყენებას ან ფიზიკურ მოწყობილობასთან ურთიერთქმედებას, რათა გაუშვას ან გააჩეროს სისტემა, და პარალელურად მოახდინოს მონაცემთა ბაზის მოდიფიცირება. პროდუქციის წესების ერთობლიობა ამ წარმოადგენს ნებადართული გარდაქმნების ერთობლიობას,

რომლითაც პრობლემა განიცდის ევოლუციას საწყისი მდგომარეობიდან საბოლოო გადაწყვეტამდე. ამონახსნის მიმდინარე მდგომარეობა წარმოდგენილია ფაქტების ბაზაში არსებული ფაქტების ერთობლიობით. ნებისმიერ რეალისტურ სისტემაში ნებისმიერ მომენტში შეიძლება არსებობდეს რამოდენიმე წესი, რომელიც შეიძლება გამოყენებული იქნეს. ამიტომ მართვის სტრუქტურის დანიშნულებაა ასამოქმედებელი წესის არჩევა. ამისთვის სისტემაში გამოიყენება გადაწყვეტილებათა ხე, რომელიც განსაზღვრავს თუ რომელ სიტუაციაში რა მოქმედება უნდა იქნეს სისტემის მიერ ჩატარებული. მდგომარეობათა სივრცეში ძებნა ისე უნდა იყოს ორგანიზებული, რომ რაც შეიძლება სწრაფად შეიძლებოდეს იმის განსაზღვრა, წარმატებით დამთავრდება თუ არა ამოხსნა. ეს საშუალებას იძლევა თავიდან იქნეს აცილებული ყველა შესაძლებელი ძებნის გზის გავლა. ამასთან პრობლემის სივრცე იყოფა ქვესივრცეებად ისე, რომ თვითოეული ქვეპრობლემის გადაწყვეტა შესაძლებელი იყოს დანარჩენებისგან დამოუკიდებლად.

ექსპერტულ სისტემებში ახალი ფაქტების გამოსაყვანად გამოყენებულია ძებნის ორი სტრატეგია: 1) წინა გადაჯაჭვა: პროცესი იწყება საწყისი ფაქტებიდან და ხდება იმ წესების ამოქმედება, რომელთა პირობები (მარცხენა მხარე) დაკმაყოფილებულია. ასეთნაირად მიღებული ფაქტები ემატება ფაქტების ბაზას, და ა.შ. გაჯერებამდე. 2) უკუგადაჯაჭვა: პროცესი იწყება ფაქტით, რომელიც წარმოადგენს მისაღწევ მიზანს. გადაისინჯება ყველა წესი, რომელსაც შედეგში (მარჯვენა ნაწილში, დასკვნაში) აქვს ეს მიზანი. განიხილება თითოეული ეს წესი. თუ ყველა მათი წინაპირობა (მარცხენა ნაწილში) დაკმაყოფილებულია საწყისი ფაქტების ბაზაში, მიზანი მიღწეულია, და თუ არა, ხდება უცნობი პირობების დამახსოვრება, როგორც ახალი მიზნებისა, და ციკლი თავიდან მეორდება თითოეული მათგანისთვის.

სქემატურად ადამიანი პრობლემას წყვეტს სამ ეტაპში: შინაარსის გაგება, პრობლემის კარგი წარმოდგენის მოძებნა, ამოხსნის ადაპტირებული მეთოდის გამოყენება. ხშირად ეს მეთოდები ურთიერთდაკავშირებულია. პირველი ეტაპი ხელოვნურ ინტელექტში შეესაბამება ბუნებრივი ენის გაგების სფეროში კვლევებს. თავდაპირველი კვლევები, რომლებიც ძირითადად დაფუძნებული იყო ფრაზების სიტყვა-სიტყვით სინტაქსურ ანალიზზე, იყენებდა ჩომსკის სინტაქსურ გრამატიკებს. ორაზროვნების პრობლემის მოხერხებულად გადასაწყვეტად (მაგალითად

ნაცვალსახელების შემთხვევაში) ანალიზისთვის, რომელიც ერთდროულად სინტაქსურიც არის და სემანტიკურიც, გამოიყენება ვუდსის მიერ შემოღებული გადასვლის ქსელები (ATN-Augmented Transition Network). ეს მიდგომა მოქმედებს შეზღუდულ სფეროში, სადაც უკვე განსაზღვრულია გადასვლის ქსელები. სხვა სფეროებში მოქმედებისთვის საჭიროა ახალი ATN-ბის აგება [5].

ძებნის დროს გამოიყენება სტრატეგიული გეგმები, რათა თავიდან იქნეს აცილებული ყველა ფაქტის გადასინჯვა. ეს არის ცოდნა იმის შესახებ, თუ როგორ უნდა იქნას გამოყენებული ცოდნა, ანუ მეტა-ცოდნა. პროდუქციების წესებზე დაფუძნებულ ექსპერტულ სისტემებში ეს მეტა-ცოდნა წარმოდგენილია მეტა-წესებით. მაგალითად, MYCIN-ში გამოყენებული მეტა-წესები განსაზღვრავს თუ რომელი წესები უნდა იქნას განხილული პრიორიტეტულად ამა თუ იმ თერაპიული შემთხვევის დროს.

კლიენტ-სერვერის არქიტექტურაზე აგებული სისტემებიდან აღვნიშნავთ e-SARS სისტემას [6], რომელიც ახდენს ადამიანის მიერ მწვავე რესპირატორული დაავადების ანალიზისა და დიაგნოსტიკის მოდელირებას სხვა დაავადებების განხილვის საშუალებით, როგორცაა ატიპიური პნევმონია, ბაქტერიული პნევმონია, პნევმონია, ვირუსული პნევმონია და ტუბერკულოზი. პოტენციური დაავადების დიაგნოსტიკა, ხორციელდება შესაბამისი მონაცემების შეტანით კონსულტაციისას, რომლის დროსაც მომხმარებელმა უნდა უპასუხოს კითხვებს ნიშნებისა და სიმპტომების მოდულში. სისტემა დამუშავებულია როგორც ინტერნეტში, საიტზე განთავსებული ექსპერტული სისტემა, კლიენტ-სერვერის არქიტექტურით. სისტემის მეორე მოდულია ჯანმრთელობის შესახებ ინფორმაციის მოდული. გამოყვანის მექანიზმად გამოყენებულია წინა გადაჯაჭვა, ხოლო ცოდნის ბაზას შეადგენს პროდუქციის წესები, რომელშიც გამოყენებულია მეტა-წესები.

გარე ცოდნის ბაზაში გამოყვანის მექანიზმი გამოიყენება [7]-ში. მასში შემოთავაზებულია არქიტექტურა, რომელიც სთავაზობს გამოყვანის მექანიზმს გარე ცოდნის ბაზაში ისევე, როგორც ეს ხდება ექსპერტული სისტემის გარსის მხარეს. ამის შედეგად მხოლოდ გამოყვანის შედეგები გაეგზავნება უკან ექსპერტულ სისტემას, და არა აქვს ადგილი ფაქტების გაგზავნას რამოდენიმეჯერ ექსპერტული სისტემის მიერ განხორციელებულ ცოდნის გამოყვანის პროცესში. სისტემა-პროტოტიპი რეალიზებულია ობიექტურ-რელაციურ მონაცემთა ბაზაზე ORACLE

10G მბმს-ის გამოყენებით. არსებობს რამოდენიმე სისტემა, რომელიც ასევე იყენებს ექსპერტულ სისტემასა და გარე მონაცემთა სისტემას შორის დაკავშირებას, რათა შესაძლებელი იყოს უფრო დიდ მონაცემთა ბაზებთან მიმართვა. მაგ: PERK, ECOSYS, PARKA-DB, და SOPHIA. სისტემის იდეოლოგია ეფუძნება იმ აზრს, რომ დაშორებულ დასახლებულ პუნქტებში, როდესაც კვალიფიციური ექიმი არ არის ხელისაწვდომი (როცა საჭიროა), სხვა, ნაკლებად კვალიფიციურულ სამედიცინო მუშაკებს შეიძლება მოუწიოს სამუშაოს შესრულება. სამედიცინო დიაგნოსტიკის ექსპერტული სისტემა ამ შემთხვევაში ფასდაუდებელი ინსტრუმენტი იქნება. ცხადია, ზოგიერთი ინფორმაცია ხელმისაწვდომი იქნება გარე მონაცემთა ბაზებში (როგორცაა პაციენტების ავადმყოფობის ისტორია), ხოლო დანარჩენები მიღებული უნდა იქნეს პაციენტის გამოკითხვით.

ერთ-ერთი პრობლემა დიაგნოსტიკურ ექსპერტულ სისტემებში, რომლებიც მუშაობენ წესებით, არის ცოდნის ბაზის პროლუქცია, ვინაიდან მის ჰარმონიზაციას შეიძლება დიდი დრო დასჭირდეს. ზოგჯერ ექსპერტს არ შეუძლია განსაზღვროს თავისი ცოდნა და უნარები წესების მეშვეობით. იგი უფრო ხშირად არ იყენებს ფორმალურ ლოგიკას, არამედ ადარებს მიმდინარე სიტუაციას მის მსგავს მოდელთან და ცდილობს გადაწყვიტოს იგი იგივენაირად. ამიტომ შესაძლებელია ექსპერტის აზროვნება წარმოვადგინოთ ხელოვნური ნეირონული ქსელის საშუალებით. ასეთი ჰიბრიდული ექსპერტული სისტემები, აგებულია ხელოვნური ნეირონული ქსელებისა და წესების გამოყენებით, რომლებიც წარმოდგენილია გადაწყვეტილების ხით. როდესაც ცნობილია წესები, გამოიყენება ჩვეულებრივი მიდგომა, ხოლო როდესაც არ არის ცნობილი ზუსტი პროცედურა, რომლებსაც ექსპერტი იყენებს, მაგრამ არის საკმარისი ექსპერიმენტული მონაცემები მისი ქცევის შესახებ, გამოიყენება ნეირონული ქსელები [8].

ექსპერტული სისტემის და ხელოვნური ინტელექტის ტექნოლოგიების ზრდა ყველაზე ოპტიმისტური პროგნოზების მოლოდინსაც კი აღემატება, მაგრამ ასევე იდენტიფიცირებულია თრენდი, რომ ბევრი ექსპერტული სისტემა გამოყენებას ვერ ჰპოვებს. ამის ერთ-ერთი შესაძლებელი მიზეზი არის ის, რომ მომხმარებლები შეიძლება არ არიან დარწმუნებულები სისტემის მიერ გაცემულ პროგნოზებში. ახსნა-განმარტების გაკეთება ექსპერტული სისტემის პროგნოზებს უფრო მისაღებს ხდის მომხმარებლებისთვის. თუ განმარტება არის მიზანშეუწონლად გრძელი და

მასში ჩასმულია მომხმარებლისთვის ნაკლებად საინტერესო ინფორმაცია, ის მის დარწმუნებულობას ვერაფერს ვერ მატებს. ერთ-ერთი მნიშვნელოვანი მიზანი განმარტებისა არის ის, რომ მან უფრო გასაგები უნდა გახადოს ცოდნა განხილული თემატიკის შესახებ. ასევე დიდი მნიშვნელობა აქვს, თუ რა ფორმით მიეწოდება განმარტება მომხმარებელს [9].

ექსპერტული სისტემების ტექნიკა წარმოადგენს მძლავრ ტექნოლოგიას, რომელსაც გააჩნია მრავალი პოტენციური გამოყენებები, როგორცაა, მაგალითად, პროგრამული უზრუნველყოფის ინსტრუმენტების გაძლიერება. ამ მიმართულებით შექმნილია ზოგიერთი ექსპერტული სისტემა, მაგალითად, CEST (C-ს ექსპერტული სისტემის ინსტრუმენტები) [10].

CEST შედგება: 1) გამოყვანის მექანიზმების ბიბლიოთეკისგან, რომელიც რეალიზებულია როგორც C-ს პროგრამები და 2) ცოდნის ინჟინერიის ინსტრუმენტებისგან, მონაცემთა ბაზების აგების ანალიზისა და მხარდაჭერისთვის. პირველი ინსტრუმენტი CEST-ში არის AVIEM-უკუგადაჯვარების გამოყვანის მექანიზმი, რომელიც რეალიზებულია როგორც C-ს ფუნქციები.

OPS5-ზე დაწერილი ექსპერტული სისტემებიდან აღსანიშნავია დიეტური რეკომენდაციების ექსპერტული სისტემა-DIET [11].

DIET სისტემაში პაციენტების შესახებ დიეტური ინფორმაცია მოიპოვება 5 კატეგორიის მიხედვით: დემოგრაფია, ლაბორატორიის შედეგები, სამედიცინო მდგომარეობა, მედიკამენტები და კვების მახასიათებლები, რომლებიც განიხილება დიეტის გეგმის შესადგენად. DIET სისტემა იოლად შეიძლება იყოს გაფართოებული სხვა სფეროებისთვის.

ცოდნის წარმოდგენის მეთოდად გამოიყენება პროდუქციის წესები. დიეტის რეკომენდაციის შესახებ გადაწყვეტილება მიიღება სხვადასხვა ვარიანტებისთვის უპირატესობის მნიშვნელობების გამოთვლის შედეგების საფუძველზე.

სასწავლო პროცესში გამოყენებულ ექსპერტულ სისტემებში ზოგჯერ მიზანშეწონილია სემანტიკური ქსელების გამოყენება, ვინაიდან სემანტიკური ქსელების ინსტრუმენტები წარმოადგენს შემეცნებით ინსტრუმენტს, რომლებიც იძლევიან ვიზუალურ და ზეპირ საშუალებებს ცნების არსის (შემეცნებითი რუკის) შემუშავებისთვის. პროგრამები, როგორცაა SemNet, Learning Tool, და TextVision, საშუალებას აძლევენ შემსწავლელებს რომ დაუკავშირონ ერთმანეთს იდეები,

რომლებსაც ისინი სწავლობენ ცნებების მრავალგანზომილებიან ქსელებში, მონიშნონ დამოკიდებულებები ამ ცნებებს შორის, და აღწერონ დამოკიდებულებების ბუნება ყველა იდეას შორის [12].

ექსპერტული სისტემის წარმატებით გამოყენებისთვის აუცილებელია ცოდნის ბაზის გადახედვის და გასწორების პროცედურების არსებობა. ექსპერტისგან მიღებული ცოდნა ყოველთვის სწორი არ არის. ხოლო ცოდნის რევიზიის ფაზას, როგორც წესი, მიაქვს ძალიან დიდი დრო ექსპერტისგან და ცოდნის ინჟინრისგან. ამიტომ არის საჭიროება ისეთი ინსტრუმენტისა, რომელიც მოახდენს ცოდნის ბაზის გადახედვას, როდესაც უზუსტობა აღმოჩნდება. ინდუქციური სწავლის კლასიკური ტექნიკა, რომელიც საზოგადოდ არის გამოყენებული მანქანურ სწავლებაში, შეიძლება გამოყენებული იქნას ამ რთული ამოცანის ავტომატიზებისათვის. ცოდნის რევიზიის ალგორითმმა ჯერ უნდა დაადგინოს ცოდნის ბაზაში ის ადგილი, რომელიც კორექციას საჭიროებს, და შემდეგ უნდა დაადგინოს თუ რა სახის კორექციაა საჭირო [13]. FRST-ში გამოყენებული ცოდნის წარმოდგენის ენაა CLIPS, NASA-ში შექმნილი ექსპერტული სისტემის გარსი. FRST-ში რევიზიის ოპერატორები იყოფა ორ ნაწილად: განზოგადების ოპერატორები, და სპეციალიზაციის ოპერატორები. რევიზიის ალგორითმი მოქმედებს ორ ეტაპად: პირველ ეტაპზე იგი ახდენს არაკორექტული ელემენტების იდენტიფიცირებას პროდუქციების სისტემაში, ხოლო მეორე ეტაპზე ახდენს იდენტიფიცირებული ელემენტის შესწორებას.

ექსპერტული სისტემის გამართვისთვის დიდი მნიშვნელობა ენიჭება ასევე მის ტესტირებას. პროდუქციებიანი ექსპერტული სისტემის დინამიური ტესტირების ჩვეულებრივი მეთოდია ტესტური პირობებისა და წინასწარ ცნობილ პასუხებზე სისტემის შემოწმება და სისტემის პასუხების შედარება მოსალოდნელ პასუხებთან. ტესტირების ასეთი მეთოდის ნაკლია ის, რომ არ არსებობს რაიმე ინდიკაცია იმის შესახებ, თუ რა დონეზე მოწმდება ტესტების საშუალებით წესების ბაზა. ფაქტიურად შეიძლება ისე მოხდეს, რომ წესების ბაზის გარკვეული სექციები საერთოდ არ შემოწმდეს ასეთი ტესტებით [14]. TRUBAC-ში გამოყენებულია წესების ბაზის ერთობლიობის დაფარვის ზონა მისი დინამიური ტესტირებისა და მართვისთვის. ამავე დროს TRUBAC-ის მიერ დადასტურებისთვის გამოყენებული წესების ბაზის წარმოდგენა შესაძლებელია ასევე იქნას გამოყენებული

ვერიფიკაციის ჩასატარებლად. TRUBAC იწვებს წესების ბაზის შეფასებას ორიენტირებული უმარყუჟო გრაფის აგებით. გრაფის აგების დროს ხდება იდენტიფიცირება უბრალო წინააღმდეგობრივი წესების და პოტენციური წინააღმდეგობრიობების (ორაზროვნების). გრაფის აგების დასრულების შემდეგ მომხმარებელს შეუძლია გაუშვას წესების ბაზის სტატიკური ანალიზი. ეს დაადგენს ჩამოკიდებულ პირობებს, უსარგებლო დასკვნებს, და მარყუჟებს წესების ბაზაში. ყოველი ტესტის შემდეგ მომხმარებელს შეუძლია მიუთითოს წესების ბაზის რომელი დაფარვის ზონა უნდა იქნეს გადახედილი, რათა დადგინდეს მანამდე მიწოდებული სატესტო მონაცემების ხარისხი, ან მომხმარებელს შეუძლია აირჩიოს დამატებითი ტესტების გაშვება. TRUBAC-ში წარმოდგენად გამოიყენება და/არა გრაფი, რომელიც არაცხადი სახით არსებობს წესების ბაზაში.

პირველი თაობის ექსპერტული სისტემები ეყრდნობოდა ისეთი ზედაპირული ცოდნის გამოყენებას, როგორცაა ასოციატიური ან ევრისტიკული ცოდნა. მეორე თაობის ტექნოლოგია ხასიათდება ორი თვისებით: ღრმა ცოდნით და მანქანური სწავლებით. ცოდნის შექმნის მეორე თაობის სამი მეთოდია: წესების სწავლა მაგალითებიდან, მოდელზე დაფუძნებული წესების სწავლა და ნახევრად ავტომატური მოდელის შექმნა [15].

განხილული შესაძლებლობებიდან ჩვენი ამოცანებისთვის არჩეული უნდა იყოს ცოდნის წარმოდგენის სამი ძირითადი ფორმა: პროდუქციები, სემანტიკური ქსელი და ფრეიმები. სახეთა ამოცნობის ამოცანაში ძირითადად პროდუქციულ ცოდნასთან გვაქვს საქმე, მაგრამ ძალიან ინტენსიურად არის საჭირო პროცედურული დამუშავებები ამოცანის სტატისტიკური და არა სიმბოლური ბუნებიდან გამომდინარე. ამიტომ ავირჩევთ პროდუქციების ერთობლიობების წარმოდგენას (rule sets). მაგრამ იქიდან გამომდინარე, რომ კლასიკური გამოთვლების ჩატარებაც არის საჭირო, ქვეპროგრამების სახით დავამუშავებთ გარე პროცედურებს, რომლებსაც გამოვიძახებთ პროდუქციებიდან. გამოყვანის მექანიზმად გამოვიყენებთ წინა გადაჯაჭვას, ხოლო მართვის გადაწყვეტილებების მისაღებად გადაწყვეტილებათა ხეს.

ავტომატური თარგმანის შემთხვევაში პროდუქციებთან ერთად გამოვიყენებთ სემანტიკურ ქსელებს (რაც მოსახერხებელია ლექსიკური ერთეულების ერთმანეთთან სემანტიკურად დასაკავშირებლად, ლექსიკური ან სტრუქტურული

ორაზროვნების გადაჭრისთვის), მაგრამ არ გამოვიყენებთ სათარგმნი ფრაზების გადაყვანას სემანტიკურ ქსელებში (არჩეული იერარქიული დეკომპოზიციის მიდგომის შესაბამისად, თუმცა არ შეგვიძლია უარყოთ კომბინირების ხელსაყრელობის შესაძლებლობა). ფრეიმებს ძირითადად გამოვიყენებთ რეალური სამყაროს შესახებ ცოდნასთან მიმართებაში. შესაბამისად დავამუშავებთ თითოეულ ამ წარმოდგენის ფორმებთან მუშაობის პროცედურებს.

ამოცანების ორიგინალურობიდან გამომდინარე, ორივე შემთხვევაში სისტემას დავამუშავებთ საკუთარი კონცეპციის საფუძველზე, თითოეული ამოცანისთვის საჭირო კომპონენტებით, მათ შორის განსაკუთრებული ყურადღება უნდა მიექცეს მომხმარებლისთვის ცხადი განმარტებების მიწოდებას, ექსპერტისთვის სისტემის ტესტირების საშუალებებს, და შესწორებებისა და მოდიფიკაციების შეტანის მოხერხებულობას.

1.2 სახეთა ამოცნობა

სახეთა ამოცნობის პრობლემა და ტექნიკა იყოფა რამოდენიმე საშუალო ეტაპად, რომელიც იწყება ფიზიკურ სამყაროში წარმოდგენილი პატერნით და მთავრდება ამ პატერნის კონკრეტულ კლასზე მიკუთვნების გადაწყვეტილებით. სახეთა ამოცნობის პროგრამის მიზანია გააანალიზოს რეალური სამყაროს სცენა რაიმე შემტანი მოწყობილობის საშუალებით, რომელიც ხშირად გადამწოდის რაიმე ფორმას წარმოადგენს [16].

სახეთა ამოცნობის პროცესის ზოგადი ეტაპებია: გამოსახულების სეგმენტირება მნიშვნელოვან ობიექტებად, ობიექტების დამუშავება, თვისებების ამოღება და გაზომვა, ობიექტის კლასიფიცირება ერთ ან რამოდენიმე კატეგორიად.

მანქანური ხედვის ბევრ ამოცანაში მნიშვნელოვანი მეთოდია საინტერესო ობიექტების გამოცალკეება იმ რეგიონებისგან, რომლებიც ფონს შეესაბამებიან. ზღურბლის განსაზღვრა ხშირად იძლევა ადვილ და მოხერხებულ მეთოდს სეგმენტაციის განსახორციელებლად ფერების სხვადასხვა ინტენსივობის საფუძველზე გამოსახულების წინა ხედის და ფონის რეგიონებს შორის. ზოგჯერ კი საჭიროა გარკვეული ინტენსივობის ზოლის ან ფერების პიქსელების გამოცალკეება. ზღურბლის დადგენა ამისთვისაც შეიძლება იქნას გამოყენებული [17].

უმარტივეს შემთხვევაში ზღურბლის დამუშავების შედეგი წარმოადგენს სეგმენტაციის შესაბამის ბინარულ გამოსახულებას, რომელშიც შავი პიქსელები შეესაბამება ფონს, ხოლო თეთრი პიქსელები - წინახედს (ან პირიქით). მარტივი რეალიზაციის დროს სეგმენტაცია განსაზღვრულია ერთადერთი პარამეტრით, ინტენსივობის ზღურბლით (Intensity threshold).

მრეწველობაში პროცესის არანორმალური ქცევის აღმოსაჩენად ფართოდ გამოყენებულ შიუჰარტის (Shewhart) მართვის დიაგრამებში ჩნდება პატერნების ამოცნობის საჭიროება. როგორც წესი, მართვის დიაგრამებში არსებობს ექვსი სახეობის არაბუნებრივი პატერნი: აღმავალი თრენდი, დაღმავალი თრენდი, ზედა დაძვრა, ქვედა დაძვრა, ციკლი, და სისტემატური პატერნი [18].

კონტროლირებული ნეირონული ქსელები ფართოდ იყო გამოყენებული მართვის დიაგრამის პატერნების ამოცნობაში. თუმცა მათ ამოცნობაში მაღალი სიზუსტე აქვთ, მათ გააჩნიათ ასევე შეზღუდვები ადაპტურობის მიღწევაში ხელახალი სწავლების გარეშე, და სწავლების პროცესი ნელია. მაგალითად, Al-Ghanim პირველმა წარმოადგინა არაკონტროლირებული სასწავლო ნეირონული ქსელი ART ქსელებზე დაფუძნებული მართვის დიაგრამებისთვის, მაგრამ მან შეძლო მხოლოდ არაბუნებრივი პატერნის ქცევის იდენტიფიცირება, და ვერ შეძლო დაედგინა რომელი არაბუნებრივი პატერნი გამოჩნდება. ეს იმიტომ, რომ არაკონტროლირებულ სწავლას არ შეუძლია მონიშნოს საბოლოო გამოძავალი ნეირონები, რომელთაც მიეკუთვნება არაბუნებრივი პატერნი. [18]-ში შენარჩუნებულია ძირითადი არაკონტროლირებულ სწავლების სქემა, მაგრამ ამავე დროს ხდება გამოძავალი ნეირონების მონიშვნა ზოგიერთი არაბუნებრივი პატერნებისთვის რიცხვითი შედარებების შესაბამისად. შემოთავაზებული ნახევრადკონტროლირებული სწავლების ალგორითმი ეფექტურია მართვის დიაგრამის პატერნის ამოცნობისთვის.

სახეთა ამოცნობის ამოცანა მნიშვნელოვანია, როდესაც მონაცემების მოცულობა ძალიან დიდია იმისთვის, რომ ხელით იქნეს დამუშავებული, ან როდესაც გამოსახულების გამოჩენის სისწრაფე მეტისმეტად დიდია ადამიანისთვის რომელიც მას იკვლევს. არაწრფივი გარდაქმნების გამოცალკევებადობის თვისებები პრინციპში არასრულია. ამიტომ ბუნებრივია ჯგუფურ თეორიაზე დაფუძნებული მეთოდების გამოყენება გამოცალკევებადობის თვისებების გაუმჯობესებისათვის.

მრეწველობის სფეროში პატერნების ამოცნობის ზოგიერთ შემთხვევებში შეიძლება მოხდეს სხვადასხვანაირი პროცესები და სიგნალის დამახინჯება. ერთ-ერთი ცნობილი პროცესის ფაქტორი შეიძლება აღიწეროს როგორც ფარდობითი მოძრაობა ობიექტსა და კამერის სისტემას შორის. არა აქვს მნიშვნელობა ობიექტი მოძრაობს კამერის წინ, თუ პირიქით [19].

ნებისმიერ შემთხვევაში მახასიათებლების ვექტორი შეიძლება გენერირებული იქნას ინვარიანტული გარდაქმნების საშუალებით. მახასიათებლების გენერაციისთვის, არაწრფივი ტრანსლაციაზე ინვარიანტული გარდაქმნების სპეციალური კლასია შესაფერისი. მახასიათებლების ვექტორი უნდა იქნეს სტაბილიზირებული და სწორად კლასიფიცირებული სხვადასხვა სტოხასტიკური პროცესების ზუსტი ცოდნის გარეშე. ბოკლიშმა და ბრაიბერმა (Boklish and Briber) შესთავაზეს პარამეტრული არამკაფიო პატერნების კლასიფიკაცია (FPC), რომლებიც თავიდან გამოყენებული იყო რთული წრფივი და არაწრფივი მართვის სისტემებისათვის. ასევე ეიხბორნმა (Eichborn) და სხვებმა გამოიყენეს და შეცვალეს კლასიფიკაციის კონცეპცია სხვადასხვა პატერნების ამოცნობის და კლასიფიკაციის სისტემებისათვის [19].

მრავალ პრაქტიკულ პატერნის ამოცნობის ამოცანაში როგორც მახასიათებლების, ასევე პატერნების კლასების რაოდენობა ძალიან დიდია. ასეთ შემთხვევებში სასარგებლოა მრავალსაფეხურიანი ამოცნობის სისტემის გამოყენება. მრავალსაფეხურიანი კლასიფიკაციის პროცედურა შედგება შემდეგი ეტაპებისგან [20]:

პირველ ეტაპზე იზომება ზოგიერთი კონკრეტული X_0 მახასიათებელი, რომელიც არჩეულია ყველა შესაძლებელი χ მახასიათებლებიდან, და რომელიც აღწერს ამოსაცნობ ობიექტს. ამ მახასიათებლების საფუძველზე მიიღება გადაწყვეტილება $d_i^{(1)}$. ეს გადაწყვეტილება რომელიც წარმოადგენს პირველ ეტაპზე ამოცნობის შედეგს, განსაზღვრავს გარკვეულ ქვესიმრავლეს ყველა კლასის სიმრავლიდან და ამავე დროს მიუთითებს $X_i^{(1)}$ მახასიათებლებზე (X -ს შორის), რომლებიც უნდა გაიზომოს იმისთვის, რათა მიღებული იქნას გადაწყვეტილება შემდეგ ეტაპზე. ახლა მეორე ეტაპზე იზომება $X_i^{(1)}$ მახასიათებლები, რომლებიც $d_i^{(1)}$ -თან ერთად წარმოადგენს ახალი $d_i^{(2)}$ გადაწყვეტილების მიღების საფუძველს. ეს გადაწყვეტილება, $d_i^{(1)}$ -ის მსგავსად მიუთითებს $d_i^{(2)}$ -ს მახასიათებლებზე,

რომლებიც აუცილებელია შემდეგი გადაწყვეტილების (მესამე ეტაპი) მისაღებად და ისევე როგორც წინა ეტაპზე, განსაზღვრავს კლასების გარკვეულ ქვესიმრავლეს, არა ყველა კლასის სიმრავლეში, არამედ იმ სიმრავლეში, რომელსაც მიუთითებს $d_i^{(1)}$ გადაწყვეტილება. ზოგადად, \mathcal{N} -ურ ეტაპზე $d_i^{(N)}$ გადაწყვეტილება, რომელიც მიღებულია განზომილი $\mathcal{X}_i^{(N-1)}$ მახასიათებლებით, რომლებიც განსაზღვრულია წინა გადაწყვეტილება $d_i^{(N-1)}$ -ით, განსაზღვრავს $d_i^{(N-1)}$ გადაწყვეტილებით მითითებული კლასების სიმრავლეში ქვესიმრავლეს და $\mathcal{X}_i^{(N)}$ მახასიათებლებს, რომლებიც აუცილებელია $(\mathcal{N} + 1)$ ეტაპზე გადაწყვეტილების მისაღებად. მთელი პროცედურა მთავრდება \mathcal{N} -ურ ეტაპზე, რომელშიც მიღებული გადაწყვეტილება ($d_i^{(N)}$) მიუთითებს ერთადერთ კლასზე, რომელიც არის მრავალსაფეხურიანი კლასიფიკაციის საბოლოო შედეგი.

გენეტიკური ალგორითმის გამოყენებით სწავლის საშუალებით მახასიათებლების განზომილების შემცირება წარმოადგენდა მნიშვნელოვან და ხანგრძლივ კვლევით პრობლემას სტატისტიკურ სახეთა ამოცნობაში. ზოგადად, განზომილებათა შემცირება შეიძლება განისაზღვროს როგორც გარდაქმნა საწყისი მაღალგანზომილებიანი სივრციდან დაბალგანზომილებიან სივრცეში, რომელშიც შესაძლებელია ზუსტი კლასიფიკატორის აგება. არსებობს განზომილებათა შემცირების ორი ძირითადი მეთოდი [21]:

მახასიათებლების ამორჩევა (feature selection), რომლის დროსაც ირჩევა შემავალი მახასიათებლების საუკეთესო შესაძლებელი ქვესიმრავლე, და მახასიათებლების ამოღება (feature extraction), რომელიც მდგომარეობს უფრო დაბალგანზომილებიან სივრცეში (როგორც წესი წრფივი) ტრანსფორმაციის მოძებნაში. თუმცა მახასიათებლების ამორჩევა ინარჩუნებს ამორჩეული მახასიათებლების საწყის ფიზიკურ მნიშვნელობას, იგი ძალიან ძვირი ჯდება დროითი სირთულის თვალსაზრისით, თუ მახასიათებლების დიდი რაოდენობაა ასარჩევი. ამის საპირისპიროდ მახასიათებლების ამოღება განხილულია, როგორც ახალი და უფრო მცირე მახასიათებლების სიმრავლის შექმნა, საწყისი მახასიათებლების კომბინირებით. [21]-ში განხილულია მახასიათებლების ამოღება მოქნილობისა და ეფექტურობის მიზნით. არსებობს მახასიათებლების ამოღების მრავალი ეფექტური მეთოდი. შეიძლება განხილული იქნას წრფივი და არაწრფივი მახასიათებლების ამოღების პროცედურები, კერძოდ: 1. დაშვება იმის, რომ

მონაცემებში არის გაუსის განაწილება. 2. არაპარამეტრული ნიმუშზე დაფუძნებული მეთოდების გამოყენება. 3. ბაიესის შეცდომის ემპირიული ალბათობის მინიმიზირება. 4. ობიექტის აღმწერი ინდივიდუალური მახასიათებლების (ან მახასიათებლების სიმრავლის) ინფორმაციული მნიშვნელობების კრიტერიუმების მაქსიმიზაცია.

ოპტიმიზაციის პრობლემები სახეთა ამოცნობის და კომპიუტერული ხედვის მნიშვნელოვან ნაწილს წარმოადგენს. ობიექტის ამოცნობისა და სცენის ანალიზის სფეროში ერთ-ერთი ყველაზე რთული ამოცანაა სიმბოლური აღწერების გამოთვლა, რომელიც ოპტიმალურად შეუსაბამებს ერთმანეთს გადამწოდის მონაცემებს და მოდელს და ხელმისაწვდომ ცოდნას საპრობლემო გარემოს შესახებ [22].

მიმდინარე თრენდი აჩვენებს, რომ კლასიკური სტატისტიკური სახეთა ამოცნობის ალგორითმების გამოყენება და გავრცობა სულ უფრო ხშირია გამოსახულების დამუშავებაში. კომპიუტერული ხედვის სფეროში წარმატებით გამოცდილი ალბათური მეთოდების მაგალითებია: 1. ბაიესის პარამეტრის შეფასების ტექნიკა ზედაპირის სეგმენტაციისთვის და მიღწევადი შეცდომების ქვედა საზღვრების გამოთვლისთვის; 2. სიმბოლური სტრუქტურების შედარების ალბათური რელაქსაციის თეორია; 3. მარკოვის შემთხვევით ველზე დაფუძნებული გამოსახულების სეგმენტაცია და მოდელზე დაფუძნებული გამოსახულების ინტერპრეტაცია. 4. ბაიესის ქსელები გამოსახულების მონიშვნისა და ინტერპრეტაციისთვის.

თუმცა კომპიუტერული ხედვის სფერომ ბოლო რამდენიმე ათეული წლის განმავლობაში მნიშვნელოვანი პროგრესი განიცადა, არის არეები, რომლებშიც ძირითადი გადაუჭრელი პრობლემები და პროგრესის არ არსებობა ძალიან ზღუდავს პრაქტიკული მნიშვნელობის ამოცანებისთვის კომპიუტერული ხედვის ტექნოლოგიის გამოყენებას. შედეგად, მიუხედავად იმისა, რომ გამოსახულების გაგების ალგორითმების კატალოგი მუდმივად იზრდება, შედარებით მცირე რაოდენობის სრული კომპიუტერული ხედვის სისტემები არის შექმნილი და თითქმის ყოველთვის ძირითად პრობლემას წარმოადგენს ის, რომ ისინი არიან ძვირი დიზაინის, ინტეგრაციის და შექმნის დროის თვალსაზრისით [23].

სქემის სწავლის სისტემა (SLS – Schema Learning System) სწავლობს ობიექტზე ორიენტირებულ ამოცნობის სტრატეგიებს სავარჯიშო

გამოსახულებებიდან და გამოსახულების გაგების ქვეპროგრამების ბიბლიოთეკიდან. მომხმარებელი (ან მასწავლებელი) მონიშნავს ობიექტის პოზიციას სავარჯიშო გამოსახულებებში და SLS ეძებს მას გამოსახულების გაგების ბიბლიოთეკაში, რათა მოძებნოს ოპერატორების კომბინაციები, რომლებიც საიმედოდ ძებნიან ამ ობიექტს. ძირითადი პრინციპი SLS-სა არის ის, რომ ხედვა არის მიზანზე ორიენტირებული პროცესი, რომელშიც ვიზუალური ალგორითმები ან უნარ-ჩვევები კომბინირებულია ამოცანაზე ორიენტირებული მეთოდით, რათა მოახდინოს კონცეპციების გენერირება [23].

აღწერილი ორგანზომილებიანი გამოსახულებებისთვის შეწონილი სასრული ავტომატის სიმძლავრე ძალიან რთული გამოსახულების აღწერისთვის ფართოდ იქნა შესწავლილი. სასრული ავტომატი ასევე შეიძლება იქნას გამოყენებული, როგორც ეფექტური ინსტრუმენტი ორგანზომილებიანი გამოსახულების შესაკუმშად. არსებობს რამოდენიმე პროგრამული უზრუნველყოფის პაკეტი, რომლებიც იყენებენ ასეთ შეკუმშვას [24].

ბაიესის ქსელები წარმოადგენს მათემატიკის ორი სხვადასხვა სფეროს კომბინაციას: გრაფების თეორიის და ალბათობის თეორიის. სწავლის ალგორითმები მოიცავს ალბათობის დისტრიბუციის სწავლის და ქსელის ტოპოლოგიის სწავლის კომბინაციას. ბაიესის ქსელები შეიძლება გამოყენებული იქნას სხვადასხვა სფეროებში, როგორცაა ავტომატური მეტყველების ამოცნობის დროითი სერიების პრობლემა.

გრაფიკული მოდელის ინსტრუმენტი გამოიყენება ვიზუალური ილუსტრაციისთვის და მუშაობს მოცემულ პრობლემაში ცვლადებს შორის პირობით დამოუკიდებლობებთან. ამას გარდა გრაფიკული მოდელი აჩვენებს ნებისმიერ შუალედურ ცვლადებს, რომლებიც ერთმანეთისგან ამორებს ორ პირობითად დამოუკიდებელ ცვლადს. ამ შუალედური ცვლადების საშუალებით ახდენს ორი პირობითად დამოუკიდებელი ცვლადი ერთმანეთზე ზეგავლენას [25].

კომპიუტერული ხედვის სფეროში ერთ-ერთი აქტუალური საკითხია სწავლებისა და ამოცნობის პრობლემებისადმი სტატისტიკური მიდგომა და აბსტრაქტული თეორიული პრინციპების შემუშავება, რომლებიც შეეფერება ავტომატურ მოდელის გენერირებას მაგალითებიდან, ობიექტების იდენტიფიკაციას და ლოკალიზაციას [26].

ძირითადი მათემატიკური აღწერიდან მიიღება ალგორითმები, რომლებსაც შეუძლიათ პროგნოზირებული მონაცემების პარამეტრის შეფასების პრობლემის დამუშავებას კი. ექსპერიმენტებმა აჩვენა, რომ ალბათური მიდგომა შესაფერისია 2-განზომილებიანი და 3-განზომილებიანი ობიექტის ამოცნობის პრობლემების ამოხსნისთვის ნაცრისფერის დონეებიანი სურათების გამოყენებით. მეთოდი ასევე შეიძლება იქნეს გამოყენებული 3-განზომილებიანი გამოსახულების დამუშავების საკითხებისთვის გამოსახულებების დიაპაზონის გამოყენებით, ანუ 3-განზომილებიანი შემავალი მონაცემებით [26].

დინამიური ბაიესის ქსელები (DBN) წარმოადგენს სასარგებლო ინსტრუმენტს რთული სტოხასტიკური პროცესების წარმოსადგენად. ისინი გამოიყენება რეალურ ცხოვრებისეულ სფეროებში, მათ შორის მეტეოლოგიის ამოცნობის პრობლემებში [27].

DBN-ის საშუალებით წარმოდგენილი ფაქტორული მდგომარეობები საშუალებას იძლევიან გარკვევით წარმოდგეს ხანგრძლივი არტიკულაციები და აკუსტიკური კონტექსტი დამალული მარკოვის მოდელების (HMM) ფონეტიკური მდგომარეობის ინფორმაციასთან ერთად [27].

სახეთა ამოცნობის განხილული მეთოდებიდან ჩვენი ამოცანისთვის შესაფერისია ზღურბლის გამოყენება საინტერესო პატერნების გამოსაკვეთად. შემდეგ კი პატერნების შედარების მეთოდების გამოყენება მათი ამოცნობისთვის. ამოცნობის პროცესში გამოვიყენებთ სტატისტიკურ მეთოდებს, პარამეტრიზებული თანხვდენის ზღურბლის მისადაგებით.

1.3 ბუნებრივი ენის დამუშავება და ავტომატური თარგმანი

ცოდნის წარმოდგენის პარადიგმებს შორის არის სემანტიკური ქსელები ან უფრო ზოგადად კონცეპტუალური გრაფები. წინადადების აზრი გამოხატულია ორიენტირებული და ეტიკეტირებული გრაფით, რომლის მწვერვალები შეესაბამებიან ცნებებს, რკალები ეტიკეტირებულია და შეესაბამებიან კონცეპტუალურ დამოკიდებულებებს ცნებებს შორის.

ენის სემანტიკა – ეს არის ორიენტირებული და ეტიკეტირებული გრაფის სემანტიკა: მწვერვალს შეიძლება გააჩნდეს რამოდენიმე შემავალი ან გამომავალი რკალი. რკალები არიან ორიენტირებული და თითოეული რკალი ასოცირებულია

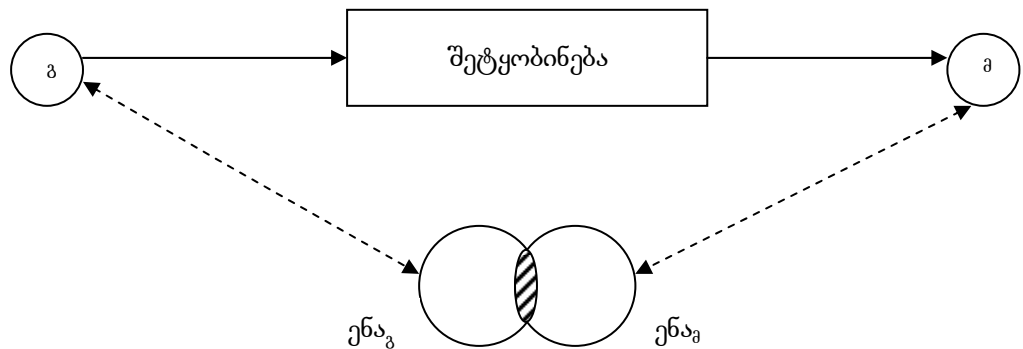
სახელთან, რომელიც ახდენს ორ მწვერვალს შორის დამოკიდებულების იდენტიფიცირებას. მწვერვალი წარმოადგენს ცნებას, რომელიც ფორმირებულია ცნების ტიპისგან და შესაძლებელია აგრეთვე ცნების რეფერენტისგან (რაზუდაც ცნება მიუთითებს).

ლოგიკური ენის სინტაქსის მხრივ ცნება წარმოდგენილია როგორც [ცნება]. ცნება1-ს გამოსავალი აღინიშნება როგორც:

$$[ცნება1] \rightarrow (\text{დამოკიდებულება}) \rightarrow [ცნება2]$$

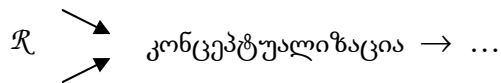
სემანტიკური ქსელის გადაყვანა სინტაქსურ ფორმაში შესაძლებელია კომპილატორის საშუალებით, ხოლო უკუგარდაქმნა შესაძლებელია გენერატორის საშუალებით [28].

ლინგვისტური კომუნიკაცია არსებითად წარმოადგენს შეტყობინებების გაცვლას თანამოსაუბრეებს შორის შემდეგი სქემის მიხედვით (ნახ2) (აღებულია [29]-დან):



ნახ.2 ლინგვისტური კომუნიკაციის სქემა

სტიმულს წარმოადგენს სამყარო, რომელზეც კეთდება მინიშნება (რეალური ან წარმოსახვითი). იგი არის არასრული და არადისკრეტული. გადამცემმა მენტალურად უნდა ამოარჩიოს ელემენტების გარკვეული რაოდენობა თავისი აღქმიდან: ყველაფერი, რაც არის წარმოდგენილი და აღქმული, არ არის ნათქვამი. ეს არის კონცეპტუალიზაციის ფუნდამენტალური ფენომენი ან სელექციური რელუქცია R რეფერენტის (რაზუდაც არის მითითება) (ნახ.3) (აღებულია [29]-დან):



ნახ.3 კონცეპტუალიზაციის სქემა

ინტეგრალური ეტიკეტირება თუმცა ელემენტალურ დონეზე, მაგრამ მაინც იძლევა საშუალებას გამოკვლეული იქნას სხვადასხვა სოციალური კატეგორიების მოსაუბრეების მიერ წარმოთქმული წინადადებებისგან შემდგარი ტექსტის კორპუსი. ეტიკეტირება ორიენტირებულია ამოცანათა კლასზე (problem oriented tagging).

ხეები წარმოადგენს ჩვეულებრივ მექანიზმს, რათა მოხდეს სინტაქსური დამოკიდებულებების ანოტირება. ანალიზი შეიძლება იყოს ნაწილობრივი ან სრული. სრული – ეს ერის ხე, რომელიც ფარავს მთელ ფრაზას, რომლის ფოთლებიც წარმოადგენს ფრაზის სიტყვებს. ნაწილობრივია, როდესაც ერთ მოცემულ ფრაზას შეესაბამება ერთი ან რამოდენიმე ხე, რომელშიც დატოვებულია ნაწილები, რომლებიც არ არის გაანალიზებული [30].

სემანტიკური ეტიკეტირება წარმოადგენს ტექსტის ერთეულებისთვის (მორფემა, სიტყვა, გამონათქვამი, სინტაგმი...) სემანტიკური ეტიკეტის მიბმას, რომელიც მიუთითებს შემთხვევისდა მიხედვით სიტყვის ან გამონათქვამის აზრს, სემანტიკურ თვისებებს ან კატეგორიებს, სფეროს ან რეგისტრის აღმნიშვნელს და ა.შ.

MUC (message understanding conference – შეტყობინების აზრის გაგების კონფერენციები) კონფერენციებმა მიზნად დაისახეს ამ სფეროს გამოკვლევა. მოხდა გადასვლა ტექსტის გაგებიდან შეტყობინებების გაგებაზე, შემდეგ კი ინფორმაციის ამოღებაზე.

1990-იან წლებში გაჩნდა უფრო მოკრძალებული მიდგომა სემანტიკური ანალიზისადმი. ამიერიდან მიზანს წარმოადგენდა არა დოკუმენტის ექსტენსიური ანალიზი, არამედ გარკვეული ინფორმაციული სქემების შენიშვნა ტექსტუალური მაჩვენებლების საშუალებით [31].

ლოკალური ანალიზი ეყრდნობა მხოლოდ ლოკალურ გადამწოდებს (transducers). “ლექსიკური ანალიზი”, “რაობის ამოცნობა”, და “ნაწილობრივი სინტაქსური ანალიზი” არის ზოგადი და იყენებს სტანდარტულ ინსტრუმენტებს,

რომლებიც იძლევიან ლექსიკონებისა და ზედაპირული გრამატიკის (shallow parsing) გამოყენების საშუალებას. ეს ანალიზი წარმოადგენს საფუძველს ფრაზების მოდელების ან სქემების გამოსაყენებლად (extraction patterns), რომელიც წარმოადგენს სისტემის ცენტრალურ ნაწილს. ხშირად საუბარია ლექსიკურ-სინტაქსურ მოდელებზე, ანუ სინტაქსურ სტრუქტურებზე, რომლებიც ლექსიკურ ელემენტებს შეიცავენ. მაგალითად:

<პიროვნება> იქნა მოკლული/დაჭრილი... ან
საწესდებო კაპიტალია <რიცხვი> <ერთეული>.

ავტომატური თარგმნის ახალ მიმართულებებს წარმოადგენს ლინგვისტური წესების ერთობლიობის დიზაინი, უკვე აპრობირებული ლინგვისტური ცოდნა წესებზე დაფუძნებულ პარადიგმაში. ასევე ე.წ. ემპირიული მიდგომები. ორივე ამ მიმართულებას მნიშვნელოვანი იმპულსი მისცა მანქანის მიერ წაკითხვადი ლექსიკონური რესურსების და ტექსტის კორპუსის ხელმისაწვდომობამ [32].

ბარ-ჰილელის თვალსაზრისით მთლიანად ავტომატური მაღალი ხარისხის თარგმანი არ წარმოადგენს გონივრულ მიზანს მეცნიერული ტექსტებისთვისაც კი. ადამიანი-მთარგმნელი მაღალი ხარისხის თარგმანის მისაღწევად ხშირად იძულებულია გამოიყენოს მნიშვნელოვანი ზელინგვისტური ცოდნა, რომლის გარეშეც შეუძლებელი იქნებოდა სემანტიკური ორაზროვნებების გადაწყვეტა [33]. ამიტომ იგი ასკვნის, რომ გონივრულ მიზანს წარმოადგენს ან მთლიანად ავტომატური დაბალი ხარისხის თარგმანი, ან ნაწილობრივ ავტომატური მაღალი ხარისხის თარგმანი.

მონტაგის მიერ შემოტანილი იქნა სინტაქსური კატეგორიები (არატრანზიტული და ტრანზიტული ზმნური ფრაზების, ტერმინების და ბაზური გამონათქვამების კატეგორიები), სინტაქსური წესები (ბაზური წესები და ფუნქციონალური წესები, კონიუნქციისა და დიზიუნქციის წესები, კვანტიფიკაციის წესები, დროისა და ნიშნის წესები) და მათზე ოპერაციები ინტენსიონალური ლოგიკის ფარგლებში, რომლებშიც გადაიყვანება (გადაითარგმნება) ინგლისური ფრაზები [34].

IBM-ს მეცნიერების მიერ (ბრაუნი და სხვები) ავტომატური თარგმანისთვის განიხილებოდა მხოლოდ ცალკეული ფრაზები, ცალკეული წინადადებები. მათი შეხედულებით ერთ ენაში ყოველი წინადადება შეიძლება წარმოადგენდეს სხვა ენის

ნებისმიერი წინადადების თარგმანს. წინადადებების ყოველ წყვილს (S,T) ენიჭება ალბათობა $\Pr(T|S)$, რომელიც ინტერპრეტირებულია როგორც ალბათობა იმისა, რომ მთარგმნელი აწარმოებს T-ს სამიზნე ენაში, როდესაც მას მიეცემა S წყარო (საწყისი) ენაში. მათ ავტომატური თარგმნის პრობლემა განიხილება შემდეგნაირად [35]:

მოცემული T-სთვის სამიზნე ენაში ხდება წინადადება S-ს ძებნა, რომლისგანაც მთარგმნელმა აწარმოვა T. ვინაიდან შეცდომის შანსი მინიმიზირებული იქნებოდა ისეთი S წინადადების შერჩევით, რომელიც ყველაზე უფრო ალბათურია მოცემული T-სთვის, საჭიროა აირჩეს S ისე, რომ მოხდეს $\Pr(S|T)$ -ის მაქსიმიზაცია. ბაიესის თეორემის თანახმად:

$$\Pr(S|T) = \frac{\Pr(S) \times \Pr(T|S)}{\Pr(T)} \quad (1.1)$$

ამ განტოლების მარჯვენა ნაწილში გამოყოფი არ არის დამოკიდებული S-ზე, ამიტომ საკმარისია აირჩეს S, რომელიც ახდენს ნამრავლის მაქსიმიზაციას. ნამრავლის პირველ წევრს ეწოდა ენის მოდელის ალბათობა, და მეორე წევრს, T-ს - თარგმანის ალბათობა მოცემული S-თვის. თარგმანის ალბათობა შეგვიძლია წარმოვიდგინოთ როგორც საწყისი ენის იმ სიტყვების შეთავაზება, რომლებისგანაც შეიძლება ნაწარმოები იქნეს სამიზნე წინადადებაში მონაწილე სიტყვები, ხოლო ენის მოდელის ალბათობა – როგორც მიმდევრობა, რომლის მიხედვითაც უნდა დალაგდეს ეს საწყისი ენის სიტყვები.

ბრაუნისა და სხვების მიერ შემოთავაზებული ავტომატური თარგმანის სტატისტიკური მიდგომა ქმნის სისტემატურ ჩარჩოს ლექსიკური ორაზროვნების გადაჭრის პრობლემის გადასაჭრელად [36]. მაგალითად, მათ მიერ აღწერილი სისტემა თარგმნის ფრანგულ წინადადებას *Je vais prendre la décision* (მე მივიღებ გადაწყვეტილებას), როგორც *I will make a decision*, სწორად ახდენს რა *prendre* (აღება) ზმნის ინტერპრეტირებას, როგორც *make* (კეთება). ეს მიიღწევა ტრიგრამული (trigram) ენის მოდელის წყალობით, რომელიც ამოიცნობს, რომ სამსიტყვიანი მიმდევრობა *make a decision* უფრო ალბათურია, ვიდრე *take a decision*. თუმცა თუ *take* და *decision* ერთ ტრიგრამში არ არიან, მაშინ ენის მოდელი ვერ ხვდება რომ *take my own decision* არაალბათურია, და სისტემა

არასწორად თარგმნის: Je vais prendre ma propre décision (მე მივიღებ ჩემს საკუთარ გადაწყვეტილებას) როგორც I will take my own decision.

კონტექსტის სწორი ლოკალური კოდირების მიღწევა შეიძლება ანალიზის ფაზაში აზრის (მნიშვნელობის) ორაზროვნების გადაჭრის კომპონენტის დამატებით, რომელიც ფრანგულ სიტყვებს აზრის ეტიკეტებს დაუსვამს. თუ prendre ეტიკეტირებულია ერთი აზრით décision-თან კონტექსტში, ხოლო სხვა კონტექსტში – განსხვავებული აზრით, მაშინ თარგმანის მოდელი ისწავლის ტრენინგის მონაცემებიდან, რომ პირველი აზრი, როგორც წესი, უნდა გადაითარგმნოს როგორც make, ხოლო მეორე – როგორც take.

Viterbi გათანაბრებაში, გათანაბრებულ ფრანგულ და ინგლისურ სიტყვებს შორის კავშირის (connection) ანალოგიურად, ბრაუნი და სხვები იღებენ გათანაბრების სიმრავლეს. $p(e,f)$ არის ალბათობა, რომ ამ სიმრავლიდან შემთხვევითად აღებული კავშირი დააკავშირებს ინგლისურ სიტყვა e -ს ფრანგულ სიტყვა f -თან. $P(e,f)$ -ის ისინი ითვლიან ურთიერთინფორმაცია ფრანგულ სიტყვასა და მასთან კავშირში მყოფ ინგლისურ სიტყვას შორის. ისინი თავაზობენ მეთოდს, რომლითაც სიტყვა მონიშნება აზრით, რომელიც დამოკიდებულია კონტექსტზე, რომელშიც იგი ჩნდება ისეთნაირად, რომ გაიზარდოს ურთიერთინფორმაცია კავშირის წვერებს შორის. ფრანგული სიტყვისთვის განხილული იქნა კითხვები შვიდი ინფორმაციისთვის: სიტყვა მარცხნივ, სიტყვა მარჯვნივ, პირველი არსებითი სახელი მარცხნივ, პირველი არსებითი სახელი მარჯვნივ, პირველი ზმნა მარცხნივ, პირველი ზმნა მარჯვნივ, და მიმდინარე სიტყვის დრო, თუ ის ზმნა არის, ან მიმდინარე სიტყვის მარცხნივ პირველი ზმნის დრო. ინგლისური სიტყვისთვის კი კითხვები მხოლოდ ერთით მარცხნივ სიტყვისთვის, და ორით მარცხნივ სიტყვისთვის [36].

ტექსტის მკითხველი აგებს აღწერილი ობიექტების, მოვლენების და სიტუაციების სურათს. მკითხველი სამყაროს შესახებ ცოდნის საშუალებით ცდილობს გადაწყვიტოს და ცხადი გახადოს ტექსტი. ბუნებრივ ენაზე მოლაპარაკებისთვის ზოგადი და საერთო ცოდნის დონე, რომელიც შეიძლება იქნეს წარმოდგენილი გამოთვლების სახით ტექსტის გაგებისთვის, რეალიზებული იქნა მიაშიტი სემანტიკის (naïve semantics) სახით, რომელიც წარმოადგენს სიტყვებთან ასოცირებულ საღი აზრის ცოდნას.

მიამიტი სემანტიკა ახდენს სიტყვების იდენტიფიცირებას ცნებებთან, ნომინალური ცნებები წარმოადგენენ ობიექტების კატეგორიზაციას მიამიტი თეორიების საფუძველზე, რომელიც შეეხება კონცეპტუალიზებული ობიექტების ბუნებას და ტიპიურ აღწერას.

ზმნური ცნებები წარმოადგენენ კონცეპტუალიზებული მოვლენებისა და მდგომარეობების იმპლიკაციების მიამიტ თეორიას. ცნებები განიხილება როგორც მიამიტი იმის გამო, რომ ისინი არ არიან ყოველთვის ობიექტურად ჭეშმარიტი, აქვთ მხოლოდ შორეული კავშირი სამეცნიერო თეორიებთან. მაგალითად, “ჯონი არის ბაკალავრი” წარმოადგება შემდეგი პრედიკატების კონიუნქციით (აღებულია [37]-დან):

$$\text{bachelor}(X) \Leftrightarrow \text{adult}(X) \ \& \ \text{human}(X) \ \& \ \text{male}(X) \ \& \ \text{unmarried}(X) \quad (1.2)$$

ასეთ თეორიებში წინადადებას “ჯონი არის ბაკალავრი” შეიძლება მიენიჭოს ჭეშმარიტულობის მნიშვნელობა “ბაკალავრის” მნიშვნელობის წარმოდგენის საფუძველზე, რომლებსაც წინადადება გადაყავთ ლოგიკურ ფორმულაში, რომელიც აცხადებს, რომ პიროვნება, რომელიც აღნიშნულია “ჯონი”-თ, არის ობიექტების სიმრავლეში, რომელიც აღნიშნულია “ბაკალავრი”-თ. ეს წინადადება ჭეშმარიტია მხოლოდ მაშინ, როდესაც “ბაკალავრი”-ს აზრის წარმოდგენაში (1.2) ყველა თვისება ჭეშმარიტია “ჯონი”-ს შესახებ. არსებითად ეს არის მრავალი გამოთვლითი ცოდნის წარმოდგენის სქემის მიდგომა, როგორცაა KRYPTON, შანკის (Schank) მიდგომა და ლინგვისტური სემანტიკის თეორიები, როგორცაა სხვადასხვა ავტორების შრომები (Katz და Jackendoff).

დღესაც კი, როდესაც კომპიუტერი უსწრებს ყველაზე უფრო მძლავრ ადამიანს პრესტიჟულ ინტელექტუალურ ამოცანებში, მაგალითად ჭადრაკის თამაშში, ირკვევა, რომ იგი უძლურია ჩააბაროს ტიურინგის ტესტი და შეწვედეს “ქუჩის ადამიანის” ენობრივ ცოდნას. ენების ავტომატური დამუშავების სფერომ ბოლო წლების განმავლობაში განიცადა მნიშვნელოვანი განვითარება. კომპიუტერის დამახსოვრებისა და დამუშავების სიმძლავრის გაზრდამ კონკრეტულად შესაძლებელი გახდა მანამდე წარმოუდგენელი ახალი მიმართულებების და ახალი მიდგომების გამოჩენა, რომელიც დაფუძნებულია ტექსტის კორპუსზე, მაგრამ პრობლემა მაინც შორს არის გადაჭრისგან [38].

ლინგვისტმა ანდრე მარტინემ (André Martinet) ხაზს უსვამს “ბუნებრივი” ენების განსაკუთრებულ კომბინატორულ ხასიათს. ან შესთავაზა “ორმაგი არტიკულაციის” ცნება. მის სისტემაში პირველი არტიკულაცია ეს არის ისეთი, რომელიც მთლიანი წინადადების შესადგენად იძლევა ისეთი ერთეულების კომბინაციის შესაძლებლობას, რომლებსაც გააჩნიათ როგორც ვოკალური, ასევე აზრობრივი ფორმა და რომელსაც იგი უწოდებს “მონემებს” (იგივე მორფემები). მაგ. წინადადება “მე თავი მტკივა” შედგება მორფემებისგან “მე”, “თავი”, “მტკივა”. მეორე არტიკულაცია აღწერს თუ როგორ არის თითოეული მორფემა დაშლადი ელემენტალური და აზრსმოკლებული ფონური ერთეულების მიმდევრობად, ფონემებად. თითოეული ეს დონე აღწერს დისკრეტული ელემენტების ღია კომბინატორიკას. ეს ინსტრუმენტი ფუნდამენტალურად განსხვავდება ანალოგური ტიპის კოდირებისგან, რომელსაც იყენებენ, მაგალითად, ფუტკრები, რომლებიც თავიანთი ფრენის ამპლიტუდისა და ორიენტაციის მოდულირებას ახდენენ, რათა შეატყობინონ თავიანთ თანამოძმეებს საკვები წყაროს ადგილი. როგორც შენიშნავდა პინკერი (Pinker), ბუნების მიერ არჩეული ინფორმაციის გადაცემის ორი ყველაზე რთული სისტემა, კერძოდ, ბუნებრივი ენები და გენეტიკური კოდი, ორივე ეყრდნობა დისკრეტულ ერთეულებს [38].

ჩომსკის (Chomsky) ლინგვისტური ტრადიციების მემკვიდრეობის დიდი ნაწილის გამოყენება მოხდა მარტინეს პირველი არტიკულაციის ბუნების აღსაწერად ზუსტი წესების საშუალებით, რაც წარმოადგენს სინტაქსს. ამ კვლევის პროგრამის სათავეში არის ჰიპოთეზა, რომ სინტაქსური წესების სასრული რაოდენობა საკმარისია ყველა გრამატიკულად კორექტული შესაძლებელი ფრაზის საწარმოებლად (რომელთა რაოდენობა უსასრულოა). ეს თვისება, რომელიც რეკურსიული პროცესების მახასიათებელს წარმოადგენს, არის ფორმალურ გრამატიკებზე ნაშრომების საწყისი წერტილი.

მაგრამ სინტაქსისადმი მინიჭებული ეს პრიმატი ახდენს ბუნებრივ და ფორმალურ ენებს შორის განსხვავების მინიმიზაციას. იგი ჩრდილავს იმას, რაც წარმოადგენს ენების დაუჯერებელ სიმძლავრეს: მათ უნარს მინიშნება გააკეთონ იმაზე, რაც მათთვის გარეგანია. თქვან რაიმე სამყაროს შესახებ. ეს თვისებაც ორ დონეზე მოქმედებს: ლექსიკური სემანტიკის დონეზე და წინადადებების სემანტიკის, პრედიკაციის დონეზე [38].

იმისთვის რომ ლექსიკონები იყოს აწყობილი ან ადაპტირებული ახალი სფეროს ტექსტურ კორპუსთან. ეს შეიძლება მოხდეს ერთ-ერთი შემდეგი მეთოდით [39]:

1. ლექსიკონში სიტყვისთვის ახალი მნიშვნელობის დამატება;
2. ლექსიკონში ახალი სიტყვის შეტანა;
3. სიტყვის არსებული მნიშვნელობისთვის ქვეკატეგორიზაციის ან პრეფერენციულობის პატერნის დამატება.

ზოგადად სიტყვის აზრის ორაზროვნების გადაჭრა გულისხმობს ტექსტში ან საუბარში მოცემული სიტყვის დაკავშირებას მნიშვნელობის (აზრის) განსაზღვრასთან, რომელიც განსხვავდება სხვა მნიშვნელობებისგან, რომლებიც პოტენციურად შესაძლებელია რომ ამ სიტყვას მიენიჭოს. ამიტომ ამოცანა შედგება ორი ეტაპისგან [40]:

1. ყველა განსხვავებული აზრის განსაზღვრა თითოეული სიტყვისათვის, რომელიც განსახილველ ტექსტში ან საუბარშია გამოყენებული;
2. ტექსტში სიტყვის თითოეული გამოჩენისთვის მისთვის შესაბამისი აზრის მინიჭების ინსტრუმენტი.

სხვადასხვა გრამატიკულ კატეგორიებს მიკუთვნებული ჰომოგრაფების შემთხვევაში აზრის ორაზროვნება შეიძლება გადაიჭრას მორფო-სინტაქსური ორაზროვნების გადაჭრით (მაგ: play როგორც ზმნა და არსებითი სახელი). ამიტომ ძირითადი ძალისხმევა მიმართული იქნა სხვადასხვა სინტაქსურ კატეგორიებს მიკუთვნებული ჰომოგრაფების აზრების განსასხვავებლად.

მეორე ეტაპი, სიტყვებისთვის აზრების მინიჭება, ხორციელდება ინფორმაციის ორ მთავარ რესურსზე დაყრდნობით:

1. კონტექსტზე, რომელშიც ეს სიტყვა მონაწილეობს, ფართო გაგებით;
2. გარე ცოდნის წყაროებზე. მათ შორის ლექსიკური, ენციკლოპედიური, და ა.შ. რესურსები, და ასევე “ხელით შექმნილი” ცოდნის წყაროები, რომლებიც სასარგებლო მონაცემებს იძლევიან სიტყვების აზრებთან დასაკავშირებლად [40].

სიტყვის მნიშვნელობების ხელით ნაწარმოებ აღწერას ჰქონდა პრობლემები, მათ შორის სიძვირე, მნიშვნელობების შემთხვევითად მინიჭება, და საპრობლემო გარემოსთან შეუსაბამობა. ამ პრობლემების გადასაჭრელად შემოთავაზებულია

სიტყვის მნიშვნელობის მინიჭების მეთოდი ორენოვანი შედარებადი ტექსტის კორპუსის და ორენოვანი ლექსიკონის საფუძველზე [41]. იგი აჯგუფებს პირველი ენის სამიზნე სიტყვის მეორე ენის თარგმან ექვივალენტებს ტრანს-ენობრივად გათანაბრებული (aligned) დისტრიბუციის პატერნების საფუძველზე. ამგვარად იგი წარმოქმნის სამიზნე სიტყვის ტექსტის კორპუსთან შესაბამისი მნიშვნელობების იერარქიას, რომელთაგან თითოეული განსაზღვრულია თარგმანების ექვივალენტების კრებულით. მეთოდის ეფექტურობის დემონსტრირება მოხდა ექსპერიმენტის საშუალებით, რომელიც იყენებს შედარებად ტექსტის კორპუსს, რომელიც შედგება Wall Street Journal და Nihon Keizai Shimbun-ის ტექსტური კორპუსებისგან EDR ორენოვან ლექსიკონთან ერთად [41].

განვიხილოთ რა ბუნებრივი ენის დაბუთების და ავტომატური თარგმანის მეთოდები და ტენდენციები, ჩვენი ამოცანისთვის გამოვიყენებთ ტრანსფერის ვარიანტს, რომელიც დაფუძნებულია საწყისი ენის წინადადებების წარმოდგენის სამიზნე წესებზე.

ლექსიკური სემანტიკის წარმოსადგენად გამოვიყენებთ სემანტიკურ ქსელს, ჰიპონიმებს და ჰიპერნიმებს. რეალური სამყაროს ცოდნის წარმოსადგენად ასევე გამოვიყენებთ ორიგინალურ, მოტივაციის (მოთხოვნილებების იერარქიის) პრინციპზე დაფუძნებულ ფრეიმებს.

2. შედეგები და მათი განსჯა

2.1 სახეთა ამოცნობის ამოცანის რეალიზაციის კონცეპცია

მიკროპროცესორის ოპტიმიზაციის ამოცანის შესაბამისი ექსპერიმენტული მონაცემები გრაფიკული ინტერპრეტაციის მიზნით დატანილია ნახაზზე. ექსპერიმენტები ტარდება ძირითადი მესხიერების მისამართებზე რომელთა რაოდენობა ვარირებს შემდეგნაირად: 8×8 , 16×16 , 32×32 , 64×64 და 65×65 . ძირითადი ექსპერიმენტები ტარდება 4225 (65×65) მესხიერების უჯრედებზე. ამასთან, ამ უჯრედების დამისამართება ხდება ისეთნაირად, რომ ისინი ინტერპრეტირებულია როგორც მატრიცა, რომლის ელემენტებიცაა შესაბამისი დამისამართების მქონე უჯრედების მნიშვნელობები. ეს მნიშვნელობები წარმოადგენენ შესაბამისი უჯრედების მახასიათებლებს (მიკროპროცესორის მიერ ამ უჯრედზე მიმართვის სისწრაფეს). სწორედ მატრიცის ამ მნიშვნელობების მიერ ფორმირებული რეგულარული პატერნების ამოცნობა წარმოადგენს ჩვენს ამოცანას. მატრიცის ელემენტებს, რომლებიც ასახულია სურათზე, ვარქმევთ წერტილებს. განიხილება შემდეგი სახის პატერნები: დიაგონალი, ჰორიზონტალური ხაზი, ვერტიკალური ხაზი, საფეხურებრივი პატერნი, კვადრატული ზონები (16×16 ელემენტების რაოდენობა), ბადისებრი პატერნები, და მეჩხერი წერტილებისგან შემდგარი პატერნები. ვიზუალურად ანალიზის მიზნით მატრიცის ელემენტები დატანილია ნახაზზე, და მნიშვნელობების ინტერპრეტირების მიზნით ხდება მათი წარმოდგენა სხვადასხვა ფერად. ოპტიმალურობისთვის ალებულია 15 ფერი, ანუ მატრიცის ელემენტები დაჯგუფებულია მნიშვნელობების მიხედვით 15 დიაპაზონად. ფერთა სპექტრი ვარირებს ლურჯი ფერიდან (ანუ ექსპერიმენტების საუკეთესო შედეგების შესაბამისი მნიშვნელობები) წითელ ფერამდე (ექსპერიმენტების ყველაზე ცუდი შედეგების შესაბამისი მნიშვნელობები). ამოცანა ასეთი ინტერპრეტაციის დროს დაიყვანება წითელი ფერის წერტილებით შედგენილი რეგულარული პატერნების ამოცნობასა და მათი პარამეტრების დადგენაში.

გარდა იმისა რომ სხვადასხვა ექსპერიმენტის დროს მონაცემების მნიშვნელობები სხვადასხვა პატერნების შექმნას იწვევს, ისინი ამავე დროს სხვადასხვა რიცხვით დიაპაზონშია. გარდა ამისა განსხვავებულია ასევე სხვადასხვა ექსპერიმენტის დროს მიღებული დიაპაზონების გაბნევა (სიფართოვე). ამოცანის

გადაწყვეტისას მხედველობაში უნდა იქნეს ეს უკანასკნელი პარამეტრი, ვინაიდან ძალიან ვიწრო დიაპაზონის შემთხვევაში თუნდაც საინტერესო პატერნები გამოუსადეგარია, და მთლიანი მატრიცა (და შესაბამისი გრაფიკული გამოსახულება უნდა ჩაითვალოს მონობლოკად).

პატერნების პარამეტრები, რომლებიც გამოსახულებიდან უნდა იქნეს ამოღებული, შემდეგია: კოორდინატი, სიფართოვე, ინტერვალი, პატერნის წერტილების საშუალო მნიშვნელობა, დამთხვევის კოეფიციენტი. კოორდინატი მიეთითება ორდინატის ღერძის მნიშვნელობა შესაბამისად, საიდანაც იწყება პატერნი. ამასთან, თუ საჭიროა, ხდება ორდინატის ღერძზე პატერნის საწისი წერტილის ექსტრაპოლაცია, ანუ შეიძლება გვქონდეს კოორდინატის უარყოფითი მნიშვნელობები. სიფართოვე აღწერს თუ რამდენი მომიჯნავე პატერნია ერთად დაჯგუფებული (და ეს ჯგუფი განიხილება როგორც ერთი პატერნი). ინტერვალი მიუთითებს თუ რამდენი პოზიციით (წერტილით) არის განსახილველი პატერნი დაშორებული მის წინ (მარცხნივ) მყოფ იგივე ტიპის პატერნიდან (ერთი და იგივე ტიპის პატერნების ზოლების შემთხვევაში). პატერნის წერტილების საშუალო მნიშვნელობა ხარისხობრივად ახასიათებს პატერნს, იძლევა რა ინდიკაციას თუ რამდენად მნიშვნელოვანია იგი მისი საშუალო მნიშვნელობის (ანუ, გამოსახულების შემთხვევაში ფერის) მიხედვით. პატერნის საშუალო მნიშვნელობას წარმოადგენს მისი შემადგენელი წერტილების საშუალო არითმეტიკული მნიშვნელობა. დამთხვევის კოეფიციენტი წარმოადგენს პარამეტრს, რომელიც რაოდენობრივად ახასიათებს პატერნს, ანუ იგი იძლევა ინდიკაციას, თუ რა რაოდენობის წერტილი დაემთხვა პატერნში მოდელს, ანუ რამდენად “სავსეა” პატერნი წერტილებით. ამ პარამეტრის მნიშვნელობა დამოკიდებულია პატერნის წერტილებისთვის ზღურბლის დადგენაზე. მეორეს მხრივ, თვით პატერნის ამოცნობა ან არ ამოცნობა რაოდენობრივად დამოკიდებულია წინასწარ დადგენილ დამთხვევის ზღურბლზე.

ცხადია, პატერნის მნიშვნელოვნობა განსაზღვრულია ამ პატერნის პარამეტრების კომბინაციით. ზოგადად, რაც უფრო მეტია პატერნის წერტილების რაოდენობა, პატერნის რეგულარულობა და განმეორებადობა, პატერნების დამთხვევის კოეფიციენტი, და პატერნის საშუალო მნიშვნელობა, მით უფრო მნიშვნელოვანია პატერნი. მაგრამ არც თუ იშვიათად, რთული ექსპერიმენტალური

პირობების შემთხვევაში, როდესაც ძნელად, ან თითქმის არ იკვეთება რეგულარული პატერნები, დიდი მნიშვნელობა ენიჭება მცირე ოპტიმიზაციასაც კი, ანუ “მსუბუქი” პატერნების ამოცნობას.

ექსპერიმენტული მონაცემების ანალიზმა ცხადყო რომ ზოგიერთ შემთხვევაში ადგილი აქვს შემავალი მონაცემების დამახინჯებას, რომელიც შეიძლება ჩაითვალოს ექსპერიმენტების შეცდომად. ამ მოვლენის დროს მატრიცის ელემენტების უმნიშვნელო რაოდენობა ($<0.1\%$) ძალიან არის გადახრილი დანარჩენი ელემენტების მნიშვნელობებიდან. ეს ფაქტორი პრობლემას ქმნის სტატისტიკური ანალიზისას, ვინაიდან მონაცემთა რიცხვითი დიაპაზონი იზრდება გადახრილი მნიშვნელობების ხარჯზე, მაშინ როდესაც რეალურად ეს მნიშვნელობები პატერნების თვალსაზრისით არამნიშვნელოვანია მათი რაოდენობრივი სიმცირის და მათ მიერ ფორმირებული პატერნების სუსტი პარამეტრული მახასიათებლების გამო. ამიტომ სისტემაში გადაწყდა გამოგვეყენებინა გადახრილი მონაცემების (outliers) გაფილტვრა იმ შემთხვევებში, როდესაც პირველადი სტატისტიკური ანალიზისას ირკვევა რომ მონაცემების დიაპაზონი მეტისმეტად დიდია მონაცემების დისტრიბუციასთან შედარებით. გადახრილი მონაცემების გაფილტვრა ხორციელდება მატრიცაში მათი მომიჯნავე ელემენტების საშუალო არითმეტიკული მნიშვნელობის ჩანაცვლებით. გასაფილტრი მონაცემების ზღვრული ოდენობა ემპირიულად განსაზღვრული იქნა როგორც $T_{out} = 5$ (64×64 მატრიცის შემთხვევაში), და იგი არის პარამეტრიზებული.

იმისთვის, რომ არ მოხდეს საჭირო მონაცემების გაფილტვრა, გაფილტვრის პროცესი იტერაციულია. პირველ ბიჯზე ხდება მატრიცის შემოწმება ზოგადი კრიტერიუმის თანახმად დისტრიბუციის ნორმალურობაზე, და თუ კრიტერიუმი არ დაკმაყოფილდა, ხდება ერთი გადახრილი მონაცემის ამოგდება. შემდეგ ისევ მოწმდება მატრიცა და ა.შ. მაქსიმუმ დადგენილ ზღვრულ მნიშვნელობამდე (საწყისი (default) პარამეტრული მნიშვნელობის შესაბამისად T_{out} -ჯერ). იტერაციები წყდება თუ მორიგი იტერაციის შემდეგ მატრიცის ელემენტების განაწილება აღმოჩნდა ნორმალური, რის შემდეგაც იწყება პატერნების ამოცნობის პროცესი. წინააღმდეგ შემთხვევაში, ყველა იტერაციის დასრულების შემდეგ გამოითანება გადაწყვეტილება რომ გამოსახულება მონობლოკია (ანუ არ შეიცავს საინტერესო პატერნებს) და იგი ხმაურიანია.

მატრიცის ელემენტების დისტრიბუციის ნორმალურობის შესაფასებლად ვიყენებთ სტანდარტული გადახრის და დიაპაზონის თანაფარდობას, და ვადგენთ მათ ზღვრულ მნიშვნელობას. საჭიროა, რომ ეს ზღვრული მნიშვნელობაც იყოს პარამეტრიზებადი, ვინაიდან როგორც ექსპერიმენტის შედეგების ანალიზი აჩვენებს, სხვადასხვა ექსპერიმენტის დროს ადგილი აქვს შედეგების რიცხვითი მნიშვნელობების სხვადასხვაგვარ დისტრიბუციას, და საჭირო ხდება ზღვრული მნიშვნელობის ადაპტირება. ეს მნიშვნელობა დუმილის წესით (by default) ემპირიულად აიღება.

სტანდარტულ გადახრას ვითვლით შემდეგი ფორმულით:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.1.1)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (2.1.2)$$

სადაც X წარმოადგენს ექსპერიმენტის შესაბამისი შედეგების მონაცემთა მატრიცის ელემენტს, N არის მატრიცის ელემენტების რაოდენობა (სტანდარტულ შემთხვევაში $N = 4225$), და σ არის სტანდარტული გადახრა (დისპერსია), \bar{x} არის მატრიცის ელემენტების საშუალო მნიშვნელობა (საშუალო არითმეტიკული).

აღვნიშნოთ Δx -ით დიაპაზონი $\{ \max(x_i) - \min(x_i), (i = 1 \div N) \}$,

ხოლო ზოგადი დისტრიბუციის კოეფიციენტი k_d -თი. მაშინ:

$$k_d = \frac{\sigma}{\Delta x} \quad (2.1.3)$$

k_d -ს სხვადასხვა ზღვრული მნიშვნელობების მოსინჯვისას განისაზღვრა მისი ოპტიმალური ზომა, $k_{dopt} = 0.1$, რომელიც სისტემისთვის დუმილის წესით აიღება. შესაბამისად, იმისთვის რომ მატრიცამ გაიაროს პირველადი კონტროლი მასში პატერნების შესაძლო არსებობაზე, საჭიროა დაკმაყოფილდეს პირობა (2.1.4):

$$k_d \leq k_{dopt} \quad (2.1.4)$$

ამ პირობის დაკმაყოფილების შემთხვევაში საჭიროა დაიწყოს პატერნების ამოცნობის პროცედურები, ხოლო მისი არ დაკმაყოფილების შემთხვევაში საჭიროა გადახრილი (ამოვარდნილი) ელემენტის მოძებნა: $x_{out} = \{ \max(x_i), (i = 1 \div N) \}$.

ამის შემდეგ ხდება x_{out} ელემენტის ამოვლება მატრიცაში მისი მომიჯნავე ელემენტებით გასაშუალების გზით, თავიდან გამოითვლება Δx და k_d და მიღებული მატრიცა ისევ გადის შემოწმებას (2.1.4) პირობის შესრულებაზე, და ა. შ. ვიდრე საბოლოოდ არ დაკმაყოფილდება (2.1.4) ან იტერაცია არ დატრიალდება T_{out} -ჯერ, რის შემდეგაც, (2.1.4) პირობის შეუსრულებლობის შემთხვევაში მიიღება გადაწყვეტილება, რომ გამოსახულება არის ხმაურიანი (ანუ მონაცემები ძალიან გაბნეულია) მონობლოკი.

პატერნების იდენტიფიკაციის პროცესი გულისხმობს ყველა შესაძლებელი პატერნის გადახედვას, და იმ პატერნების ამოღებას, რომლებიც სტატისტიკურად საკმარისად წონადია რათა კვალიფიცირებული იქნას ამა თუ იმ კლასის პატერნად. საწყისი მონაცემები, რომლებითაც წარმოდგენილია მატრიცა, წარმოადგენს პროცესის ციფრულ ინტერპრეტაციას, ანუ ციფრირების შედეგს. ეს მონაცემები მოითხოვს წინასწარ დამუშავებას, რათა შემდეგ მივუსადაგოთ ამოცნობის ალგორითმები. ამისთვის შემოგვაქვს ზღურბლის ცნება Z , რათა მისი საშუალებით მოვახდინოთ საწყისი მატრიცის ტრანსფორმაცია ბინარულ მატრიცად. ჩვენს შემთხვევაში შესაძლებელია ზღურბლის მნიშვნელობად გამოვიყენოთ სხვადასხვა სტატისტიკური მაჩვენებელი. სხვადასხვა შემთხვევაში საუკეთესო შედეგი მიღწეული იქნა ზღურბლად მატრიცის ელემენტების მედიანისა და საშუალოს გამოყენებისას. ამიტომ სისტემაში გათვალისწინებულია ორივე ვარიანტი, რომელთა შორისაც არჩევანს აკეთებს ექსპერტი. მედიანის შემთხვევაში ზღურბი გამოითვლება შემდეგნაირად (2.1.5):

$$Z_m = \left\{ \frac{(\max(x_i) + \min(x_i))}{2}, (i = 1 \div N) \right\} \quad (2.1.5)$$

ხოლო საშუალოს მიხედვით ზღურბლს ვითვლით შემდეგი ფორმულის მიხედვით (2.1.6):

$$Z_a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (2.1.6)$$

საწყისი მატრიცა M ზღვრული მნიშვნელობის მიხედვით გადაიყვანება ბინარულ მატრიცაში M_b (2.1.7):

$$M_b(i) = \begin{cases} 1 & \text{if } M(i) > Z \\ 0 & \text{if } M(i) \leq Z \end{cases}, \quad i = 1 \div N \quad (2.1.7)$$

ბინარულ მატრიცაზე დაყრდნობით შეგვიძლია ვაწარმოოთ ამოცნობის პროცესი. პირველ ეტაპს წარმოადგენს ყველა შესაძლებელი პატერნის გადამოწმება და მოდელთან შედარება. გადამოწმებისას ვიყენებთ მოდელთან დამთხვევის კოეფიციენტის ზღვრულ მნიშვნელობას R , რომელიც ასევე ემპირიულად იქნა დადგენილი, და პარამეტრიზებულია ექსპერტის მიერ. მისი პარამეტრიზების აუცილებლობა განპირობებულია იმით, რომ სხვადასხვა ექსპერიმენტული მონაცემების დროს ამოცნობის ოპტიმალურობა სხვადასხვა ზღვრული მნიშვნელობებით მიიღწევა. სისტემაში ღუმილის წესით დადგენილია $R=70\%$, როგორც პატერნის მოდელთან დამთხვევის ზღვრული მნიშვნელობა, რომლის დროსაც ხდება კანდიდატი პატერნის ჩათვლა შესადარებელი მოდელის შესაბამის პატერნად. შედარებისას პატერნის მოდელს განვიხილავთ როგორც 1-გან შემდგარ ვექტორს V_i , რომლის ელემენტების რაოდენობაც ემთხვევა კანდიდატი პატერნის შესაბამისი ვექტორის V_p ელემენტების რაოდენობას. კანდიდატი პატერნის შესაბამის ვექტორში ელემენტების რაოდენობა N_p განსაზღვრულია გამოსახულებაში ამ პატერნის შესაბამისი წერტილების (ანუ მატრიცის შესაბამისი ელემენტების) რაოდენობით, ხოლო მათი მნიშვნელობები აღებულია M_b ბინარული მატრიცის შესაბამისი ელემენტებიდან (ანუ იღებენ მნიშვნელოვან სიმრავლიდან $\{0,1\}$). მიმდინარე დამთხვევის კოეფიციენტი C გამოითვლება შემდეგნაირად (2.1.8):

$$C = \frac{N_c}{N_p} \times 100\% \quad (2.1.8)$$

სადაც N_c წარმოადგენს V_p ვექტორში 0-ვანი ელემენტების რაოდენობას.

C -ს შედარება ზღვრულ მნიშვნელობა R -თან ადგენს მიმდინარე კანდიდატი პატერნის მიკუთვნებას ან არ მიკუთვნებას შესაბამისი პატერნის კლასთან.

$$\text{თუ } C > R \text{ მაშინ } V_p \in p \quad (2.1.9)$$

სადაც P არის განსახილველი გამოსახულების პატერნების სიმრავლე.

ამოცნობილი ელემენტალური პატერნების საფუძველზე საჭიროა მოხდეს კომპლექსური პატერნების ფორმირება. პირველ ეტაპზე მომიჯნავე ერთი და იგივე ტიპის ელემენტალური პატერნები უნდა გაერთიანდეს. მაგალითად, ორი ან მეტი დიაგონალური ხაზი, რომლებიც ერთმანეთის მიყოლებით იქნა ამოცნობილი, უნდა გაერთიანდეს ერთ დიაგონალში. ამასთან, უნდა შეჯამდეს (განზოგადდეს) ამ შემადგენელი ელემენტალური პატერნების პარამეტრები: კოორდინატები და საშუალო მნიშვნელობა. მხოლოდ ამგვარად გაერთიანებული პატერნების საფუძველზე უნდა მოხდეს შემაჯამებელი პარამეტრების ფორმირება თითოეული ტიპის პატერნისთვის ცალ-ცალკე. კერძოდ, უნდა დადგინდეს შემაჯამებელი პატერნების საშუალო მნიშვნელობა, და ინტერვალი ცალკეულ ერთი და იმავე ტიპის პატერნებს შორის. ამის შემდეგ საჭიროა შესრულდეს პროცედურა, რომელიც მოახდენს ამოცნობილი პატერნების ოპტიმიზაციას, ანუ საბოლოოდ გამოსახულების რაც შეიძლება მინიმალური რაოდენობის წერტილები უნდა აღმოჩნდეს დაფარული ერთდროულად რამოდენიმე სხვადასხვა ტიპის პატერნების მიერ. ამის მისაღწევად საჭიროა გაანალიზდეს გამოსახულებაში სხვადასხვა ტიპის პატერნების სუპერპოზიცია. თუ, მაგალითად, აღმოჩნდა რომ ერთ-ერთი პატერნი მთლიანად მოიცავს გამოსახულებას, მაშინ იგი უკუიგდება განხილვიდან, ვინაიდან ამის მიზეზია სხვა დიდი პატერნის მიერ შექმნილი ფონი. აგალიტად, თუ ჰორიზონტალური ზოლი ძალიან ფართოა, მაშინ ამან შეიძლება გამოწვიოს არასწორი ამოცნობა ვერტიკალური პატერნისა, რომელიც შთანთქავს გამოსახულებას. გარდა ამისა საჭიროა ზოგიერთი პატერნების კომბინირებისას შესამოწმებლად ამოღებული იქნას ბინარული მატრიციდან სხვა ტიპის პატერნების შესაბამისი ელემენტები, და ისე გადამოწმდეს კანდიდატი პატერნის დამთხვევის კოეფიციენტი.

კიდევ ერთი კრიტერიული, რომელზედაც უნდა შემოწმდეს გამოსახულება ზოგადად მასში არსებული პატერნების მნიშვნელოვნობის თვალსაზრისით, არის ოპტიმიზაციის კოეფიციენტი k_{opt} . გარკვეულ ზღურბლზე ნაკლები ოპტიმიზაციის კოეფიციენტი დროს პატერნები უნდა ჩაითვალოს როგორც არასაინტერესო, და უნდა მოხდეს გამოსახულების შეფასება როგორც მონობლოკის, მიკროპროცესორის ოპტიმიზაციის პრაქტიკული მიზნებიდან გამომდინარე. ეს სიდიდე აღნიშნულია

როგორც k_i , იგი არის ექსპერტის მიერ პარამეტრიზებული, და ემპირიულად დუმილის წესით დადგენილია $k_i=0.8\%$. ოპტიმიზაციის კოეფიციენტი k_{opt} გამოითვლება შემდეგნაირად (2.1.10):

$$k_{opt} = \left(1 - \frac{A_{opt}}{A_p}\right) \times 100\% \quad (2.1.10)$$

სადაც A_{opt} წარმოადგენს ოპტიმიზირებული გამოსახულების (ანუ საწყისი გამოსახულების, რომელსაც მოცილებული აქვს ამოცნობილი პატერნები) წერტილების (M მატრიცის დარჩენილი ელემენტების) საშუალოს, ხოლო A_p - საწყისი გამოსახულების წერტილების (ე.ი. M მატრიცის ყველა ელემენტის) საშუალოს. შესაბამისად, ოპტიმიზირებული გამოსახულების შემოწმება ხდება შემდეგი პირობით (2.1.11):

$$k_{opt} > k_i \quad (2.1.11)$$

კიდევ ერთი მეთოდი, რომელიც შემოწმებული იქნა ექსპერიმენტულ მონაცემებზე და გამოსახულების კვლევისთვის საინტერესო შედეგები იქნა მიღწეული, არის მიღებული ბინარული მატრიცა M_b -ს ინვერსია. ინვერსიის შედეგად მიიღება M_{binv} მატრიცა, რომლის ელემენტებიც მიიღება M_b მატრიცისგან შემდეგი ტრანსფორმაციით (2.1.12):

$$M_{binv}(i) = \begin{cases} 1, & \text{if } M_{binv}(i) = 0 \\ 0, & \text{if } M_{binv}(i) = 1 \end{cases}, \quad i = 1 \div N \quad (2.1.12)$$

შემდგომ M_{binv} მატრიცაზე ხორციელდება პატერნების ამოცნობის სტანდარტული პროცედურები, რომლებიც ზემოთ იყო განხილული, იმ განსხვავებით, რომ ამოცნობის შემდეგ საჭიროა ისევ მოხდეს ამოცნობილი პატერნების შესაბამისი ბინარული მატრიცის ფორმირება, და პატერნების ამოღება მოხდეს ამ საბოლოოდ ინვერტირებული მატრიციდან. ამ შემთხვევაში საბოლოო ეტაპზე აღარ არის საჭირო კიდევ ერთი ამოცნობის ჩატარება, არამედ საკმარისია ახალი პარამეტრების ამოღება (თუმცა ამისთვის საჭიროა რიგი მანიპულაციების ჩატარება, კერძოდ, M_{binv} მატრიცის მიხედვით ამოცნობილი პატერნების პარამეტრების დამახსოვრება და მათი ტრანსფორმაცია).

ჩვენს მიერ აპრობირებული ინვერსიის მეთოდის იდეა მდგომარეობს იმაში, ზოგჯერ, როდესაც გამოსახულებაში ფონი უკეთესად არის გამოკვეთილი, ვიდრე პატერნები, ბინარული მატრიცის ინვერტირება საშუალებას იძლევა ამოვიცნოთ ეს ცუდად ფორმირებული პატერნები. წინააღმდეგ შემთხვევაში შეიძლება ადგილი ქონდეს შემთხვევას, როდესაც (2.1.9) პირობა არ სრულდება არამკაფიო ან არაერთგვაროვანი წინა ხედს გამო, და ინვერსიის გარეშე პატერნი საერთოდ არ ამოიცნობა. უნდა იქნეს თუ არა ასეთნაირად ამოცნობილი შედეგი განხილული როგორც ოპტიმიზაციისთვის საკმარისი, დამოკიდებული იქნება პირველ რიგში ისევ (2.1.10) პირობაზე. ამასთან ექსპერტს თავად შეუძლია კონკრეტულ შემთხვევაში გადაწყვიტოს დაეთანხმოს სისტემის დასკვნას ან არა.

წერტილებისგან შემდგარი პატერნიდან გათვალისწინებულია პატერნები ამოცნობა, რომელთა წერტილებს შორის რეგულარული დისტანციაა 1, 2, ან 3 პოზიცია ვერტიკალურად და ჰორიზონტალურად. ამავე დროს ითვალისწინება ხაზისებრი პატერნების შემთხვევაშიც მათი მეჩხერი კომპოზიცია 1, 2 ან 3 წერტილის დისტანციით.

კრიტიკული პატერნი წარმოადგენს პატერნს, რომელიც ყველაზე მნიშვნელოვანია გამოსახულებაში თავისი ზომით და შემადგენელი წერტილების მაღალი მნიშვნელობებით (დიდი საშუალო მნიშვნელობით, რაც გამოსახულებაში წითელი ფერის ელფერებს შეესაბამება). მისი გამოცალკეება ზოგჯერ სასარგებლოა რათა ექსპერტს შესაზღვებლობა ჰქონდეს ყურადღება გაამახვილოს გამოსახულებებში არსებულ უმნიშვნელოვანეს ფენომენებზე, ისე რომ არ მოახდინოს ყურადღების გადატანა და გაფანტვა ნაკლებად მნიშვნელოვან პატერნებზე.

ერთ-ერთი უმნიშვნელოვანესი პარამეტრი განხილულ პარამეტრებს შორის არის პატერნის დამთხვევის ზღურბლი R . ცხადია მისი ვარირება დიდად განსაზღვრავს ამოცნობის შედეგებს, ამიტომ მისი ოპტიმალური მნიშვნელობის განსაზღვრას (რომელიც ამ ეტაპზე ემპირიულად ხორციელდება) ექსპერტისთვის ძალიან დიდი მნიშვნელობა აქვს. მეორე მნიშვნელოვანი პარამეტრია ბინარული მატრიცის მისაღებად საჭირო ზღურბლი Z , ვინაიდან იგი ახდენს გამოსახულებაში წინახედის გამოყოფას ფონისგან. ამ პარამეტრების ავტომატური ვარირება მოითხოვს ერთის მხრივ დიდ კომპიუტერული დროის დანახარჯებს,

მეორე მხრივ კი – მიღებული შედეგების ავტომატურ შედარებას და ოპტიმიზირებას, რაც სისტემის შემდგომი განვითარების ერთ-ერთი მიმართულება შეიძლება გახდეს.

როდესაც მცირეა დიაპაზონი ΔX (სხვაობა გამოსახულების მაქსიმალურ და მინიმალურ პიქსელებს შორის $<3\%$), მაშინ როგორც წესი ოპტიმიზაციის ხარისხი არაა დამაკმაყოფილებელია, მიუხედავად იმისა რომ ხშირად საკმაოდ კარგად არის გამოკვეთილი კომპლექსური პატერნები და სისტემას წარმატებით შეუძლია მათი ამოცნობა. ოპტიმიზაციის კოეფიციენტი ასეთ დროს არ აღემატება 0.8% -ს. მაგრამ ზოგიერთი ამოცანის სპეციფიკიდან გამომდინარე, შესაძლებელია მიღწეული კოეფიციენტი აღმოჩნდეს სრულიად მისაღები. განსაკუთრებით რთული მონაცემების დროს, როდესაც მაღალი დონის ოპტიმიზაცია შეუძლებელია მონაცემების თავისებურების გამო და თუ ეს კონკრეტული მიკროპროცესორისთვის დამახასიათებელი მოვლენაა.

მცირე ზომის მატრიცებზე ამოცნობისთვის (8×8 , 16×16 , 32×32) გამოიყენება პრაქტიკულად იგივე პროცედურები. სისტემაში შესაძლებელია დიდი მატრიცის მხოლოდ ნაწილობრივი დამუშავებაც. მცირე ზომის მატრიცების არსებობის ძირითადი მიზეზია ექსპერიმენტების ჩატარების დროის ეკონომია, თუმცა რა თქმა უნდა ამოცნობის შედეგები ამ შემთხვევაში მხოლოდ ნაწილობრივ შეიძლება იქნეს განზოგადებული, თანაც მარტივი პატერნების (მარტივი ხაზობრივი პატერნების) შემთხვევისთვის.

ოპტიმიზაციისთვის პატერნების ავტომატური ამოცნობის ეფექტურობა ექსპერტისთვის განსაკუთრებით იზრდება მაშინ, როდესაც მონაცემები გაბნეულია (ΔX მნიშველოვანია მონაცემების სიდიდესთან შედარებით, მაგრამ ზოგადი დისტრიბუციის კოეფიციენტი $k_d \leq k_{dopt}$), და პატერნები კომპლექსურია და თვალთ ძნელია მათში სისტემატურობის დაჭერა. ამ დროს სისტემა აჩვენებს ეფექტურ შედეგებს, და ზოგჯერ მისი საშუალებით ისეთი პატერნების ამოცნობაც ხერხდება, რომლებიც მის გარეშე ექსპერტისთვის საერთოდ შეუძნეველია. ამ დროს ამოცნობის ხარისხთან ერთად სისტემის კიდევ ერთი უპირატესობაა მისი სისწრაფე, რაც ექსპერტს საშუალებას აძლევს სწრაფად დაამუშაოს საკმაოდ რთული მონაცემები. სხვადასხვა კოეფიციენტებისა და პარამეტრების ხელით

ვარიანება ექსპერტს საშუალებას აძლევს ამომწურავად გააანალიზოს მისთვის განსაკუთრებით საინტერესო და რთული პატერნები.

ფუნქციონალური თვალსაზრისით სისტემის ერთ-ერთი მნიშვნელოვანი კომპონენტია მონაცემების წაკითხვის კომპონენტი. გარდა სხვადასხვა განზომილების მატრიცის შეტანისა (8×8, 16×16, 32×32, 64×64 და 65×65) სისტემამ უნდა უზრუნველყოს მონაცემების ფორმატის კორექტულად წაკითხვა და ინტერპრეტაცია (საწყისი მონაცემები მომზადებულია .csv ფორმატში და საჭიროებს წინასწარ დამუშავებას). ამას გარდა გაითვალისწინება წასაკითხი მატრიცის მონაცემების კონტროლი კორექტულობაზე, მატრიცის პრევიზუალიზაცია რათა ექსპერტს საშუალება ჰქონდეს სწორად შეარჩიოს რომელი მონაცემთა კრებული უნდა დაამუშაოს და არ იყოს ორიენტირებული მხოლოდ მონაცემთა კრებულის სახელზე. გარდა ამისა ექსპერტს საშუალება აქვს აირჩიოს წასაკითხად მონაცემთა კრებულების (ფაილების) ჯგუფი და ერთად შეიტანოს სისტემაში, მათი პაკეტურ რეჟიმში დამუშავების მიზნით. რეალიზებულია ისეთი დამხმარე ფუნქციები, როგორცაა მატრიცის შესაბამისი გამოსახულების დამახსოვრება გამოსახულების ფაილში (.bmp ფორმატში), და გამოსახულების გამობეჭდვა საბეჭდო მოწყობილობაზე.

ამოცნობის პროცესამდე ადგილი აქვს გამოსახულების სტატისტიკურ დამუშავებას. გამოითვლება ისეთი მახასიათებლები, როგორცაა მატრიცის მაქსიმუმი და მინიმუმი, მედიანა და საშუალო, აბსოლუტური გადახრა საშუალოდან, აბსოლუტური გადახრა მედიანიდან, დიაპაზონი, ვარიაცია, სტანდარტული გადახრა, სტანდარტული გადახრის შეფარდება დიაპაზონთან. ამას გარდა მონაცემების დამუშავებისას ხდება გადახრილი მონაცემების (outliers) მოცილება. ეს მონაცემები გამოსახულებასთან ერთად მიეწოდება ექსპერტს. სისტემის მიერ ხდება მონაცემების დაჯგუფება დიაპაზონის მიხედვით (გამოიყენება 15 ქვედიაპაზონი). ქვედიაპაზონების მიხედვით ხდება მონაცემების წარმოსახვა გამოსახულებაში შესაბამისი ქვედიაპაზონის ფერით. ექსპერტს აქვს საშუალება მოახდინოს გამოსახულების ვიზუალიზაცია დიაპაზონის ფერებში, ისევე როგორც შავ-თეთრი გამოსახულება, რომელიც შეესაბამება ბინარულ მატრიცას. ბინარული მატრიცის შესწავლა მას საშუალებას აძლევს ვიზუალურად დააკვირდეს თუ როგორ მუშაობს ზღურბლის კონკრეტული მნიშვნელობა გამოსახულების ფონისა

და წინახედის გამოყოფისთვის, და საჭიროების შემთხვევაში მოახდინოს ამ პარამეტრის ოპტიმიზაცია. ფერების ჰისტოგრამა, რომელიც სისტემის მიერ აიგება, ექსპერტს საშუალებას აძლევს შეისწავლოს პიქსელების განაწილება.

გამოსახულებების კვლევა ზღურბლის გამოყენებით ბინარული გამოსახულების აგების საფუძველზე ჩვენს სისტემაში წარმოადგენს ამოცნობის ავტომატიზაციის ძირითად პრინციპს. აგრამ გამოსახულებების უფრო დეტალური კვლევისათვის საჭიროა აგრეთვე ექსპერტის მიერ შესწავლილი იქნას წერტილების შიდა დისტრიბუციის სტრუქტურა. სხვადასხვა ფერის ერთი და იგივე ზონებმა შესაძლებელია ბინარულ გამოსახულებაში გადაყვანის შემდეგ ერთი და იგივე შედეგი აჩვენოს ამოცნობის თვალსაზრისით, მაშინ როდესაც ექსპერტისთვის ასევე მნიშვნელობა აქვს ზონაში ფერებს, ფერების განაწილებას და სტრუქტურას. ამის გამოკვლევის შესაძლებლობის რეალიზაციისთვის სისტემაში დამატებით იქნა რეალიზებული გამოსახულების კლასტერებად დაშლის შესაძლებლობა. კლასტერიზაციის მიზანია დაშალოს პიქსელების სპექტრი რაიმე კანონზომიერების შესაბამისად. ჩვენს შემთხვევაში გავითვალისწინეთ ორი მეთოდი: 1) გამოსახულების ავტომატური კლასტერიზაცია; 2) გამოსახულების ხელით კლასტერიზაცია.

გამოსახულების ავტომატური კლასტერიზაციის დროს გამოსახულება უნდა დაიყოს ისეთ ზონებად, რომლებიც შეესაბამება წერტილების კლასტერებს. კლასტერების რაოდენობა როგორც წესი ერთზე მეტია, განსაკუთრებით კომპლექსური, მრავალი ფერისგან შედგენილი გამოსახულების დროს. სისტემაში გამოსახულების კლასტერიზაცია ხორციელდება შემდეგი პრინციპით: თითოეული კონკრეტული ტიპის პატერნისთვის (მაგალითად დიაგონალისთვის) გამოითვლება გამოსახულებაში ამ პატერნების საშუალო მნიშვნელობები. შემდეგ ხდება ამ საშუალო მნიშვნელობების ნორმალიზაცია 1-დან 100-მდე დიაპაზონში. გამოითვლება (ასევე აიგება გრაფიკულად) გრაფიკი ამ კონკრეტული ტიპის პატერნებისა ისე, რომ გრაფიკში ხდება პოზიციონირება თითოეული პატერნის მნიშვნელობისა (0-100 დიაპაზონში). შემდეგ გამოითვლება (და ასევე აიგება) ამ ტიპის პატერნების ჰისტოგრამა. ნუ დაითვლება თუ რამდენი პატერნი გვხვდება ნორმალიზებული მნიშვნელობების დიაპაზონიდან თითოეული მნიშვნელობისთვის. დათვლის დროს 0-100 დიაპაზონიდან თითოეული მნიშვნელობისთვის დაითვლება

ამ მნიშვნელობის მქონე პატერნების რაოდენობა შემდეგნაირად: ითვლება იმ პატერნების რაოდენობა, რომელთა მნიშვნელობაც დაახლოებით ტოლია 0-100 დიაპაზონის განსახილველი დიაპაზონის. დაახლოებითი მნიშვნელობა განისაზღვრება მაქსიმალური გადახრის ზომით. იგი დუმილის წესით განსაზღვრულია როგორც 0.03% (ნორმალიზებული მნიშვნელობების საფუძველზე გამოთვლილი), მაგრამ არის პარამეტრიკული. წყვეტები (თუ ისინი მოიძებნა) ჰისტოგრამაზე (ანუ პატერნების რაოდენობების ნულოვანი მნიშვნელობები) აიღება კლასტერების საზღვრების მნიშვნელობებად.

კლასტერის შესაბამისი მნიშვნელობების მიხედვით აიგება ფერადი გამოსახულებები, რომლებსაც შენარჩუნებულია საწყისი გამოსახულებები ფერები. ეს ექსპერტს საშუალებას აძლევს გამოიკვლიოს თითოეული კლასტერის შესაბამისი ზონები, და შეისწავლოს მათში პატერნები. გარდა ამისა სისტემა ახდენს ავტომატურ ამოცნობას პატერნებისა კლასტერებში. ეს ქვესისტემა ექსპერტისთვის გამოსახულების ეფექტური და სწრაფი, ამავე დროს დეტალური ანალიზის ინსტრუმენტს წარმოადგენს.

სისტემაში რეალიზებულია ამოცნობილი პატერნების მონაცემთა ბაზაში დამახსოვრების შესაძლებლობა. ერთ-ერთი მიზეზი, რისთვისაც ეს ფუნქციონალური შესაძლებლობა არის რეალიზებული, არის ის რომ ექსპერტს საშუალება მიეცეს დაიმახსოვროს მისთვის საინტერესო შედეგები, და ამავე დროს შეეძლოს პაკეტურ რეჟიმში მათი დამუშავება, შედარება, დაბეჭდვა და ა.შ. მონაცემთა ბაზაში დაიმახსოვრება მხოლოდ ამოცნობილი პატერნების პარამეტრები, და შესაბამისი მონაცემთა ფაილის სახელი. შესაძლებელია მონაცემთა ბაზის ასოცირება გამოსახულებების ფაილების შემცველ კონკრეტულ დირექტორიასთან.

პაკეტური დამუშავებისას ექსპერტისთვის ხელმისაწვდომია გამოსახულების ერთმანეთთან შედარება (პროცედურა Compare), გამოსახულებების გაფილტვრა ფაილის სახელის მიხედვით შაბლონების გამოყენებით (პროცედურა Set filter), მონაცემების (ამოცნობის შედეგების) ექსპორტი სხვა ინსტრუმენტებით დამუშავებისთვის, და ამოცნობის შედეგების გამობეჭდვა. გარდა ამისა ექსპერტს შეუძლია მონაცემთა ბაზიდან ამოღებული ნებისმიერი გამოსახულების გადატანა სისტემის ძირითად კომპონენტში (Analyzer), მისი ანალიზის გაგრძელების თუ გამოსახულების დამატებით გამოსაკვლევადა. სისტემის ინტერფეისი იმგვარად არის

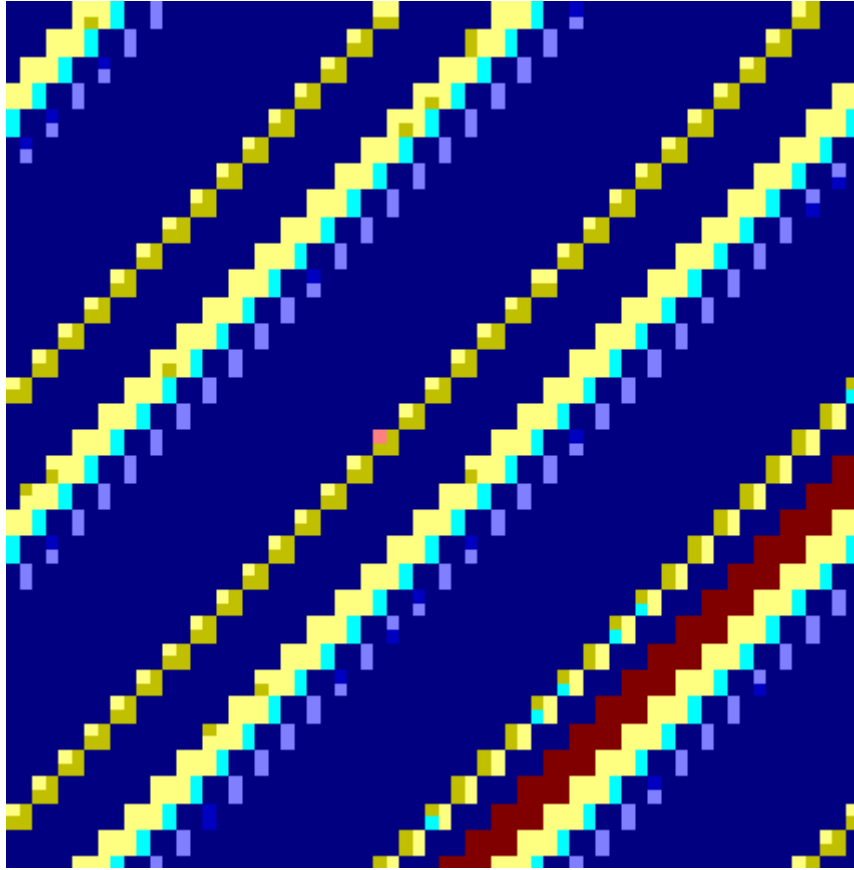
აგებული რომ ექსპერტი მუდმივად ხედავს მცირე ზომის მასშტაბის გამოსახულებით მის მიერ ცხრილში ამორჩეულ ფაილს, ასევე მისი პატერნების ნებისმიერ პარამეტრს, და შეუძლია პირდაპირ შეასრულოს ნებისმიერი ოპერაცია ამ გამოსახულებაზე. საჭიროების შემთხვევაში ექსპერტს შეუძლია გაანულოს მონაცემთა ბაზა და თავიდან დაიწყოს მისი შევსება ახალი მონაცემებით, ან მოახდინოს ძველი მონაცემების რედაქტირება (რასაც სისტემა ავტომატურად ახდენს იგივე გამოსახულების თავიდან ანალიზის შემთხვევაში, როდესაც ხდება შედეგების კვლავ დამახსოვრება მონაცემთა ბაზაში).

გარდა ავტომატური კლასტერიზაციისა, ექსპერტს შეუძლია გამოსახულების ზონების კლასტერიზაციის ხელით გაკეთება. ამისთვის იგი განსაზღვრავს მატრიცის მნიშვნელობების დიაპაზონის დასაყოფად ქვედიაპაზონის ზომას (დუმილის წესით აღებულია მთელი დიაპაზონის 10%, რომელიც პარამეტრიზებადია ექსპერტის მიერ). ამის შემდეგ სისტემა თვითონ იღებს კლასტერებს, და აგებს შესაბამის გამოსახულებებს და ახდენს მათში პატერნების ამოცნობას.

თუ ექსპერტს არ ჭირდება კონკრეტულ შემთხვევაში რომელიმე ტიპის პატერნების დაძუშავება, სისტემაში გათვალისწინებულია ამ ტიპის პატერნების ამოცნობის გამორთვა.

კლასტერიზაციის გარდა კიდევ ერთი ინსტრუმენტი, რომლითაც ექსპერტს შეუძლია ხელით გაანალიზოს გამოსახულება, არის სპექტრის ანალიზი. ექსპერტს მარტივი ინტერფეისის საშუალებით შეუძლია განსაზღვროს მატრიცის ელემენტებისთვის სპექტრის ქვედა და ზედა საზღვრები ან თვით შესაბამისი მნიშვნელობების მითითებით, ან გამოსახულებაში არსებული ფერების შერჩევით. ამ შემთხვევაში გამოსახულებაში რჩება მხოლოდ არჩეული სპექტრის შესაბამისი წერტილები, რომლებიც წარმოდგება თეთრ ფონზე. ექსპერტს შეუძლია თანმიმდევრულად დაამატოს ან მოაკლოს გამოსახულებაში ფერები, და დააკვირდეს გამოსახულების ცვალებადობას. ამ ანალიზისას მას ასევე შეუძლია მოახდინოს უკუოპერაცია, ანუ არჩეული სპექტრის ინვერსია, და დააკვირდეს იმ ზონებს, რომლებიც დარჩენილია სპექტრს გარეთ.

ქვემოთ მოყვანილია რამოდენიმე ტიპიური გამოსახულების ანალიზი:

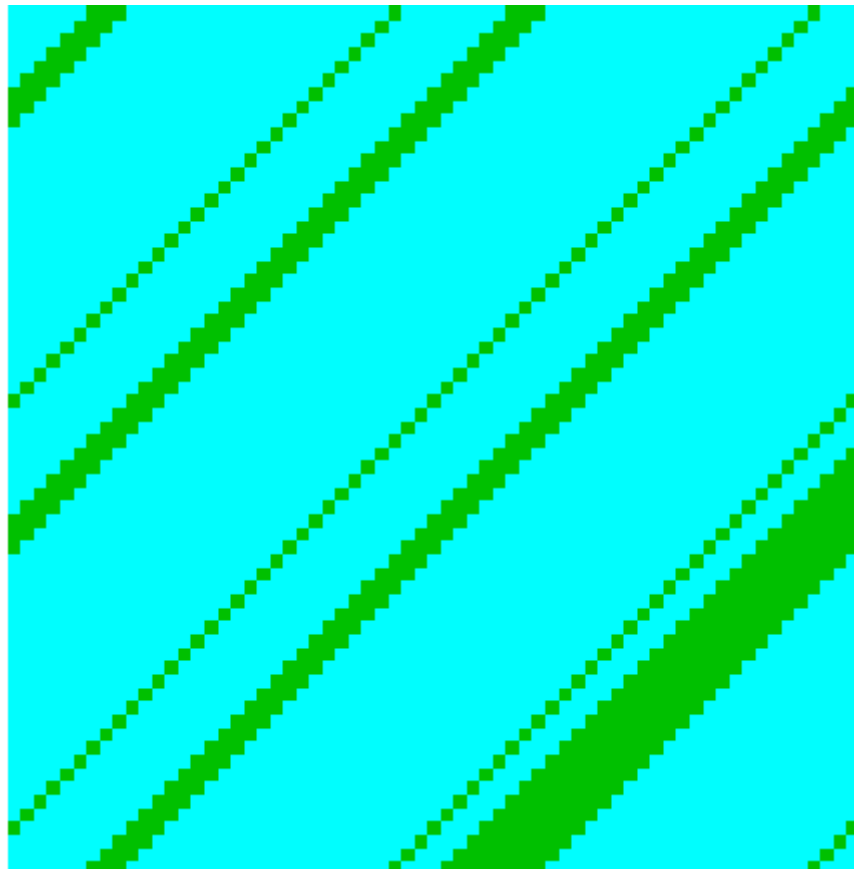
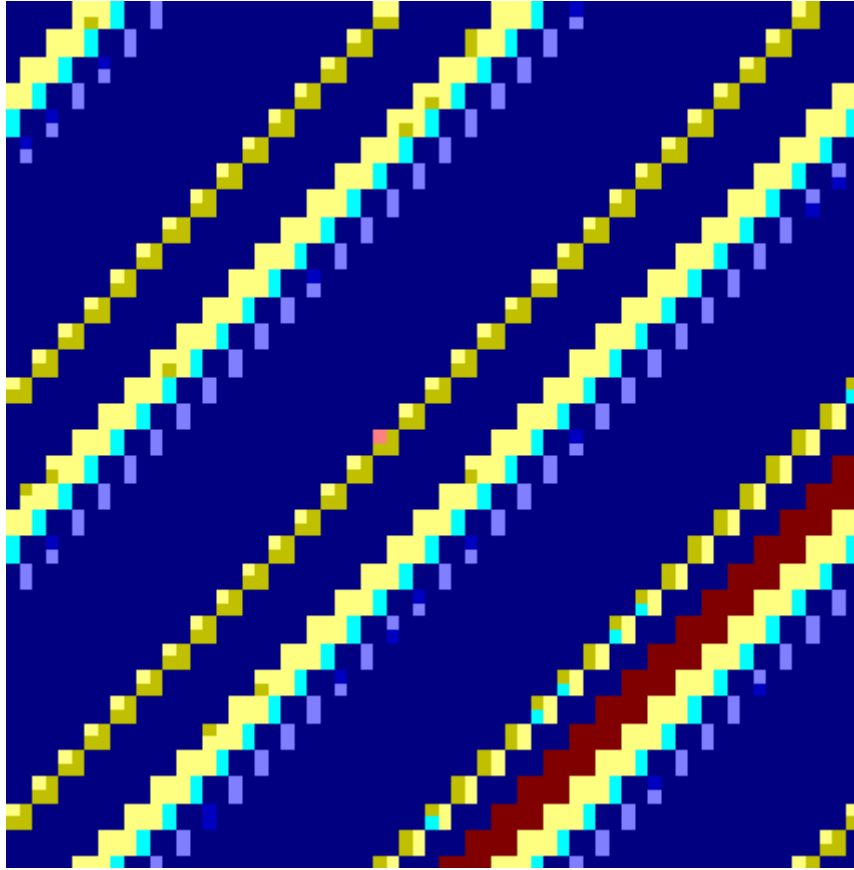


ნახ.4. სხვადასხვა ინტენსივობის დიაგონალებიანი გამოსახულება

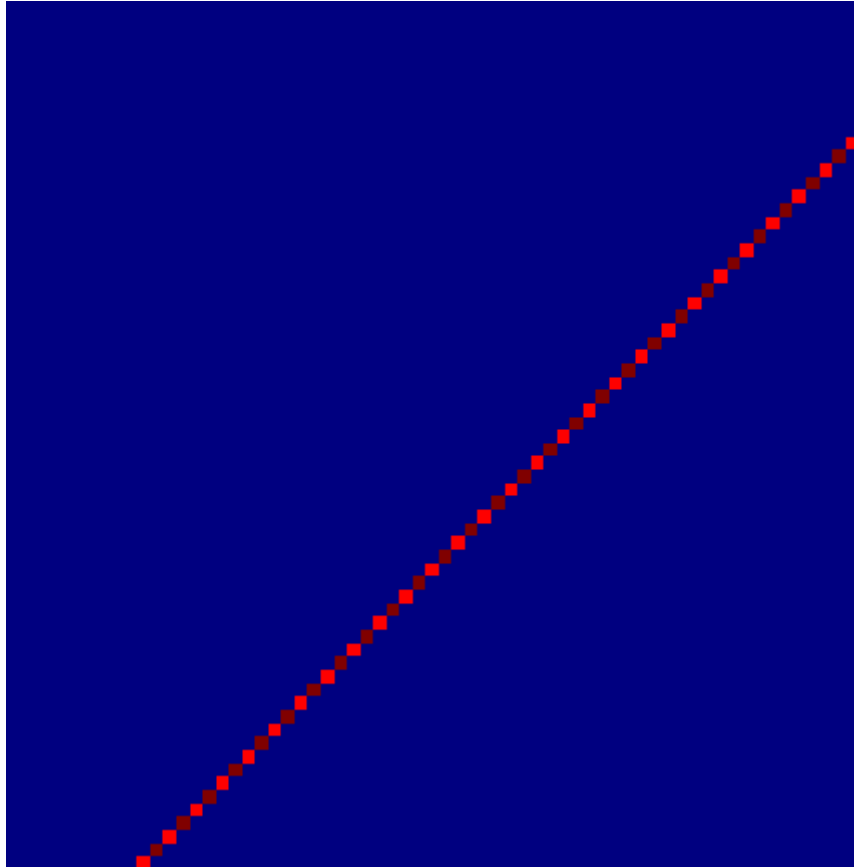
ნახ. 4.-ს გამოსახულების პარამეტრებს აქვთ შემდეგი მნიშვნელობები:

- პატერნების რაოდენობა: 8
- პატერნების საშუალო მნიშვნელობა: 0.1
- ოპტიმიზირებული საშუალო მნიშვნელობა: 0.08
- ოპტიმიზაციის ხარისხი: 3.72%
- მონობლოკი: არა
- განზომილება: 65
- გადახრილი წერტილების რაოდენობა: 0
- მაქსიმუმი: 0.13
- მინიმუმი: 0.12
- საშუალო: 0.12
- სტანდარტული გადახრა/დიაპაზონი: 0.34
- პატერნის დამთხვევის კოეფიციენტი : 100%

გამოსახულების პატერნები რეგულარულია, არ შეიცავს კომბინირებულ პატერნებს, კონტრასტი ფონსა და პატერნებს შორის საკმაოდ მაღალია.



ნახ.5. სხვადასხვა ინტენსივობის დიაგონალური გამოსახულება და პატერნები



ნახ.6. ერთადერთ დიაგონალიანი გამოსახულება

ნახ. 6.-ს გამოსახულების პარამეტრებს აქვთ შემდეგი მნიშვნელობები:

პატერნების რაოდენობა: 1

პატერნების საშუალო მნიშვნელობა: 0.31

ოპტიმიზირებული საშუალო მნიშვნელობა: 0.11

ოპტიმიზაციის ხარისხი: 2.41%

მონობლოკი: არა

განზომილება: 65

გადახრილი წერტილების რაოდენობა: 0

მაქსიმუმი: 0.8

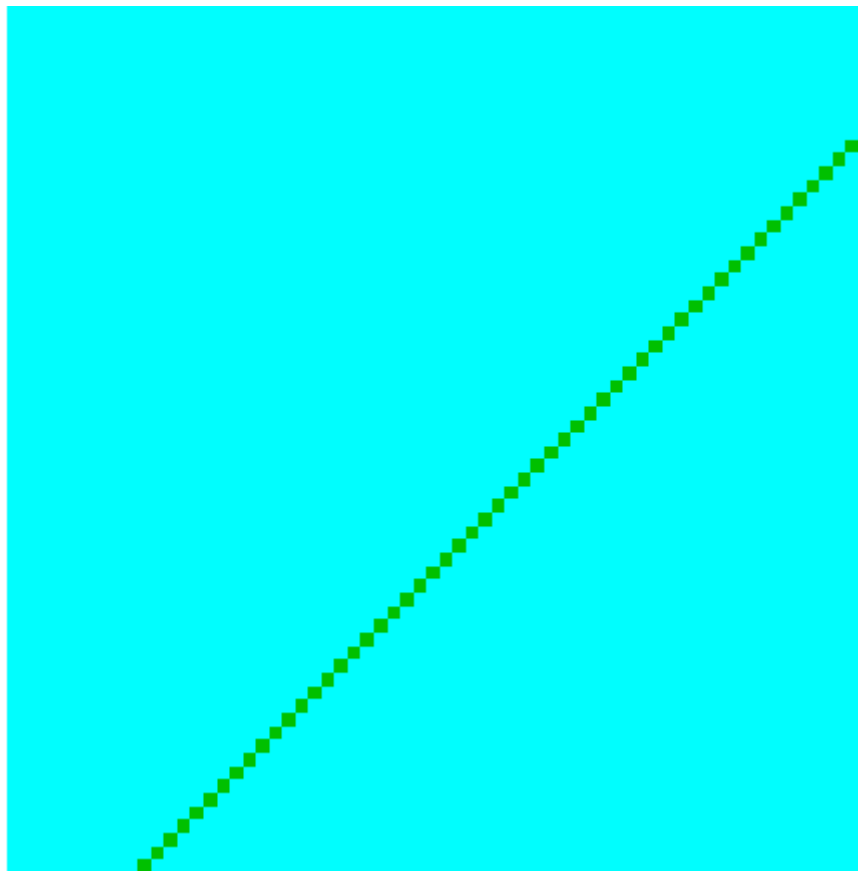
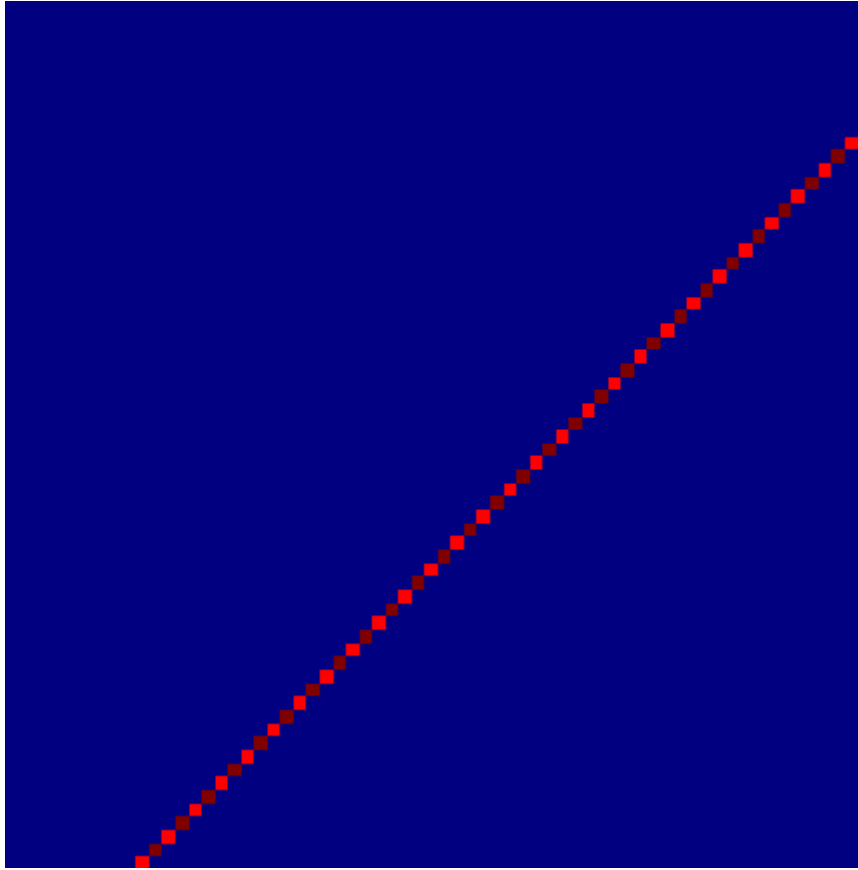
მინიმუმი: 0.3

საშუალო: 0.3

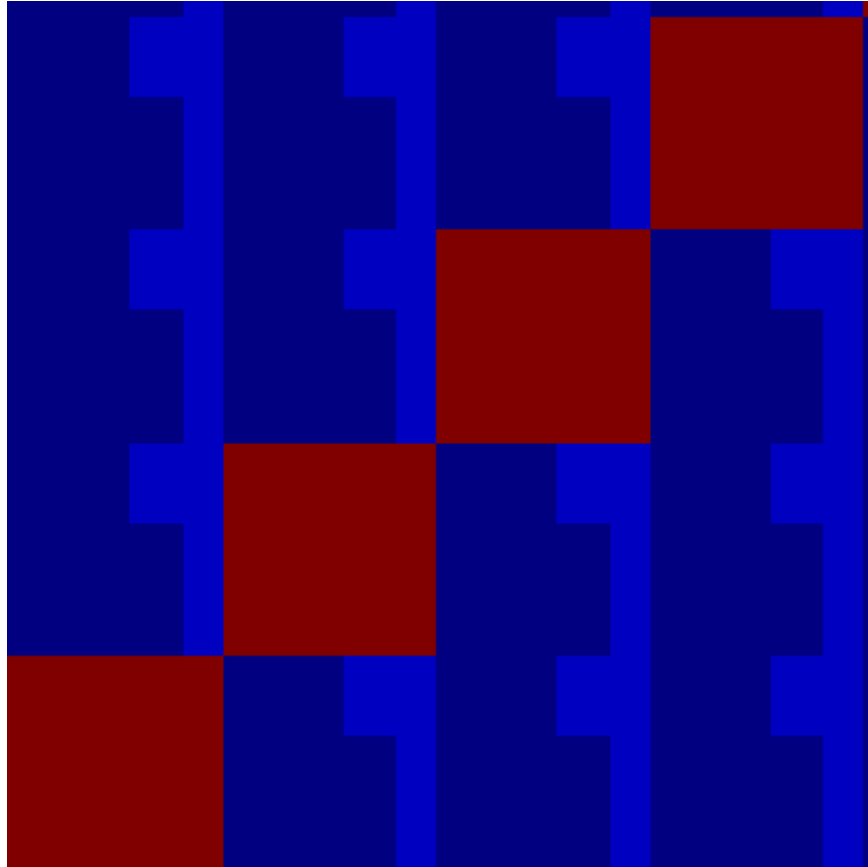
სტანდარტული გადახრა/დიაპაზონი: 0.1

პატერნის დამთხვევის კოეფიციენტი : 100%

გამოსახულება ერთადერთ რეგულარულ პატერნს შეიცავს, არ შეიცავს კომბინირებულ პატერნებს, კონტრასტი ფონსა და პატერნს შორის დიდია.



ნახ.7. ერთადერთ დიაგონალიანი გამოსახულება და მისი პატერნი



ნახ.8. დიაგონალური საფეხურებრივი გამოსახულება

ნახ. 8.-ს გამოსახულების პარამეტრებს აქვთ შემდეგი მნიშვნელობები:

პატერნების რაოდენობა: 4

პატერნების საშუალო მნიშვნელობა: 1.39

ოპტიმიზირებული საშუალო მნიშვნელობა: 0.91

ოპტიმიზაციის ხარისხი: 11.51%

მონობლოკი: არა

განზომილება: 65

გადახრილი წერტილების რაოდენობა: 0

მაქსიმუმი: 1.84

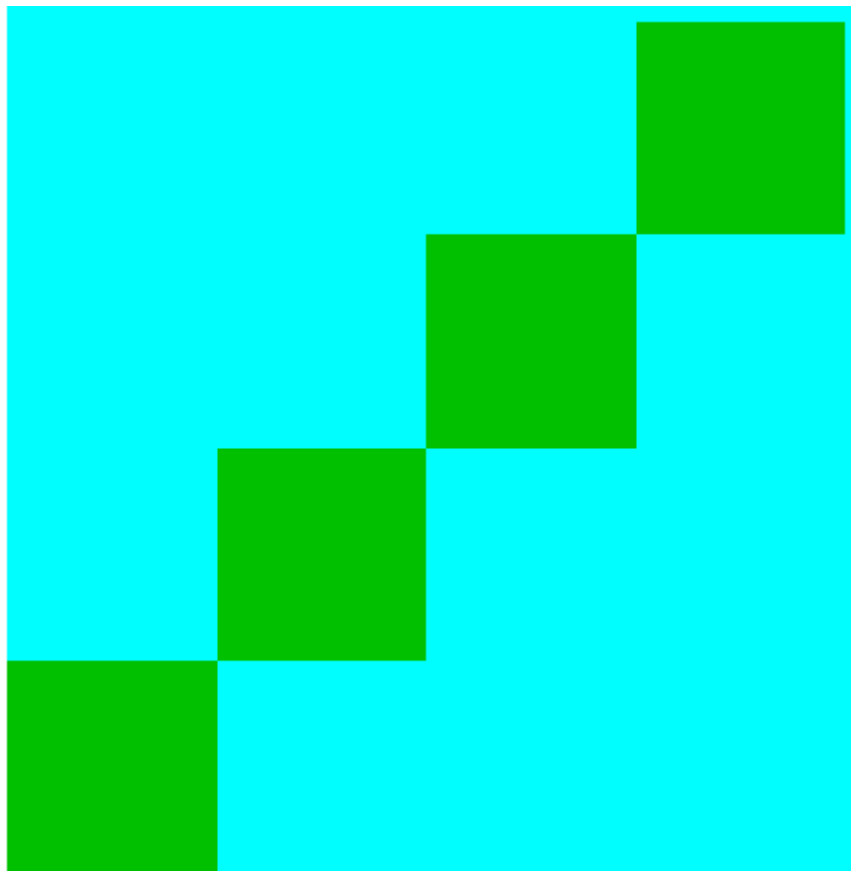
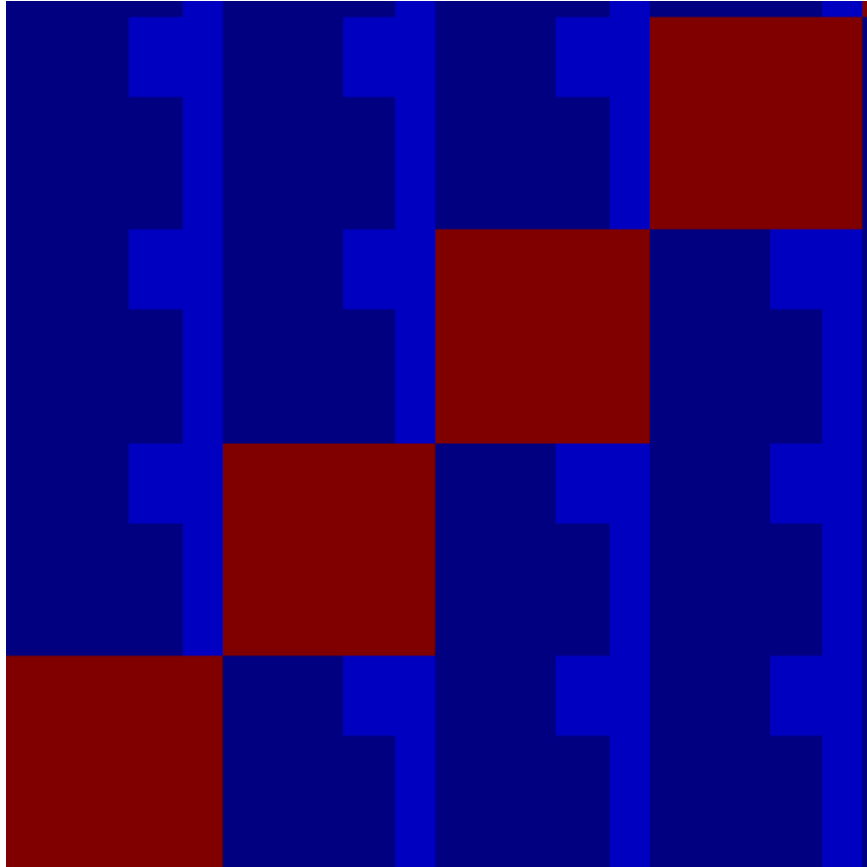
მინიმუმი: 0.89

საშუალო: 1.03

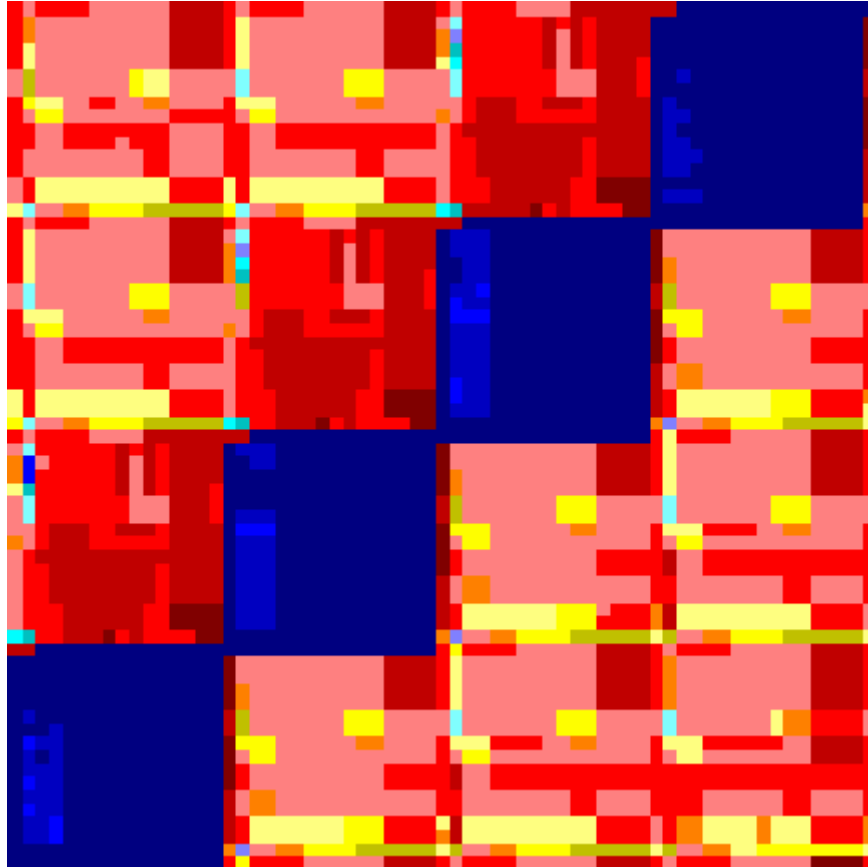
სტანდარტული გადახრა/დიაპაზონი: 0.41

პატერნის დამთხვევის კოეფიციენტი : 100%

გამოსახულების პატერნები რეგულარულია, არ შეიცავს კომბინირებულ პატერნებს, კონტრასტი ფონსა და პატერნებს შორის მაღალია.



ნახ.9. დიაგონალური საფეხურებრივი გამოსახულება და მისი პატერნები



ნახ.10. მრავლობითი დიაგონალური საფეხურებრივი გამოსახულება

ნახ. 10.-ს გამოსახულების პარამეტრებს აქვთ შემდეგი მნიშვნელობები:

პატერნების რაოდენობა: 14

პატერნების საშუალო მნიშვნელობა: 24.9

ოპტიმიზირებული საშუალო მნიშვნელობა: 8.46

ოპტიმიზაციის ხარისხი: 59.54%

მონობლოკი: არა

განზომილება: 65

გადახრილი წერტილების რაოდენობა: 0

მაქსიმუმი: 29.88

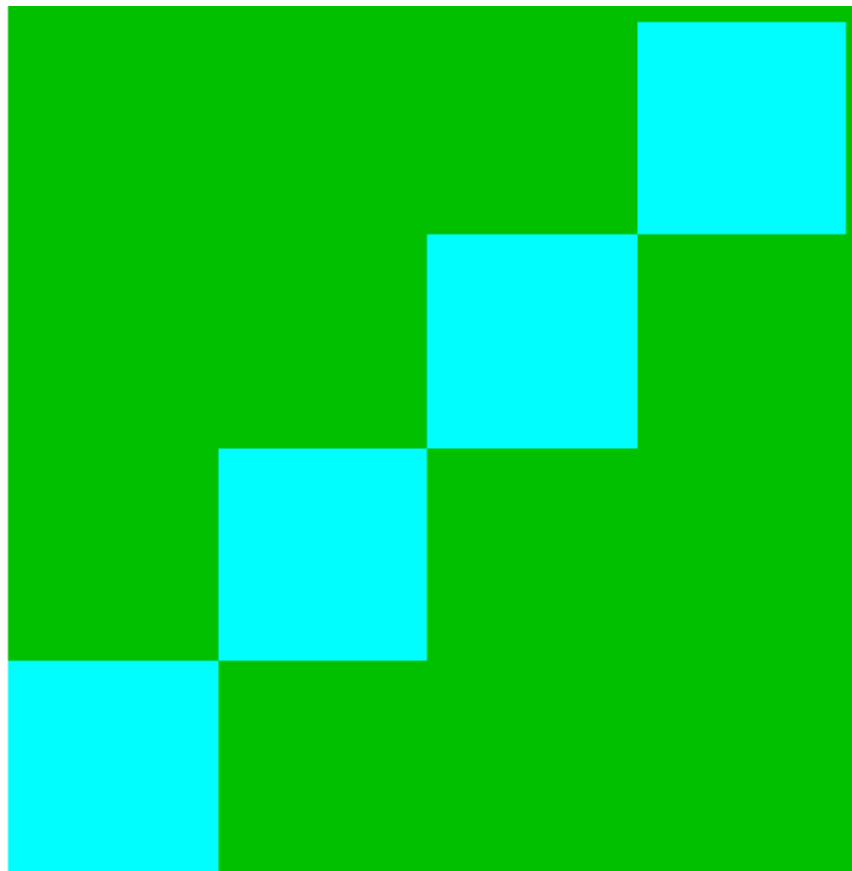
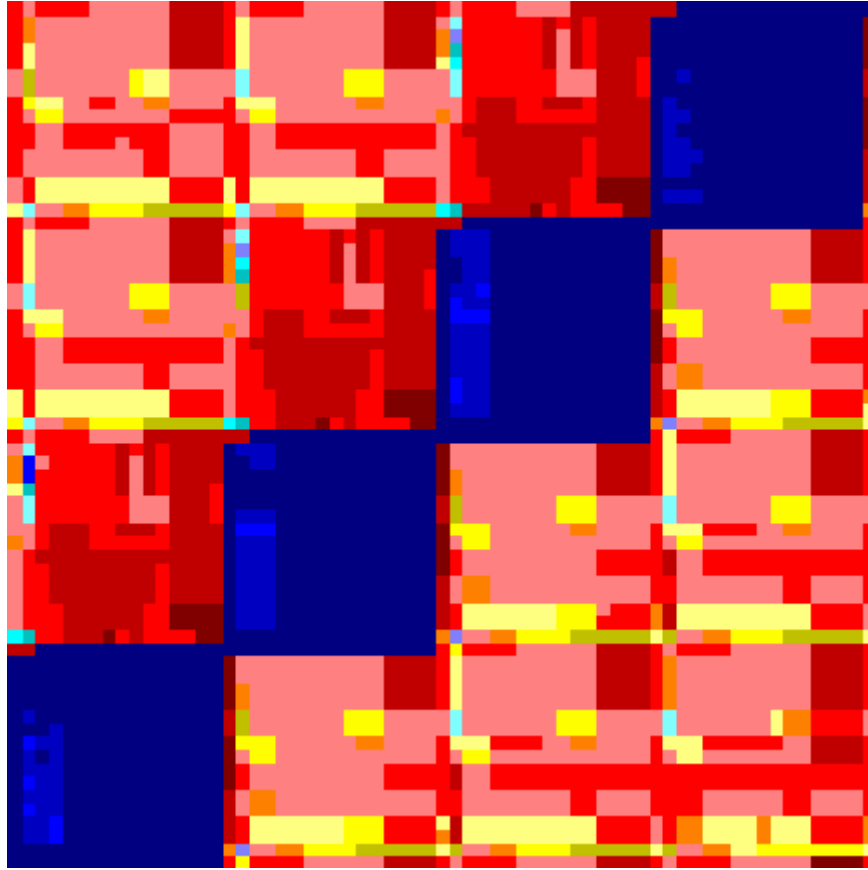
მინიმუმი: 7.22

საშუალო: 20.92

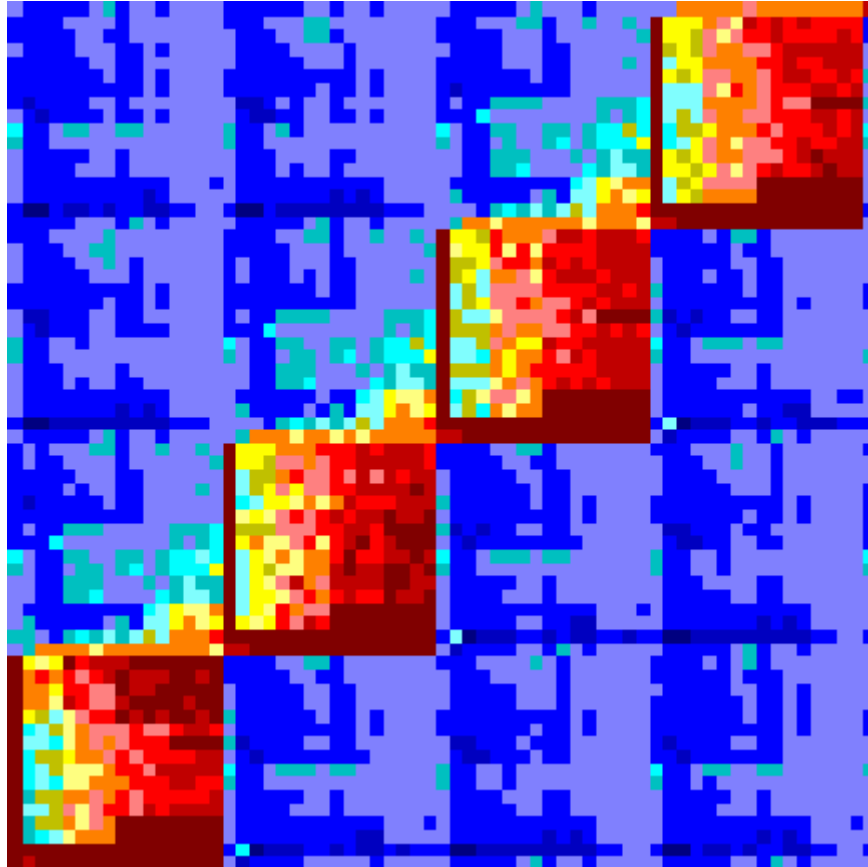
სტანდარტული გადახრა/დიაპაზონი: 0.34

პატერნის დამთხვევის კოეფიციენტი : 90.23%

გამოსახულების პატერნები რეგულარულია, შეიცავს ასევე ერთ ვერტიკალს და ერთ ჰორიზონტალს, კონტრასტი ძალიან მაღალია.



ნახ.11. მრავლობითი დიაგონალური საფეხურებრივი გამოსახულება და პატერნები



ნახ.12. არამკაფიო დიაგონალური საფეხურებრივი გამოსახულება

ნახ. 12.-ს გამოსახულების პარამეტრებს აქვთ შემდეგი მნიშვნელობები:

პატერნების რაოდენობა: 4

პატერნების საშუალო მნიშვნელობა: 3.94

ოპტიმიზირებული საშუალო მნიშვნელობა: 2.33

ოპტიმიზაციის ხარისხი: 14.39%

მონობლოკი: არა

განზომილება: 65

გადახრილი წერტილების რაოდენობა: 0

მაქსიმუმი: 4.46

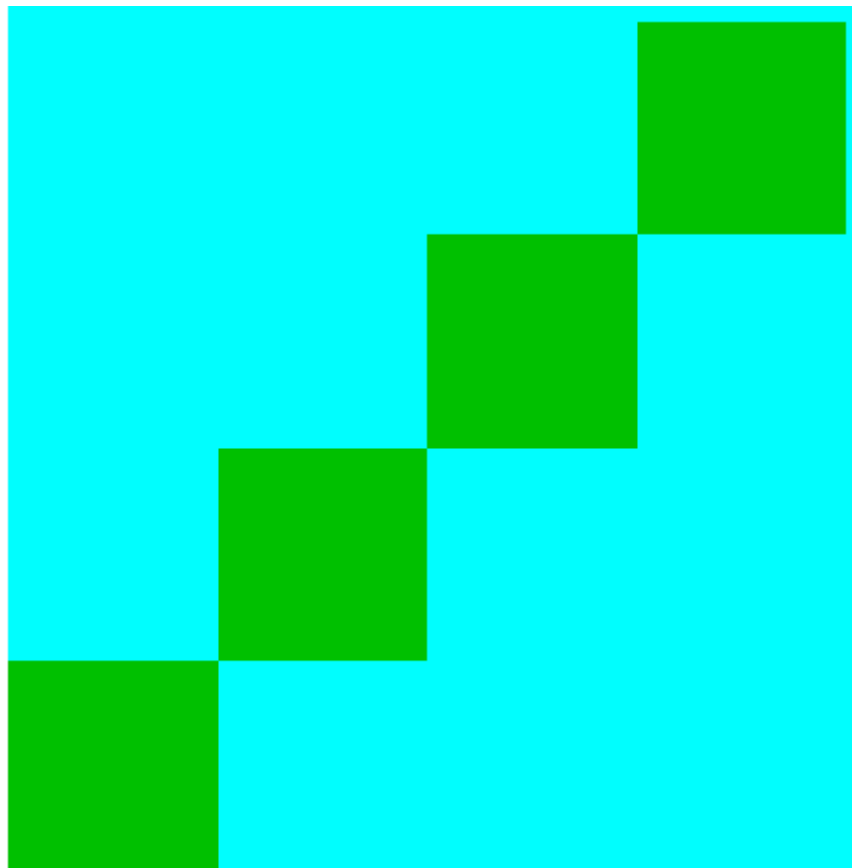
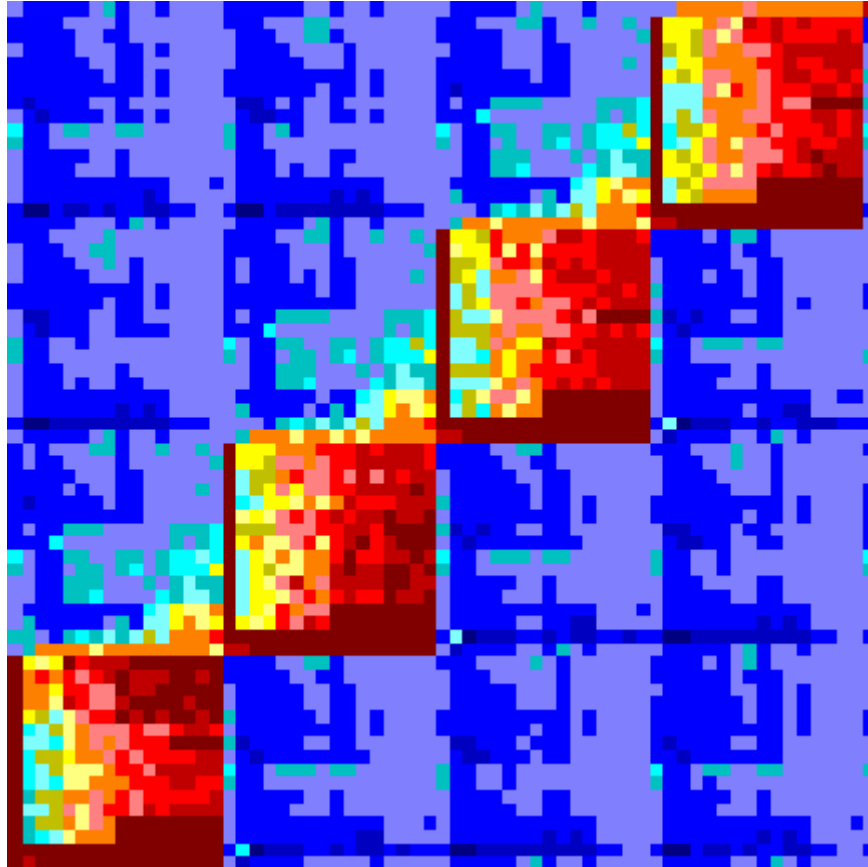
მინიმუმი: 1.72

საშუალო: 2.72

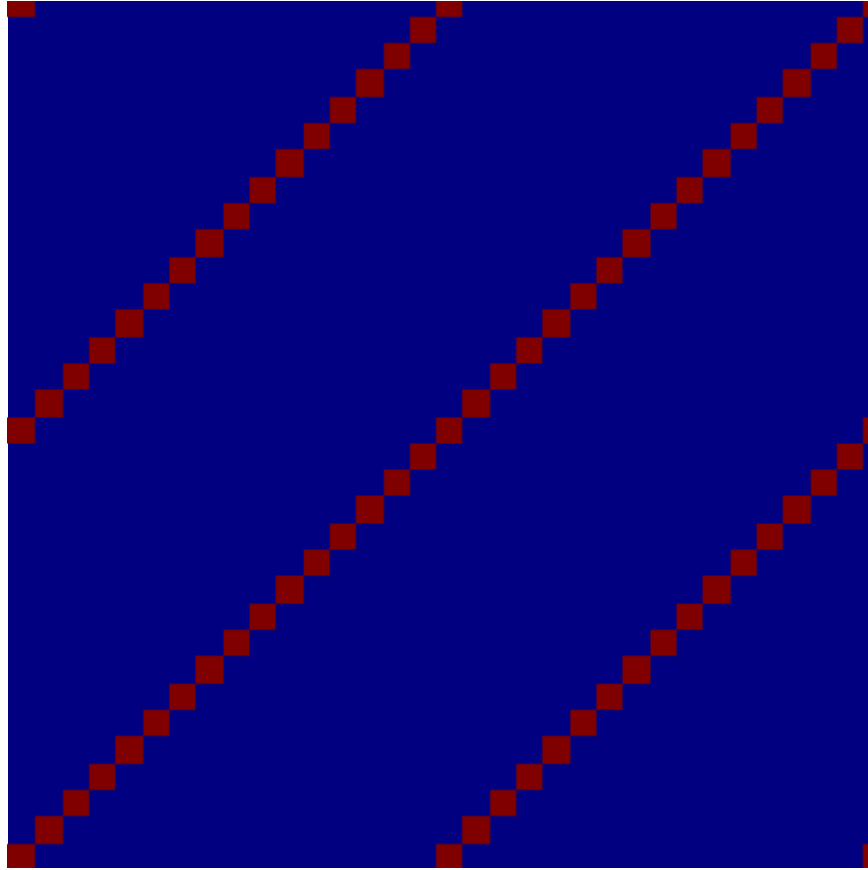
სტანდარტული გადახრა/დიაპაზონი: 0.28

პატერნის დამთხვევის კოეფიციენტი : 98.43%

გამოსახულების პატერნები რეგულარულია, პატერნის კიდეები ზოგ ადგილას ცუდად გამოკვეთილია.



ნახ.13. არამკაფიო დიაგონალური საფეხურებრივი გამოსახულება და პატერნები



ნახ.14. დიდი ინტენსივობის მკაფიო დიაგონალური გამოსახულება

ნახ. 14.-ს გამოსახულების პარამეტრებს აქვთ შემდეგი მნიშვნელობები:

პატერნების რაოდენობა: 5

პატერნების საშუალო მნიშვნელობა: 0.83

ოპტიმიზირებული საშუალო მნიშვნელობა: 0.58

ოპტიმიზაციის ხარისხი: 1.3%

მონობლოკი: არა

განზომილება: 65

გადახრილი წერტილების რაოდენობა: 0

მაქსიმუმი: 0.83

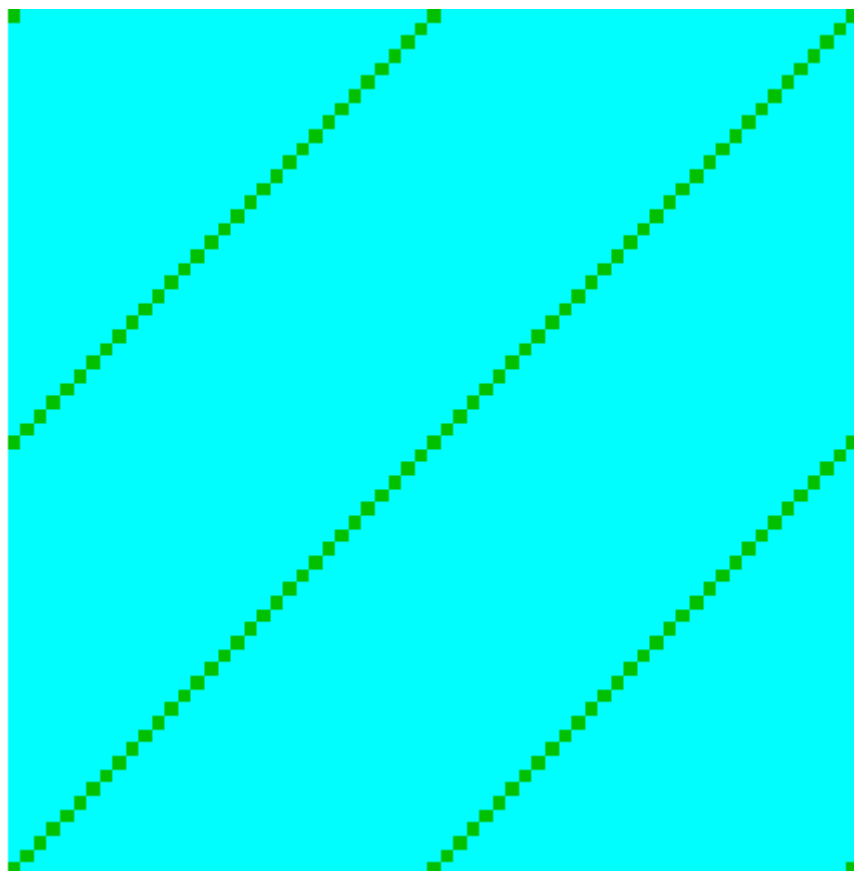
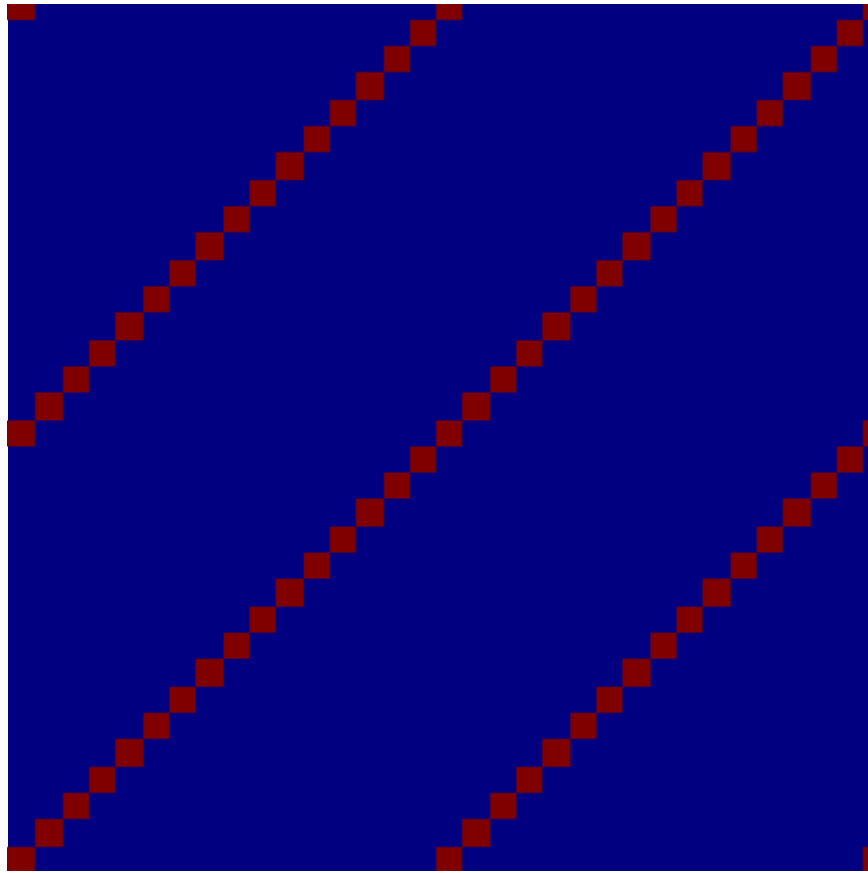
მინიმუმი: 0.57

საშუალო: 0.59

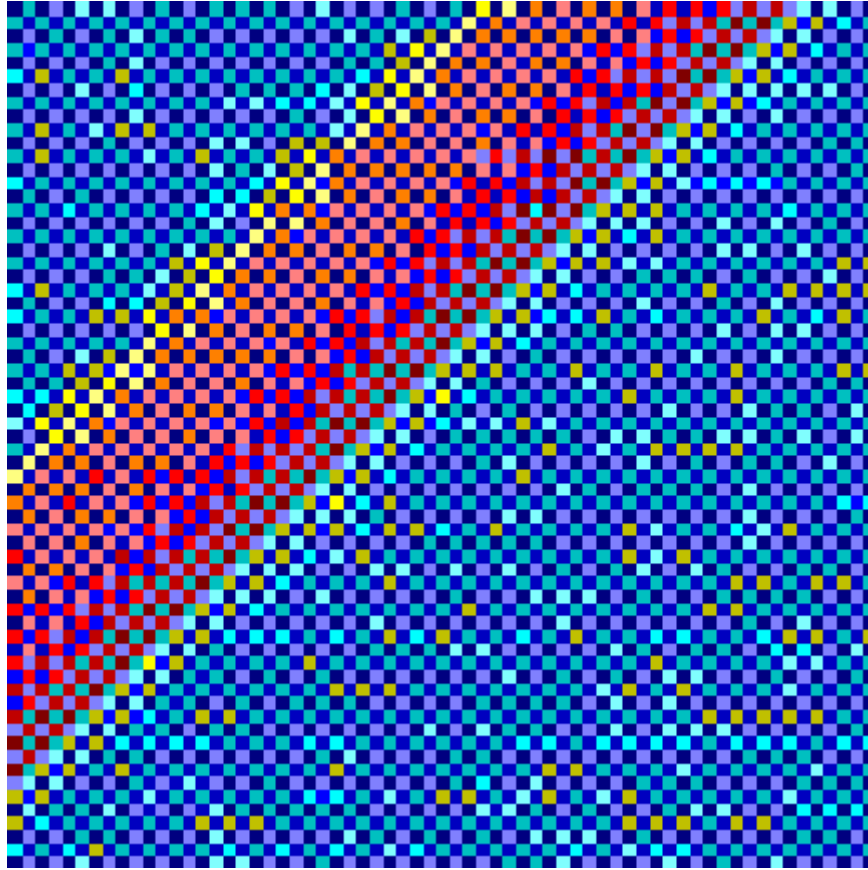
სტანდარტული გადახრა/დიაპაზონი: 0.24

პატერნის დამთხვევის კოეფიციენტი : 100%

გამოსახულების პატერნები იდეალურად რეგულარულია, არ შეიცავს კომბინირებულ პატერნებს, კონტრასტი ძალიან მაღალია.



ნახ.15. დიდი ინტენსივობის მკაფიო დიაგონალებიანი გამოსახულება და პატერნები



ნახ.16. წერტილოვანი და დიაგონალური გამოსახულება

ნახ. 16.-ს გამოსახულების პარამეტრებს აქვთ შემდეგი მნიშვნელობები:

პატერნების რაოდენობა: 41

პატერნების საშუალო მნიშვნელობა: 2.64

ოპტიმიზირებული საშუალო მნიშვნელობა: 2.18

ოპტიმიზაციის ხარისხი: 9.28%

მონობლოკი: არა

განზომილება: 65

გადახრილი წერტილების რაოდენობა: 0

მაქსიმუმი: 3.32

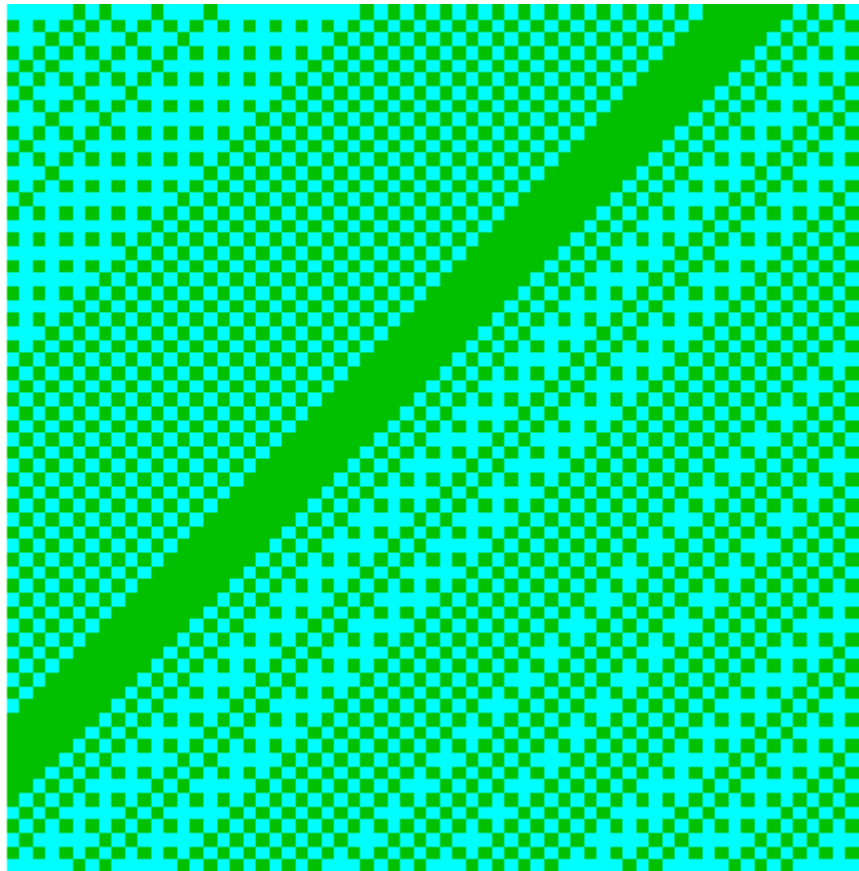
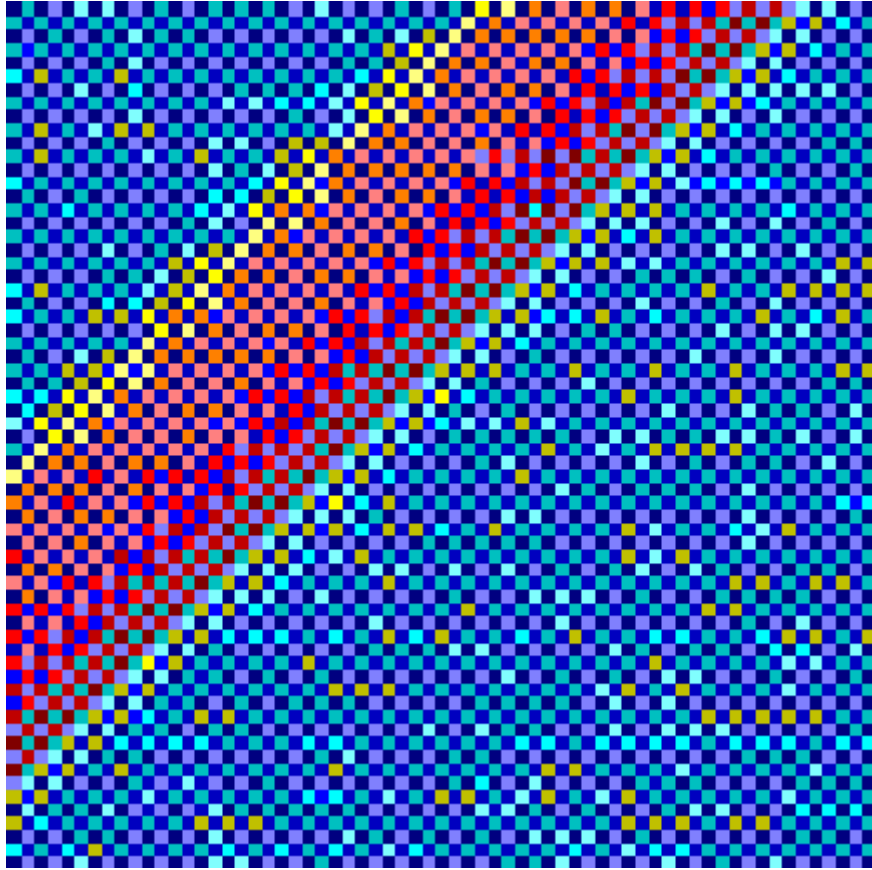
მინიმუმი: 2.06

საშუალო: 2.4

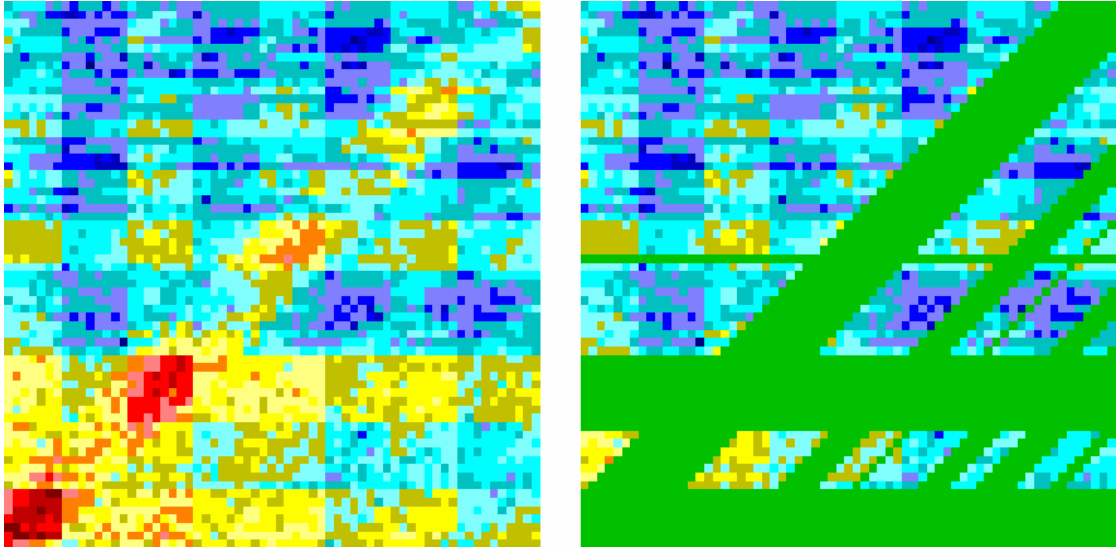
სტანდარტული გადახრა/დიაპაზონი: 0.25

პატერნის დამთხვევის კოეფიციენტი: დიაგონალი - 16.66%, წერტილოვანი – 91%

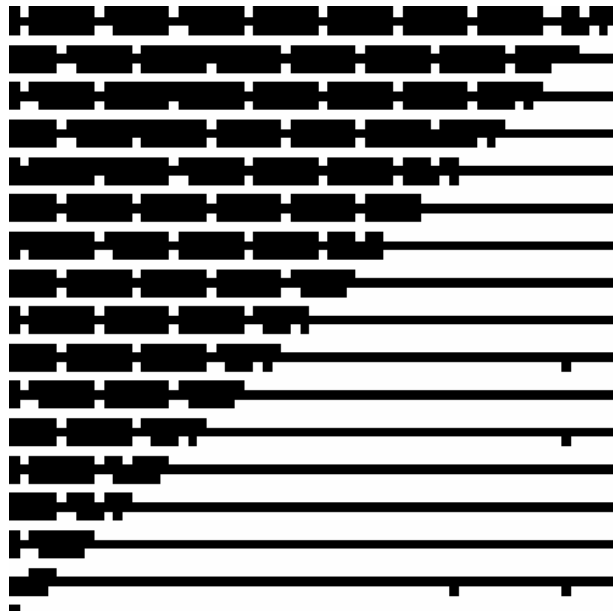
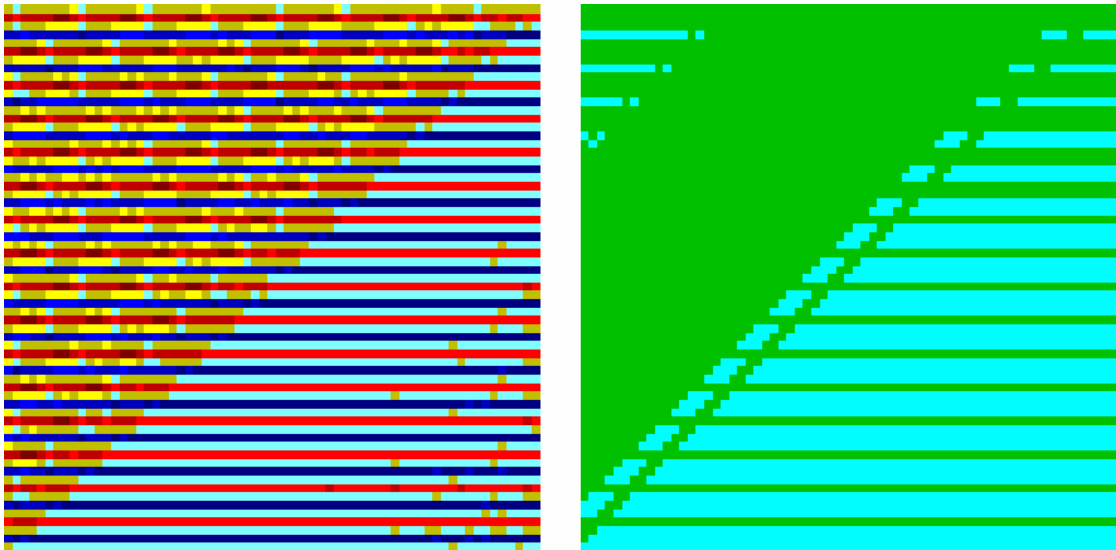
გამოსახულების პატერნები რეგულარულია, ადგილი აქვს კომბინირებულ პატერნებს, კონტრასტი ფონსა და პატერნებს შორის საკმაოდ მაღალია.



ნახ.17. წერტილოვანი და დიაგონალური გამოსახულება და პატერნები



ნახ.18. მონობლოკი კომპლექსური გამოსახულება, ბინარული გარდაქმნა და პატერნები
 ნახ. 18.-ს გამოსახულების პარამეტრებს აქვთ შემდეგი მნიშვნელობები:
 პატერნების რაოდენობა: 9
 პატერნების საშუალო მნიშვნელობა: 24.86
 ოპტიმიზირებული საშუალო მნიშვნელობა: 24.73
 ოპტიმიზაციის ხარისხი: 0.24%
 მონობლოკი: დიახ
 განზომილება: 65
 გამოსახულება კლასიფიცირებულია მონობლოკად დაბალი ოპტიმიზაციის გამო.



ნახ.19. არამონობლოკი კომპლექსური გამოსახულება, ბინარული გარდაქმნა და პატერნები

ნახ. 19.-ს გამოსახულების პარამეტრებს აქვთ შემდეგი მნიშვნელობები:

პატერნების რაოდენობა: 19

პატერნების საშუალო მნიშვნელობა: 2.88

ოპტიმიზირებული საშუალო მნიშვნელობა: 2.79

ოპტიმიზაციის ხარისხი: 1.91%

მონობლოკი: დიახ

განზომილება: 65

გამოსახულება კლასიფიცირებულია პატერნად მაღალი ოპტიმიზაციის გამო.

ექსპერტს შეუძლია შეისწავლოს ცალკეული პიქსელის მახასიათებლები (პოზიცია, მნიშვნელობა, ფერი), დატოვოს გამოსახულებაზე მხოლოდ არჩეული პიქსელის შესაბამისი ფერის პიქსელები მათი გამოკვლევის მიზნით.

გამოსახულებებისა და პატერნების ვიზუალიზაციის ტექნიკა, რომელიც გამოყენებულია სისტემაში, ექსპერტს საშუალებას აძლევს სხვადასხვაგვარად წარმოადგინოს ისინი. კერძოდ, შესაძლებელია პატერნების ზედდება გამოსახულებაზე, გამოსახულებაზე მხოლოდ პატერნები დატოვება ფონის გარეშე, ან პატერნებისგან გაწმენდილი გამოსახულების წარმოდგენა. შემაჯამებელი დიაგნოსტიკის სახით ექსპერტს მიეწოდება ამოცნობილი პატერნების სია, პატერნების საშუალო მნიშვნელობა, პატერნებისგან გაწმენდილი გამოსახულების საშუალო მნიშვნელობა, და გამოსახულების ოპტიმიზაციის კოეფიციენტი.

სისტემის გამოყენების მონერხებულობისთვის განკუთვნილი პარამეტრია კომპიუტერის ჩართვისას სისტემის ავტომატური გაშვება/არ გაშვების ოპცია. ექსპერტისთვის სისტემასთან მუშაობის ნებისმიერ მომენტში ხელმისაწვდომია კონტექსტური დახმარება, რომელიც ამომწურავ ინფორმაციას აძლევს მას შესაძლებელი მოქმედებების შესახებ, აგრეთვე დეტალურად ხსნის ფუნქციონალური შესაძლებლობების არსს, და გამოყენებულ პროცედურებსა თუ ალგორითმებს.

სისტემა რეალიზებულია ისეთნაირად რომ ერთხელ გაშვების შემდეგ იგი მუდმივად რჩება ოპერატიულ მეხსიერებაში მომლოდინე რეჟიმში (თუ მომხმარებელი არ გადაწყვიტავს რომ მოახდინოს მისი ამოტვირთვა), და ხელმისაწვდომია ოპერაციული სისტემის ამოცანათა მენიუდან სწრაფად გააქტიურების მიზნით.

ოპციები და პარამეტრები, რომლებითაც ექსპერტს შეუძლია მოახდინოს სისტემის კომპონენტების ადაპტირება, დაჯგუფებულია კატეგორიების მიხედვით, როგორიცაა: ამოცნობის ზოგადი ოპციები, კლასტერების ოპციები, ამოსაცნობი პატერნების ოპციები. ძირითადი ოპციები განსაზღვრავენ ამომცნობი კომპონენტის პარამეტრებს: წასაშლელი ამოვარდნილი წერტილების მაქსიმალური რაოდენობა (5 დუმილის წესით), სტანდარტული გადახრის დიაპაზონთან შეფარდების ზღურბლი (გამოსახულების თავდაპირველი დიაგნოსტიკისთვის პატერნებიან ან უპატერნო გამოსახულებად, 0.1 დუმილის წესით), ამოცნობილი პატერნების მოდელთან თანხვდომის კოეფიციენტი (70% დუმილის წესით), გამოსახულების ოპტიმიზაციის

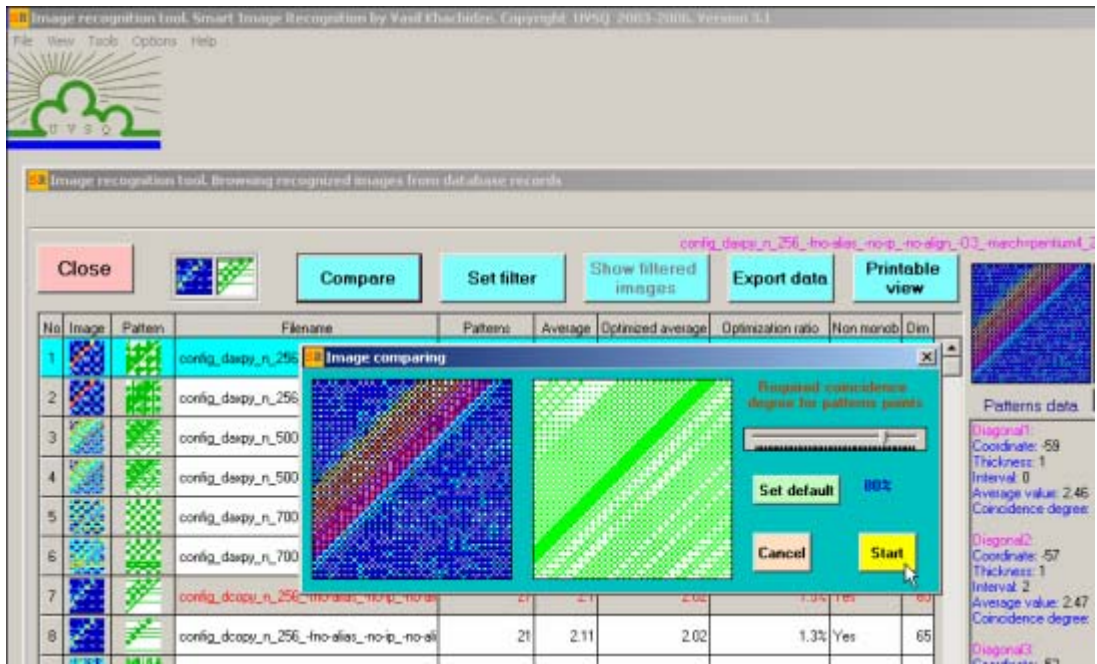
ზღურბლი პატერნებისგან გასუფთავების შემდეგ (0.8% ღუმლის წესით). ძირითადი პარამეტრების სია და მათი დანიშნულება მოყვანილია ცხრილ 1-ში:

| აღნიშვნა | დასახელება | დანიშნულება | საწყისი მნიშვნელობა |
|------------|--|--|------------------------------|
| T_{out} | გადახრილი წერტილების ზღურბლი | ამოსაგდები გადახრილი მნიშვნელობების მქონე წერტილების მაქსიმალური რაოდენობა | 5 |
| Z | ბინარული მატრიცის ზღურბლი | განაპირობებს თუ ფერადი გამოსახულების რომელი წერტილები დარჩება ბინარულ მატრიცაში | მატრიცის საშუალო მნიშვნელობა |
| k_{dopt} | სტანდარტული გადახრა/დიაპაზონის ზღურბლი | განსაზღვრავს, შეიძლება თუ არა შეიცავდეს გამოსახულება საინტერესო პატერნებს | 0.1 |
| C | პატერნის დამთხვევის ზღურბლი | კრიტერიუმი, რომელიც ადგენს წარმოადგენს თუ არა ფიგურა განსახილველ პატერნს | 70% |
| k_{opt} | ოპტიმიზაციის კოეფიციენტი | კრიტერიუმი, რომელიც ადგენს არის თუ არა გამოსახულება ოპტიმიზაციის თვალსაზრისით საინტერესო | 0.8% |

ცხრილი1. სახეთა ამოცნობის ამოცანის ძირითადი პარამეტრები

გამოსახულებების შედარების პროცედურა (Compare) ექსპერტს საშუალებას აძლევს ავტომატურად მოახდინოს მსგავს პატერნებიანი გამოსახულებების ამორჩევა პაკეტიდან. ორი პატერნის მსგავსებაზე შედარებისას გამოიყენება პატერნების წერტილების დამთხვევის ზღურბლი (80% ღუმლის წესით, რომელიც პარამეტრირებადია ექსპერტის მიერ). შედარების პროცედურის გაშვებისას ექსპერტი ირჩევს გამოსახულება-მოდელს, რომლის მსგავსებიც ავტომატურად უნდა მოძებნოს სისტემამ გამოსახულებების პაკეტიდან დამთხვევის ზღურბლის გათვალისწინებით. მიღებული შედეგი წარმოადგენს მოდელის მსგავსი გამოსახულებების სიას, რომელიც ექსპერტს შეუძლია დაამუშაოს. ექსპერტს შეუძლია ნახოს თითოეული გამოსახულებისთვის შედარების სტატისტიკა როგორც პატერნებისთვის, ასევე ფერების თანხვედრის დონეზე, ერთნაირი და განსხვავებული წერტილები პატერნებისთვის და ფერადი გამოსახულებებისთვის, მოახდინოს პატერნების ვიზუალიზაცია, ან გადაიტანოს გამოსახულება ანალიზატორის კომპონენტაში შემდგომი ანალიზისთვის.

ნახ.20-ზე წარმოდგენილია პატერნების შედარების და მსგავსი პატერნების მოძებნის ინტერფეისი.



ნახ.20. პატერნების მონაცემთა ბაზაში მსგავსი პატერნების ძებნის ინტერფეისი

სხვადასხვა გამოსახულებებში პატერნების შედარების საშუალებით პაკეტიდან მსგავსი გამოსახულებების ავტომატური ამორჩევა ექსპერტს საშუალებას აძლევს სწრაფად აღმოაჩინოს ისეთი გამოსახულებები, რომლებშიც მიუხედავად ვიზუალური გასხვავებისა ფერების ღონეზე, არსებითად ერთი და იგივე ფენომენთან გვაქვს საქმე პატერნების ღონეზე. ან პირიქით, ფერთა ღონეზე ვიზუალურად მსგავსი გამოსახულებები პატერნებში მნიშვნელოვანი განსხვავებების გამო შეიძლება არ აღმოჩნდეს შედარების კომპონენტის მიერ ერთად დაჯგუფებული, რაც ექსპერტს ამ გამოსახულებების უფრო დეტალურად შესწავლის საფუძველს აძლევს. გარდა ამისა ამ ინსტრუმენტით იგი იკვლევს თუ რომელი ექსპერიმენტების დროს დაფიქსირდა მსგავსი შედეგები, იმისთვის რომ შეაფასოს კანონზომიერებები.

სისტემის შემდგომი გავითარების ერთ-ერთი მიმართულებას წარმოადგენს სწორედ პატერნების შედარების საფუძველზე გამოსახულებების ავტომატური კლასიფიკაცია მთელი პაკეტის ღონეზე. ვინაიდან შედარების ასეთი პროცესი საკმაოდ ხანგრძლივია, ამიტომ ამისთვის საჭიროა გამოსახულებების პირველადი კლასიფიკაციის ოპტიმალური მეთოდების დამუშავება.

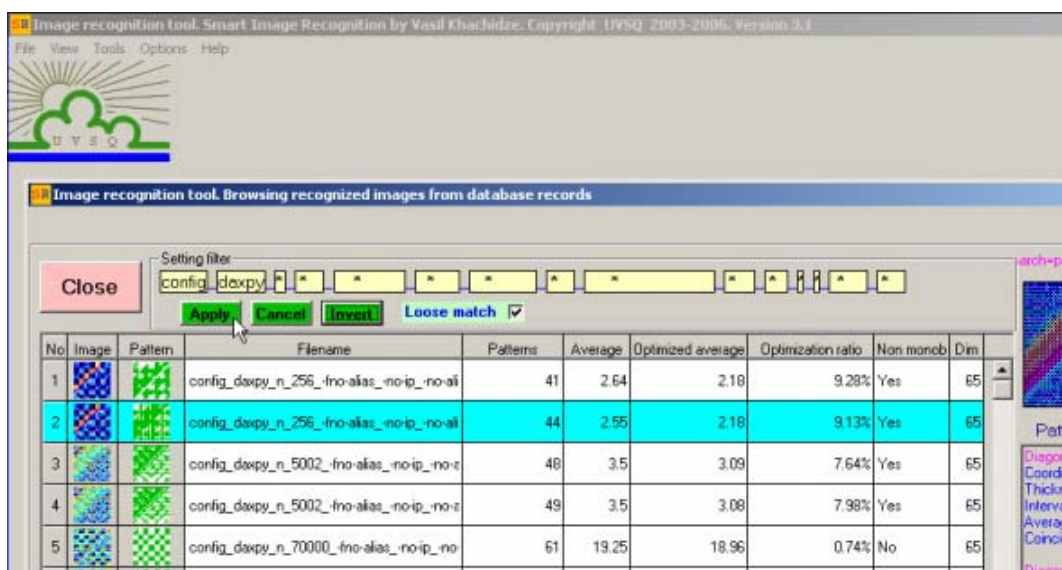
პატერნების ვიზუალიზაცია სისტემაში ხდება როგორც ინდივიდუალური პატერნების ცალ-ცალკე გამოსახულებებად წარმოდგენით, ასევე მათი ზედღებით და ჯამური კომპლექსური პატერნის ჩვენებით.

ექსპერიმენტების შედეგების შემცველი ფაილების სახელწოდებები ისე არის შერჩეული, რომ ისინი იძლევიან ექსპერიმენტის ტიპის იდენტიფიცირების შესაძლებლობას. ამასთან ექსპერიმენტის ტიპები ლოგიკურად გაერთიანებულია არიან ერთ კლასში, მაგრამ თვით ფაილები ყველა გაერთიანებულია ერთ დირექტორიაში.

ამის გამო პაკეტური დამუშავების დროს ექსპერტისთვის საჭიროა ისეთი ინსტრუმენტის შეთავაზება, რომლითაც იგი შეძლებს ავტომატურად ამოარჩიოს პაკეტიდან გარკვეული კლასის შესაბამისი გამოსახულებები მათი შემდგომი შესწავლის მიზნით (პროცედურები Set filter და Show filtered images).

თავის მხრივ ფაილების სახელები შედგება რამდენიმე კომპონენტისგან, და თითოეული კომპონენტა შესაბამისია ფაილების გარკვეული ქვეკლასისა. ამიტომ სისტემაში რეალიზებულია ფაილების (და შესაბამისი გამოსახულებების) ამორჩევის შესაძლებლობა ფაილის სახელის შაბლონის ფორმირების გზით, რომელიმე კონკრეტული ფაილის სახელის ბაზაზე. მაგალითად: ფაილის სახელის CONFIG_MEMCPY_GEN_PFX_25000 ბაზაზე შესაძლებელია აიგოს შაბლონი: CONFIG_MEMCPY_GEN_PFX_*. ეს შაბლონი პაკეტიდან ამოარჩევს ფაილებს, რომლების სახელებიცაა CONFIG_MEMCPY_GEN_PFX_25000, CONFIG_MEMCPY_GEN_PFX_25001, CONFIG_MEMCPY_GEN_PFX_25002 და ა.შ. მიღებული შედეგები პაკეტის ფაილებისგან ცალკე გამოიტანება, რაც ექსპერტს საშუალებას აძლევს ანალიზისთვის ერთდროულად შეინარჩუნოს პაკეტის მონაცემები და ამორჩეული ქვეკლასის მონაცემები. ამორჩევისას ფაილის სახელის შაბლონის განსაზღვრა შესაძლებელია თავისუფალი ან ხისტი შედარებების გზით. თავისუფალი შედარებისას შაბლონი არ ზღუდავს მოსაძებნ ფაილის სახელში კომპონენტების რაოდენობას (ანუ მოძებნილი ფაილის სახელი შეიძლება მეტ კომპონენტს შეიცავდეს, მთავარია იწყებოდეს შაბლონის შესაბამისად), მაშინ როდესაც ხისტი შედარებისას ფაილის სახელის კომპონენტების რაოდენობა ზუსტად უნდა შეესაბამებოდეს შაბლონში კომპონენტების რაოდენობას.

ნახ.21-ზე წარმოდგენილია ფაილების გაფილტვრის ინტერფეისი.



ნახ.21. პატერნების მონაცემთა ბაზაში ფაილის სახელის ფილტრის დადების ინტერფეისი

ანალიზის შედეგები ინახება მონაცემთა ბაზაში, რომლის ნახვა და ანალიზის თავიდან ჩატარება განსხვავებული პარამეტრებით ექსპერტს ნებისმიერ დროს შეუძლია, თუ შენარჩუნებულია ფაილი, რომლიდანაც მიღებულია შედეგები. იმისთვის რომ ექსპერტს საშუალება ჰქონდეს ნებისმიერ დროს ნახოს შედეგი, მაშინაც კი როდესაც საწყისი მონაცემები განადგურებულია, მას შეუძლია ცალკე დაიმასხვროს ეს შედეგები ტექსტურ ფაილში, ან გამობეჭდოს ისინი (პროცედურა Printable view). ამ პროცედურის საშუალებით ექსპერტი ირჩევს თუ რომელი ფაილების მონაცემების დაიმასხვრება ან გამობეჭდვა სურს. შედეგების სახით დაიმასხვრება თითოეული ამორჩეული ფაილის (ანუ შესაბამისი გამოსახულების) ფაილის სახელი და განზოგადებული მონაცემები, როგორცაა მასში პატერნების საშუალო მნიშვნელობა, გამოსახულების ოპტიმიზირებული საშუალო მნიშვნელობა, გამოსახულების ოპტიმიზაციის კოეფიციენტი, არის თუ არა გამოსახულება მონობლოკი (შეიცავს თუ არა პატერნებს, ან არის თუ არა კლასიფიცირებული როგორც ოპტიმიზაციის თვალსაზრისით მხოლოდ უმნიშვნელო პატერნების შემცველი), და გამოსახულების განზომილება. ამას გარდა დაიმასხვრება თითოეული პატერნის აღწერა, კერძოდ: პატერნის ტიპი,

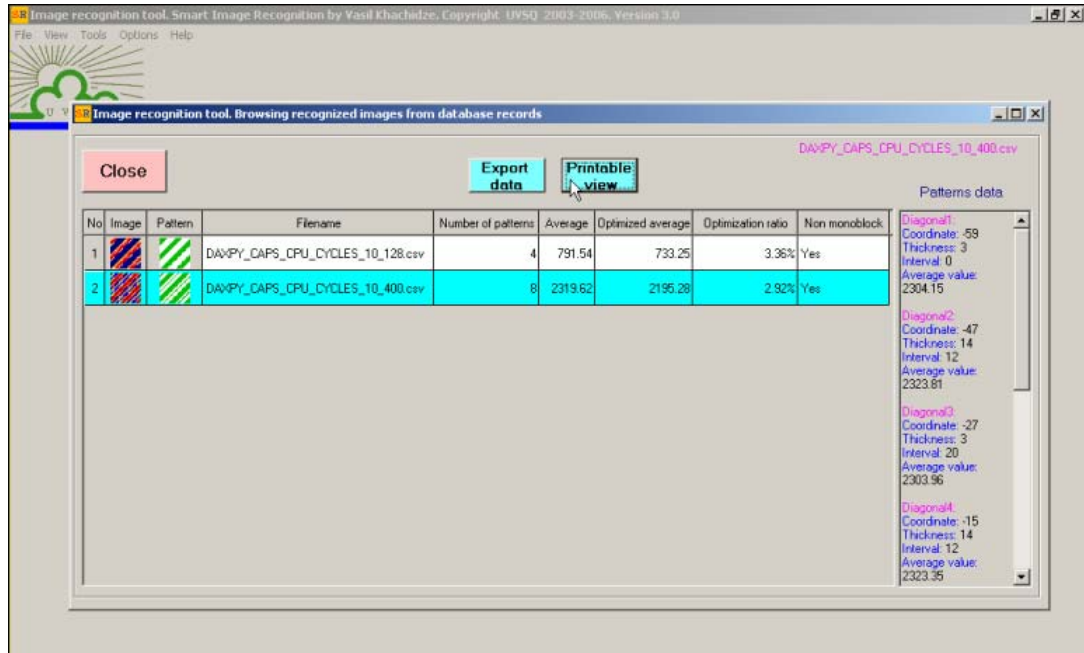
სიფართოვე, ინტერვალი, საშუალო მნიშვნელობა, მოდელზე თანხვლომის კოეფიციენტი.

როდესაც პაკეტში ბევრი ფაილია და ყველა მათგანი იქნა არჩეული ექსპერტის მიერ დასამახსოვრებლად ან ამოსახეჭლად, მონაცემების მომზადების და დამახსოვრების პროცესი საკმაოდ ხანგრძლივია, და საჭიროა განხილული იქნას მისი დროის თვალსაზრისით ოპტიმიზაციის შესაძლებლობა. ერთ-ერთი შესაძლებლობაა პარალელური პროცესის ინიცირება ამ ამოცანისთვის.

სისტემაში საწყისი მონაცემები იგულისხმება რომ მნიშვნელობების დონეზე კორექტულად არის განსაზღვრული. აგრამ ზოგიერთ შემთხვევაში საჭირო ხდება მათი მოდიფიცირება (ნორმალიზება). ამისთვის გათვალისწინებულია სისტემის მიერ მონაცემების წაკითხვის დროს ერთ-ერთი ავტომატური წინასწარი კორექტირების საშუალება: ექსპერტი საჭიროების შემთხვევაში განსაზღვრავს სიდიდეს, რომელზეც ავტომატურად უნდა გაიყოს ყველა შემავალი მონაცემი, რათა მათ მიიღონ კორექტული მნიშვნელობა გამოსახულების ანალიზის დაწყებამდე.

ძირითადი პრობლემები, რომლებიც თავს იჩენენ რეალიზებულ ამოცნობის ალგორითმებში, დაკავშირებულია სხვადასხვა ალტერნატიული ვარიანტებიდან ზოგიერთ შემთხვევაში სისტემის მიერ არაოპტიმალური არჩევნის გაკეთებასთან. ასეთი შემთხვევების რიცხვი არ არის დიდი (არაუმეტეს 3% სატესტო მონაცემების საერთო რიცხვისა). ეს პრობლემები გამოწვეულია იმით რომ ხშირად ადგილი აქვს კომპლექსურ პატერნებს, რომლებიც რამოდენიმე ტიპის მარტივი პატერნებისგან შედგება. როდესაც სისტემა ამოიცნობს პატერნებს და ახდენს მათ შეფასებას, შეფასების კრიტერიუმის თანახმად უპირატესობის მინიჭება ხდება პატერნისთვის, რომელიც უფრო დიდ დაფარვის ზონას მოიცავს, რაც ზოგიერთ შემთხვევაში არ არის სწორი. ერთ-ერთი კრიტერიუმი, რომლითაც უნდა შეფასდეს კანდიდატი პატერნების პრიორიტეტულობა, არის მათ მიერ მიღებული ეფექტი, ანუ რამდენად ხდება გამოსახულების ოპტიმიზირება ამა თუ იმ პატერნისთვის უპირატესობის მინიჭების შემთხვევაში. საჭიროა პატერნების დახარისხება მათი მნიშვნელოვნობის კრიტერიუმით, რომელიც ერთდროულად ითვალისწინებს პატერნის მნიშვნელობასაც და მისი დაფარვის ზონის მოცულობასაც.

ნახ.22-ზე წარმოდგენილია პატერნების მონაცემების საბეჭდო ფორმატში გადაყვანის ინტერფეისი.



ნახ.22. პატერნების მონაცემების საბუკლ ფორმატში გადაყვანის ინტერფეისი

ზოგჯერ არ არის მიზანშეწონილი ოპტიმიზაციაში მცირე სარგებლის მოპოვება არაპროპორციულად დიდი რაოდენობის “ნორმალური” წერტილების უკუგდების ხარჯზე. აქ საჭიროა ექსპერტის ჩარევა, მან უნდა განსაზღვროს თუ რომელ ფაქტორს რა მნიშვნელობა ენიჭება დიაგნოსტიკის დროს. სხვადასხვა კლასის ამოცანებში ამ ფაქტორების წონები ცხადია სხვადასხვანაირი იქნება. ექსპერტს შეუძლია განსხვავებული ზღურბლის მნიშვნელობა დააწესოს ძირითადი კომპლექსური პატერნების შემთხვევისთვის ძირითად და მეორეხარისხოვანი პატერნებისთვის, ან ურთიერთგადამფარავი პატერნების დროს (მაგ. $\leq 50\%$ მეორეხარისხოვნებისთვის).

სისტემის მოქნილობა სწორედ იმაში მდგომარეობს, რომ ასეთ შემთხვევებში იგი სთავაზობს ექსპერტს ჩაატაროს ექსპერიმენტების სხვადასხვა მონაცემებზე და სხვადასხვა პარამეტრებით, რათა ყოველი კონკრეტული კლასის ამოცანებისთვის მიაგნოს ოპტიმალურ მნიშვნელობებს პარამეტრებისა, და განსაზღვროს საჭიროების შემთხვევაში ზოგიერთი დამატებითი პირობა და კრიტერიუმი, რომელსაც უნდა აკმაყოფილებდეს ამოცანა იმისთვის რომ შესაბამისი ამონახსნი რეკომენდირებული იქნეს სისტემის მიერ.

ექსპერტის პასუხისმგებლობას შეადგენს ის, რომ მან სწორად უნდა განსაზღვროს ოპტიმიზაციის პრიორიტეტები, თუ რამდენად მნიშვნელოვანია

შეფარდებითი თვალსაზრისით ოპტიმიზაციის ხარისხის ამაღლება პატერნების მიერ დაფარვის ზონის გაფართოების ხარჯზე.

ერთ-ერთი მნიშვნელოვანი საკითხი ამოცნობის სისტემის დამუშავებისას იყო სისტემის ერგონომიულობა, მომხმარებლის ინტერფეისის სიმარტივე და ეფექტურობა, დიალოგის სიცხადე და გამოყენებული ალგორითმების განმარტებადობა ექსპერტისთვის. სირთულე მდგომარეობდა იმაში რომ გამოსახულების დამუშავება მოითხოვს მრავალი ვიზუალური ინფორმაციის ერთდროულად შეთავაზებას სტატისტიკურ მონაცემებთან ერთად. ამასთან ადგილი აქვს გადასვლების სისტემის კომპონენტების შორის ანალიზის გასაღრმავებლად, და შემდეგ წინა დიალოგებთან დაბრუნებას ანალიზის გასაგრძელებლად.

განსაკუთრებით სირთულეს ტექნიკური თვალსაზრისით წარმოადგენდა მცირე პიქტორგამების გენერირება გამოსახულებებისა და მათი პატერნებისთვის პაკეტურ რეჟიმში, რომელშიც ერთდროულად ათასობით გამოსახულება შეიძლება იყოს გაერთიანებული. ეს სვამს ოპტიმიზაციის ამოცანას როგორც კომპიუტერის ძირითადი მეხსიერების, ასევე სწრაფქმედების თვალსაზრისით. სისტემის კომპონენტების დასამუშავებლად გამოყენებული იყო კორპორაცია Microsoft-ის Visual Basic პროგრამირების ენა და პროგრამირების გარემო. თუმცა ამ ინსტრუმენტის უპირატესობების გამო სისტემა საკმაოდ ეფექტური გამოვიდა, მაგრამ მისი გარკვეული შეზღუდვების გამო საჭირო გახდა დამატებითი პროცედურების დამუშავება ტექნიკური პრობლემების გადასაღწევად.

ანალიზატორის კომპონენტის ძირითადი მენიუ მოიცავს ისეთ ოპციებს, როგორცაა ფაილთან მუშაობა (წაკითხვა, ფერადი ან ბინარული გამოსახულების დამახსოვრება გარე მეხსიერებაში და ა.შ.), ვიზუალიზაცია (ფერადი და ბინარული გამოსახულების, ამოცნობილი კლასტერების და მათი შესაბამისი პატერნების და სხვა), ინსტრუმენტები (პაკეტის პატერნების ამოცნობა, კლასტერების ამოცნობა და სხვა), ამოცნობის პარამეტრებს (მოსაშორებელი გადახრილი წერტილების მაქსიმალური რაოდენობა, სტანდარტული გადახრის და დიაპაზონის თანაფარდობის ზღურბლი, გამოსახულების ოპტიმიზაციის ზღვრული კოეფიციენტი და სხვა, რომლებიც შეიცავენ ღუმილის წესით გასაზღვრულ მნიშვნელობებს და მოდიფიცირებადია ექსპერტის მიერ), დახმარების ოპცია. ნახ.23-ზე წარმოდგენილია ამოცნობილი პატერნების ნახვის და დამუშავების ინტერფეისი.



ნახ.23. ამოცნობილი პატერნების ნახვის და დამუშავების ინტერფეისი

ქვეოპციებისა და ოპციების ვიზუალიზაცია და ხელმისაწვდომობა დინამიურად იმართება და ისინი შეთავაზებულია მხოლოდ მაშინ, როდესაც შესაბამისი ოპერაცია კონტექსტის მიხედვით დასაშვებია.

2.2 სახეთა ამოცნობის ამოცანის ექსპერტული სისტემის კონცეპცია

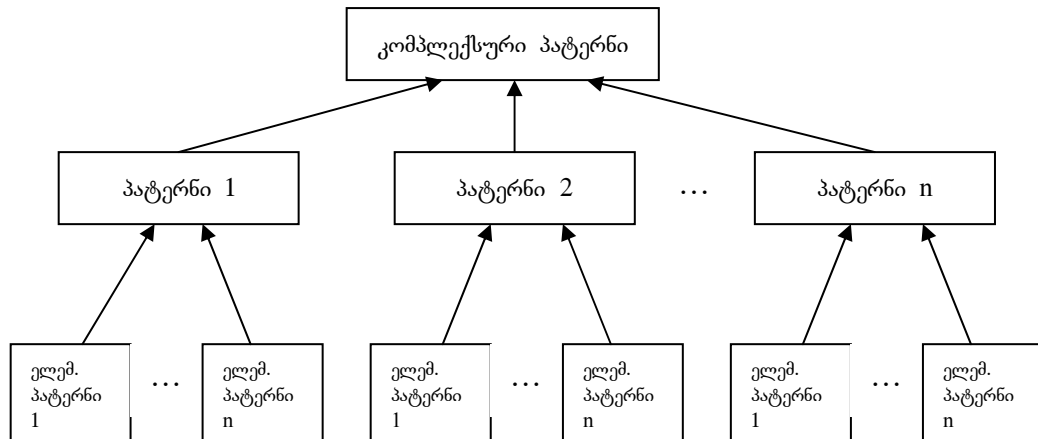
სახეთა ამოცნობის ამოცანა, რომელსაც დისერტაციის ფარგლებში განვიხილავთ, მოიცავს როგორც დეკლარატიული ცოდნის დამუშავებას, ასევე პროცედურულ ნაწილს. ამოცნობის პროცესი ექსპერტის მიერ მონაცემების ინტერპრეტირების შედეგზე დამოკიდებული, მიუხედავად იმისა რომ არსებობს ცხადი და ობიექტური წინაპირობებიც გადაწყვეტილების მისაღებად. მაგალითად, უნდა იქნას თუ არა ესა თუ ის პატერნი განხილული როგორც მოდელის შესაბამისი, ინდივიდუალურ შემთხვევაში განიხილება, და შედეგი დამოკიდებულია მრავალ დამატებით ფაქტორზე. პრინციპში ერთი და იგივე პატერნი შეიძლება ზოგჯერ გამოსახულებაში წარმოადგენდეს მნიშვნელოვან ზონას, რომლის ოპტიმიზაციასაც აზრი აქვს, და სხვა შემთხვევაში ეს პატერნი შესაძლებელია სრულიად იქნეს იგნორირებული როგორც არამნიშვნელოვანი. მეორეს მხრივ, თვით

ამ პატერნის ამოცნობის პირობებიც შეიძლება განსხვავდებოდეს სხვადასხვა ამოცანისთვის. ეს თავის მხრივ დამოკიდებულია იმაზე, თუ რამდენად მკვეთრია გამოსახულება. მკვეთრი გამოსახულებების დროს, ანუ როდესაც გამოსახულების საერთო სურათი არ არის მრავალი ფერებისგან შედგენილი და წერტილებიც არ არის გაბნეული, პატერნის ამოცნობის პირობები შესაძლებელია უფრო მკაცრ კრიტერიუმებს ეფუძნებოდეს. წინააღმდეგ შემთხვევაში, ანუ როდესაც გამოსახულება არამკაფიოა, და წერტილები გაბნეულია, უფრო მიზანშეწონილია რომ პატერნის ამოსაცნობი კრიტერიუმები შერბილებული იქნას ექსპერტის მიერ. სხვადასხვა კლასის ამოცანებს ასევე შეაქვთ კორექტივები ამოცნობის პროცესში. ზოგიერთ შემთხვევაში ოპტიმიზაციის დაბალი კრიტერიუმები შეიძლება საკმარისიც იყოს, მაშინ როდესაც სხვა შემთხვევაში ამოცანა შეიძლება მოითხოვდეს ოპტიმიზაციის მაღალ კრიტერიუმს.

ძირითადი ცოდნა ამოცნობის პარამეტრების შესახებ სისტემაში წარმოდგენილია სხვადასხვა რეგულირებადი პარამეტრებით. მაშასადამე ეს ინფორმაცია წარმოდგენილი უნდა იქნეს ცოდნის ბაზაში, და ამასთან ერთად წარმოდგენილი უნდა იყოს ის პირობებიც, რომლებიც განსაზღვრავენ პარამეტრების მნიშვნელობებს და გამოყენების წესებს სხვადასხვა შემთხვევებში.

ამოცნობის პროცესი სისტემაში ლოგიკურად დაყოფილია საფეხურებრივად, და შეესაბამება ამოცანის მარტივ ქვეამოცანებად დეკომპოზიციის პრინციპს. ეს იდეა კონკრეტულად ჩვენი სახეთა ამოცნობის ამოცანაში რეალიზებულია პირველ, ყველაზე დაბალ დონეზე პიქსელების (გამოსახულების წერტილების) ურთირთადამოკიდებულებების განსაზღვრით, რომლებიც საშუალებას იძლევიან ამოცნობილი იქნას უმარტივესი პატერნები, როგორცაა ჰორიზონტალური და ვერტიკალური ხაზები, დიაგონალი, საფეხურებრივი პატერნი, ბადისებრი პატერნები და წერტილებისგან შემდგარი პატერნები. ეს დონე წარმოადგენს საფუძველს იმისთვის, რომ მეორე დონეზე უკვე განისაზღვროს ამ უმარტივესი პატერნების კომბინაციები, რომლებითაც შედგება კომპლექსური პატერნები. ხოლო ბოლო, მესამე და უმაღლეს დონეზე მიიღება გადაწყვეტილება კომპლექსურ პატერნებზე დაყრდნობით, თუ რა მნიშვნელოვანი პატერნებისგან შედგება გამოსახულება, და როგორია ოპტიმიზაციის ხარისხი ამ პატერნების შემთხვევაში. ნახ.24-ზე

წარმოდგენილია ამოცანის დეკომპოზიცია შემადგენელ ქვეამოცანებად:



ნახ.24. სახეთა ამოცნობის ამოცანის დეკომპოზიცია

პირველი დონის, ანუ ელემენტარული პატერნების ამოცნობის პროცესი მოიცავს გამოსახულების წინასწარ დამუშავებას. მაგალითად, გამოსახულების გაფილტვრას გადახრილი წერტილებისგან. გამოსახულების წინასწარ დამუშავების შესახებ ცოდნაც ასევე წარმოდგენილია სისტემაში, რათა ექსპერტს შეეძლოს ნებისმიერ დროს მოახდინოს მისი კორექტირება ისე, რომ არ განდეს საჭირო პროგრამის შეცვლა.

ვინაიდან ექსპერტული სისტემის მუშაობის მნიშვნელოვანი ნაწილი განკუთვნილია იმისთვის რომ უზრუნველყოფილი იქნეს მონაცემთა სტატისტიკური და სხვაგვარი გამოთვლითი დამუშავება, რეალიზებულია პროცედურების ინტეგრირება ექსპერტულ სისტემაში. როცედურები გამოიძახებიან ექსპერტული სისტემის ცოდნის ბაზაში მოთავსებული წესებიდან (პროდუქციებიდან). პროცედურებიც, ისევე როგორც დეკლარატიული ნაწილი, ხელმისაწვდომია ექსპერტისთვის რათა მან მოახდინოს მათი მოდიფიცირება და ტესტირება დამატებითი პროგრამირების გარეშე. თუმცა უნდა აღინიშნოს რომ თვით პროცედურის განსაზღვრა ამ შემთხვევაში გარკვეულწილად არის პროგრამირების ეტაპის მსგავსი. მაგრამ პროცესი გამარტივებულია სპეციალური ჩადგმული ფუნქციების გამოყენებით, რომლებიც უზრუნველყოფენ ამა თუ იმ გამოვლითი ამოცანის შესრულებას ექსპერტის მიერ პროგრამირების გარეშე. ეს ისეთი ფუნქციებია, რომლებიც მოცემულ პარადიგმაში პრაქტიკულად აუცილებელი კომპონენტია და რომლებიც წინასწარ გასსაზღვრულ და ფიქსირებულ ამოცანას

ასრულებენ. და თქმა უნდა საჭიროების შემთხვევაში შესაძლებელია ამ ფუნქციების შეცვლაც, რაც მათ თავიდან კომპილირებას მოითხოვს.

ელემენტარული პატერნების ამოცნობის პროდუქციებში განსაზღვრულია თუ რა პირობებს უნდა აკმაყოფილებდეს ესა თუ ის გეომეტრიული ფიგურა, რათა იგი ამოცნობილი იქნეს როგორც შესაბამისი პატერნი. პროდუქციის წინაპირობები მოიცავენ პირობების კომბინაციას, როგორცაა, მაგალითად, $\forall x((Coinc(Binary(Horizontal(x)))) > C)$. ეს პირობა მიუთითებს რომ საჭიროა შემოწმდეს ბინარული მატრიცის თითოეული პორიზონტალური ხაზის მოდელთან დამთხვევის კოეფიციენტი. შედეგის ნაწილში მიეთითება თუ რა ცვლილებები უნდა იქნეს შეტანილი ცოდნის ბაზაში. ამ შემთხვევაში ეს იქნება დასკვნა, რომ შესაბამისი გეომეტრიული ფიგურა წარმოადგენს პორიზონტალურ პატერნს, რაც პროდუქციაში შემდეგნაირად ჩაიწერება: $Horizontal_Pattern(x) = True$. ეს პროდუქცია მთლიანობაში შემდეგნაირად ჩაიწერება:

$$\forall x((Coinc(Binary(Horizontal(x)))) > C \rightarrow Horizontal_Pattern(x)) \quad (2.2.1)$$

ანალოგიურად, ვერტიკალური ხაზისთვის, დიაგონალისთვის, საფეხურებრივი, ბადისებრი, და წერტილოვანი პატერნებისთვის გვაქვს შემდეგი პროდუქციები:

$$\forall x((Coinc(Binary(Vertical(x)))) > C \rightarrow Vertical_Pattern(x)) \quad (2.2.2)$$

$$\forall x((Coinc(Binary(Diagonal(x)))) > C \rightarrow Diagonal_Pattern(x)) \quad (2.2.3)$$

$$\forall x((Coinc(Binary(Grid(x)))) > C \rightarrow Grid_Pattern(x)) \quad (2.2.4)$$

$$\forall x((Coinc(Binary(Dot(x)))) > C \rightarrow Dot_Pattern(x)) \quad (2.2.5)$$

ამ შემთხვევებში უნივერსალური კვანტიფიკატორი $\forall x$ საშუალებას გვაძლევს მხოლოდ ლოგიკურად წარმოვადგინოთ ის ფაქტი, რომ პროდუქციის პირობა ეხება გამოსახულებაში არსებულ ყველა შესაბამისი ტიპის გეომეტრიულ ფიგურას. x მიუთითებს ყველა შესაძლო კოორდინატს შესაბამისი გეომეტრიული ფიგურისა, მათ შორის ბადისებრი და წერტილოვანი სტრუქტურის შემთხვევაში. რა თქმა უნდა ეს კოორდინატები სხვადასხვანაირია სხვადასხვა გეომეტრიული ფიგურის შემთხვევაში და სხვადასხვანაირად აითვლება.

ექსპერტისთვის შესაბამისი პროდუქციები წარმოდგება გარე ფორმით მისთვის უფრო ლოგიკური სახით. მაგალითად, (2.2.1)-ს ლოგიკური ფორმა შემდეგია: *ბინარული მატრიცის ყოველი პორიზონტალური ხაზისთვის, თუ*

დამთხვევის კოეფიციენტი მეტია დამთხვევის კოეფიციენტის ზღურბლის მნიშვნელობაზე, მაშინ შესაბამისი ხაზი იდენტიფიცირდეს როგორც ჰორიზონტალური პატერნი. ანალოგიურია სხვა პროდუქციების ლოგიკური ფორმა.

რაც შეეხება პროცედურულ ცოდნას, ამ პროდუქციებში არის მიმართვა პროცედურულ ცოდნაზე. მაგალითად, გამოსახულება $Coinc(Binary(Horizontal(x)))$ მოიცავს სამი სპეციალური შიდა ფუნქციის გამოძახებას: $Horizontal(x)$, $Binary$ და $Coinc$ ფუნქციებს. პირველი მათგანი ითვლის ჰორიზონტალურ ხაზს, აბრუნებს რა შესაბამის ვექტორს, მეორე ახდენს ბინარული მატრიცის ფორმირებას, ხოლო მესამე ახდენს დამთხვევის კოეფიციენტის გამოთვლას შესაბამისი ჰორიზონტალური ხაზისთვის. აღვნიშნავთ, რომ ფუნქციის მნიშვნელობის გამოთვლა ხდება მხოლოდ ერთხელ, და ამის შემდეგ პროდუქციებში გამოიყენება უკვე გამოთვლილი მნიშვნელობა. ასევე, ფუნქციის ტერმინის ქვეშ ვგულისხმობთ ფუნქციის ფართო გაგება და არ ვიყენებთ მას პროგრამირების ვიწრო გაგებით მათემატიკურ ფუნქციას რომელიც ერთ გამოთვლილ მნიშვნელობას აბრუნებს. მაგალითად, ფუნქცია $Horizontal(x)$ აბრუნებს ბინარული გამოსახულების მთლიან ხაზს, როგორც ვექტორს, მაგრამ იგი განიხილება როგორც ერთი ლოგიკური ერთეული დამთხვევის კოეფიციენტის გამოსათვლელად.

სამუშაო მეხსიერებაში დაგროვილი ფაქტები, რომლებიც გამოყვანილია ზემოთმოყვანილი პროდუქციებიდან, გამოიყენება შემდეგ ეტაპზე მათი დამუშავებისთვის, რათა მიღებული იქნას გადაწყვეტილებები ერთი და იმავე ტიპის ელემენტალური შედგენილი პატერნების ბაზაზე მათი აგრეგირებისთვის, და ასევე სხვადასხვა ტიპის პატერნების კომბინირებით კომპლექსური პატერნის ფორმირებისთვის. სამუშაო მეხსიერებაში დაიმასსოვრება არა მარტო ფაქტები ამა თუ იმ პატერნების ამოცნობის შესახებ, არამედ მათი საშუალო მნიშვნელობებიც, რათა შემდგომ ეტაპზე შესაძლებელი იყოს აგრეგირებული პატერნების საშუალო მნიშვნელობების გამოთვლა.

მეორე დონის პროდუქციები განსაზღვრავენ თუ როგორ პირობებს უნდა აკმაყოფილებდნენ პირველ ეტაპზე ამოცნობილი ელემენტალური პატერნები, რათა შესაძლებელი იყოს მათი უფრო მსხვილ და კომპლექსურ პატერნებად აგრეგირება. ჰორიზონტალური, ვერტიკალური და დიაგონალური პატერნების შემთხვევაში მომიჯნავე ელემენტალური პატერნები უნდა გაერთიანდნენ ერთ პატერნში. ანუ

აუცილებელია მონიშნოს ელემენტალური პატერნების ჯგუფები. მოძებნილ ჯგუფებს გადავნიშნავთ თანმიმდევრულად. თუ მოიძებნა ახალი ელემენტალური პატერნი, რომელიც არც ერთი მანამდე მონიშნული პატერნის მომიჯნავე არ არის, მაშინ ის პატერნი თითონ მონიშნება როგორც ახალი ჯგუფის პატერნი, და ნებისმიერი მისი მომიჯნავე ელემენტალური პატერნი შესაბამისად მონიშნება იგივე ჯგუფის ნომრით. ამ მიზნით შემოგვაქვს პროდუქციები:

$$\forall x \left(\begin{array}{l} \text{Pattern}(x) \notin \text{Group}(y) \wedge (\text{Pattern}(x-1) \in \text{Group}(y) \vee \text{Pattern}(x+1) \in \text{Group}(y)) \\ \rightarrow \text{Pattern}(x) \in \text{Group}(y) \end{array} \right) \quad (2.2.6)$$

$$\forall x \left(\begin{array}{l} \text{Pattern}(x) \notin \text{Group}(y) \wedge \text{Pattern}(x-1) \notin \text{Group}(y) \wedge \\ \text{Pattern}(x+1) \notin \text{Group}(y) \rightarrow \text{Pattern}(x) \in \text{New_Group} \end{array} \right) \quad (2.2.7)$$

ექსპერტისთვის წარმოდგენილი ლოგიკური ფორმა ამ პროდუქციების შემდეგია: (1) ნებისმიერი ელემენტალური პატერნისთვის, რომელიც არ მიეკუთვნება რომელიმე ჯგუფს, თუ იგი ესაზღვრება რომელიმე ელემენტალური პატერნების რომელიმე ჯგუფს, მაშინ იგი მიეკუთვნება იმავე ჯგუფს (2.2.6), და (2) ნებისმიერი ელემენტალური პატერნისთვის, რომელიც არ მიეკუთვნება რომელიმე ჯგუფს, თუ იგი არ ესაზღვრება რომელიმე ელემენტალური პატერნების ჯგუფს, მაშინ იგი მიეკუთვნება ახალ ჯგუფს (2.2.7).

რაც შეეხება საფეხურებრივ, ბადისებრ და წერტილოვან პატერნებს, მათი ჯგუფებად გაერთიანება არ ხდება, ვინაიდან ისინი ინდივიდუალურად არიან წარმოდგენილი, და პირდაპირ დაიტანებიან კომპლექსურ პატერნებზე.

ერთი და იგივე ჯგუფის პატერნების საშუალო მონაცემები ასევე დაიმასხვრება საშუალო მეხსიერებაში. ეს მონაცემებია აგრეგირებული პატერნების საშუალო მნიშვნელობები, პატერნებს შორის ინტერვალი, პატერნების სიფართოვე. ამას გარდა ეს მონაცემები უკვე წარმოადგენენ საჭირო ინფორმაციას გამოსახულების შესახებ, და ამიტომ ისინი ექსპერტის გადაწყვეტილებით შესაძლებელია დამასხვრებული იქნეს მონაცემთა ბაზაში.

პროცედურული ცოდნა, რომელიც რეალიზებულია მეორე დონეზე, ეხება სხვადასხვა ტიპის პატერნების კომბინირებისას ურთიერთგადაფარვის ზონების გამოთვლას. მათ საფუძველზე მიიღება გადაწყვეტილება პატერნების პრიორიტეტულობის შესახებ, და პატერნების შერჩევის და უკუგდების შესახებ.

მაგალითად, ჰორიზონტალური ტიპის პატერნი, რომელიც ფარავს გამოსახულების ზონას რომელიც პროცენტულად აღემატება პატერნის მოდელთან დამთხვევის ზღურბლს (>70% სტანდარტული შემთხვევისთვის), ხდება მიზეზი იმისა რომ ვერტიკალური პატერნი მთლიანად დაფარავს გამოსახულებას. საჭიროა ასეთი ზღვრული შემთხვევების კონტროლი პროცედურული ცოდნის საშუალებით.

შემდეგ დონეზე ხდება ამოცნობის შედეგად გამოსახულების კლასიფიკაცია მონობლოკად ან პატერნების შემცველად, აგრეთვე მიღებული კომპლექსური პატერნების კლასიფიკაცია მნიშვნელოვან და არამნიშვნელოვან პატერნებად. თუ პატერნის ოპტიმიზაციის კოეფიციენტი $k_{opt} > k_t$, მაშინ გამოსახულება კლასიფიცირებულია როგორც მნიშვნელოვანი პატერნების შემცველი.

პროდუქციების სამივე დონეზე გვხვდება სხვადასხვა რთული პირობები, როდესაც წინაპირობის ერთი ნაწილის დაკმაყოფილება დამოკიდებულია სხვა პროდუქციის შესრულებაზე. ამ დროს გამოყვანის მექანიზმად ვიყენებთ წინა გადაჯაჭვას, რაც საშუალებას გვაძლევს თანდათანობით მივალწიოთ ამოცანის ამონახსნს.

იმისთვის რომ ექსპერტს ნებისმიერ დროს საშუალება ჰქონდეს გაეცნოს სისტემის მიერ ჩატარებული მსჯელობის არსს და გაყვეს თავიდან ბოლომდე სისტემის მიერ გავლილ ბიჯებს, სისტემაში გათვალისწინებულია პროდუქციების შესრულების თანმიმდევრობის და მიღებული შედეგების დამახსოვრება. აღნიშნული ინფორმაცია იწერება სისტემის მუშაობის პარალელურად მონაცემთა ბაზაში, და მიეწოდება ექსპერტს განმარტების კომპონენტის საშუალებით. განმარტების კომპონენტა ასევე გამოიყენება სისტემის ტესტირების დროს. ექსპერტს საშუალება აქვს განსაზღვროს განმარტებების დეტალიზაციის დონე, რომელიც სისტემამ უნდა გააკეთოს. ეს ამაღლებს სისტემის სწრაფქმედებას, და განსაკუთრებით ოპტიმალურია იმ შემთხვევებში გამოყენებისას, როდესაც ექსპერტი მუშაობს უკვე კარგად ცნობილ მონაცემებთან და გააჩნია კარგი ცოდნა სისტემის მიერ მიღებული გადაწყვეტილებების შესახებ. ამ დროს იგი მხოლოდ განსაკუთრებულ შემთხვევებში მიმართავს განმარტებების კომპონენტას, რათა დეტალურად გაარკვიოს სისტემის მიღებული ამა თუ იმ გადაწყვეტილების საფუძვლიანობა და მისი მიღწევის მეთოდი.

2.3 ავტომატური თარგმნის ამოცანის რეალიზაციის კონცეპცია

ამოცანაში დასახულია მიზანი მიღწეული იქნეს თარგმნის ისეთი ღონე, რომელიც პროფესიონალ მთარგმნელს მნიშვნელოვნად შეუწყობს ხელს მუშაობის ეფექტურობაში. ამისთვის საჭიროა რომ თარგმნის ხარისხი იმდენად მისაღები იყოს, რომ თარგმნის შემდეგი რედაქტირების დრო არ იყოს მნიშვნელოვანი იმ დროსთან შედარებით, რა დროსაც მოანდომებდა მთარგმნელი. ხოლო ჩვეულებრივ მომხმარებელს სისტემამ უნდა მიაწოდოს თარგმანი, რომელიც სწორედ ასახავს საწყისი ტექსტის ძირითად შინაარსს.

ბარ-ჰილელის თვალსაზრისით მთლიანად ავტომატური მაღალი ხარისხის თარგმანი შეუძლებელია. იმ დროისთვის როდესაც მან ავტომატური თარგმნის სფეროს შესაბამისი ანგარიში წარმოადგინა (1960 წ), მსოფლიოში მეცნიერთა მხოლოდ რამოდენიმე ჯგუფი მუშაობდა ამ საკითხებზე სულ რაღაც ორი წლის განმავლობაში და მას არ ჰქონდა ინფორმაცია იმ მომენტისთვის, თუ როგორი პრაქტიკული შედეგები იყო მიღწეული. მან ძირითადად ყურადღება გაამახვილა და გააკრიტიკა დეკლარირებული მიზნები და მეთოდოლოგიები [42]. მისი თვალსაზრისით მთლიანად ავტომატური მაღალი ხარისხის თარგმანი შეუძლებელია და საჭიროა უფრო მოკრძალებული მიზნების დასახვა. ბარ-ჰილელი აღნიშნავდა, რომ მაღალი ხარისხის ავტომატური თარგმნისთვის აუცილებელია ცხოვრების შესახებ ცოდნის წარმოდგენა მთარგმნელ პროგრამაში, რაც ხელოვნური ინტელექტის სფეროა. ხელოვნური ინტელექტი იმ დროს იბადებოდა, როგორც დარგი. განსხვავება ბარ-ჰილელისა და ხელოვნური ინტელექტის პოზიციას შორის იყო ის, რომ იგი ამას შეუძლებლად თვლიდა [43].

ჩვენ სისტემის ფარგლებში შევეცადეთ ისეთი მიდგომა შეგვერჩია, რომელიც არ დატოვებდა ექსპერტს (მთარგმნელს) სისტემის ფუნქციონირების შიდა სპეციფიკის მიღმა, მაგრამ მეორეს მხრივ რაც შეიძლება მოაშორებდა მას ტექნიკურ პრობლემებს მისი ცოდნის წარმოდგენისთვის. ამჟამად ავტომატური თარგმნის სფეროს კვლევები განვითარებულია რამოდენიმე მიმართულებით, რომელიც მოიცავს ლინგვისტური მიდგომების სრულ თეორიულ და ემპირიულ სპექტრს: მთლიანად ავტომატური თარგმნიდან თარგმნის დამხმარე ინსტრუმენტის შექმნამდე, და “წესებზე დაფუძნებულ” და “ტექსტის კორპუსზე დაფუძნებულ” მიდგომებს [44].

თუმცა ბუნებრივი ენის დამუშავების ამოცანების გადაწყვეტის ეფექტურობის ამაღლება, როგორც აღიარებულია, შესაძლებელია მიღწეული იქნეს სათანადო ღონის სემანტიკური დამუშავებით. წმინდად სტატისტიკური მეთოდების მნიშვნელოვანი წარმატებების ფონზე, ღიად რჩება საკითხი, მაგალითად, შესაძლებელია თუ არა საინფორმაციო სისტემებში და შეტყობინებების მარშრუტიზაციის სფეროში სემანტიკური დამუშავების გაუმჯობესება სტატისტიკური მეთოდების ხარჯზე [45].

რაც შეეხება წინადადების ლოგიკურ წარმოდგენას, ჩვენი კვლევის ფარგლებში თუმცა შესწავლილი იქნა ალტერნატიული შესაძლებლობები, მაგრამ პრაქტიკული თვალსაზრისით ამ ეტაპზე არ იქნა რაიმე ფორმალური ლოგიკა გამოყენებული. თუმცა აღვნიშნავთ, რომ დღესდღეობით ავტომატური თარგმანი განიხილება როგორც ბუნებრივი ენის დამუშავების პარადიგმის ამოცანად. ავტომატური თარგმნის თანამედროვე მიდგომებში გამოიკვეთა კონტექსტის მნიშვნელობა. მათ შორის ცოდნის ბაზაზე დაფუძნებული მეთოდები სემანტიკური ინტერპრეტაციის წესებით, ბი-გრამული და ტრი-გრამული და სტატისტიკური მეთოდები (ხოლო ფრაზების ანალიზისთვის უფრო დიდი n-გრამული მეთოდები მაგალითზე დაფუძნებული და სტატისტიკური ავტომატური თარგმანისთვის), და მანქანური სწავლების მეთოდები [46].

ერთ-ერთი საინტერესო მიდგომა იქნება წინადადებების წარმოდგენა მონტაგის გრამატიკის შესაბამისად, როგორც უნივერსალური გრამატიკის საფუძველზე, შემდგომი თარგმნის მიზნით. ფორმალური ლოგიკისა და მოდელის თეორიის საშუალებით მონტაგმა (Montague) შექმნა სისტემა, რომელშიც ბუნებრივი ენის სინტაქსური და სემანტიკური სტრუქტურები წინადადებების სემანტიკური მნიშვნელობების საშუალებას იძლევა. მონტაგის უნივერსალური გრამატიკის (Universal Grammar) ფარგლებში სინტაქსი და სემანტიკა დაკავშირებულია ფრეგის (Frege) ფილოსოფიის ფორმალური ინტერპრეტაციის შექმნით, რომლის თანახმადაც გამოსახულების მნიშვნელობა წარმოადგენს მისი შემადგენელი ნაწილებისა და მისი სინტაქსის ფუნქციას [47]. იმ ფონზე, რომ მონტაგის ზოგადი კვანტიფიკაციის თეორია ვერ წყვიტავს, მაგალითად, ანაფორის პრობლემას “Donkey sentence”-ის შემთხვევებში [48], განვითარდა ფაილის შეცვლის სემანტიკის (File Change Semantics - FCS (Irene Heim), და საუბრის

წარმოდგენის სემანტიკა (Discourse Representation Theory – DRT (Hans Kamp)), რომელშიც წარმოდგენისას კვანტიფიკატორები არ გამოიყენება. ინგლისური ენისთვის არსებული სისტემა, ‘ძირითადი ენის ძრავი’ (Core Language Engine) სწორედ წინადადებების ლოგიკური წარმოდგენის საშუალებას იძლევა. ძირითადი ენის ძრავი წარმოადგენს ზოგადი დანიშნულების წინა ნაწილს ინტერაქტიული სისტემებისთვის. მასში არაღინგვისტ მომხმარებელს, რომელიც ფლობს გამოყენების სფეროს, შეუძლია შეიტანოს ახალი სიტყვები სისტემის ლექსიკონში. CLE საშუალებას იძლევა ინგლისური წინადადებები გადაითარგმნოს მათი პირდაპირი მნიშვნელობების ფორმალურ წარმოდგენაში, რომელსაც აზროვნების მხარდაჭერა შეუძლია [49]. ჩვენს შემთხვევაში ვინაიდან წინადადების მთლიანი სემანტიკური ანალიზი არ მოითხოვება, ამიტომ შემოვიფარგლეთ სემანტიკური ქსელებითა და ფრეიმებით, რომლებიც ეყრდნობა ექსპერტის ცოდნას, და არა ფორმალურ ლოგიკას, რომელიც ჩვენი თვალსაზრისით ექსპერტისთვის გაცილებით რთული, და ამავე დროს საკმაოდ ბუნდოვანი და ხელოვნური იქნებოდა.

კიდევ ერთი ალტერნატივა ავტომატური თარგმნის სისტემის შექმნისთვის არის სტატისტიკური მეთოდების გამოყენება. ძირითადად დღესდღეობით დამუშავებულია კვლევითი დანიშნულების სტატისტიკური სისტემები. დამოდენიძე მცდელობა იყო სტატისტიკური მთარგმნელი სისტემის ნოლიდან შექმნისა. მაგალითად, პროექტი ტამილ-ინგლისური ენის წყვილისთვის, რომელშიც ამოცანის მიზანს წარმოადგენდა ექსპერიმენტის სახით ავტომატური თარგმნის სისტემის შექმნა უმოკლეს დროში (ერთ თვეში). სისტემის ტრენინგისთვის მიზანს წარმოადგენდა თარჯიმნების მიერ 100000 სიტყვის თარგმნა ინგლისურად ერთ თვეში, რომელიც რთული ამოცანა აღმოჩნდა (ბიუჯეტის სიმცირის გამო). ძირითადი პრობლემები, რომლებიც აღნიშნული იქნა, დაკავშირებული იყო ადამიანი-მთარგმნელების მოძებნასთან. პრობლემა იყო როგორც მათი თარგმნის სისწრაფე (170 სიტყვა საათში მოსალოდნელი 500-ს ნაცვლად), ასევე თარგმნის ხარისხი. სისტემამ აჩვენა შემდეგი შედეგები: სისტემის არასრულობის მიუხედავად, ტამილის სრულიად არ მცოდნე ადამიანს შეუძლია 86% სიზუსტეს მიაღწიოს თემატიკის იდენტიფიკაციაში, 93%-ს დოკუმენტების მოძებნაში, 64%-ს კითხვაზე პასუხის მიღებაში (პლიუს 14% ნაწილობრივ სწორი პასუხებისა) [50]. კიდევ ერთი საინტერესო ექსპერიმენტია შეზღუდული საინფორმაციო რესურსებით ჩინურ-

ინგლისური მთარგმნელის შექმნა, რომელშიც გამოყენებული იქნა თარგმნის მოდელი IBM Model 4, რომელიც ტრენირებული იყო GIZA++ პაკეტით. აღნიშნული პროექტის გამოცდილებამ აჩვენა, რომ სტატისტიკური მთარგმნელი სისტემის შექმნა თუნდაც ძირითადად წინასწარ არსებული კომპონენტების ბაზაზე არ წარმოადგენს მარტივ ამოცანას. GIZA++-ს გამოყენება მილიონზე მეტი სიტყვის წყვილისთვის არაპრაქტიკულია, ვინაიდან მესხიერება იმის იქით სისტემა გაჯერებულია და იძულებულია სვოპს მიმართოს, რაც მნიშვნელოვნად ზრდის საჭირო დროს. ერთდროულად რამოდენიმე დეკოდერის გამოყენება მიზანშეწონილია იმ თვალსაზრისით, რომ შესაძლებელი ხდება ზოგიერთი პროგრამული შეცდომის აღმოჩენა მათი ნათარგმნების შედარებით. ამ პროექტში გამოიკვეთა ორი პრობლემა: თითქოსდა უკვე გასუფთავებული ტექსტის კორპუსი ხშირად მოითხოვს დიდ შრომას - ანოტაციების გასწორებას და ა.შ., და ზოგადი ცნობილი დეკოდერების ტექნიკები და ევრისტიკები შეუძლებელია პირდაპირ იქნეს გამოყენებული, პარამეტრების ექსტენსიური ექსპერიმენტირების გარეშე, სიზუსტისა და დროის კომპრომისის მისაღწევად [51]. სხვადასხვა რესურსების კომბინირებით სტატისტიკური მთარგმნელი სისტემის შექმნის მაგალითია [52] - სისტემა Portage, რომელიც აგებულია ფრანგულ-ინგლისური ენების წყვილისთვის. მასში გამოყენებულია მიდგომა რომელიც ეფუძნება ლოგ-წრფივ მოდელიან სეგმენტებს. თარგმნის ხარისხის შეფასებისთვის გამოყენებულია BLEU დათვლის მეტრიკა. სისტემა შემოწმებული იქნა Hansard-ის (6056014 ფრაზა) და Europarl-ის (688 031 ფრაზა) ორენოვან ტექსტებზე, ორენოვან ტერმინოლოგიურ ლექსიკონთან (Grand Dictionnaire Terminologique) ერთად. მორფოლოგიური ინფორმაციის ინტეგრაციის მიზნით სტანდარტული და ლემატიზაციისანი მოდულების კომბინირებით უკეთესი მაჩვენებლები იქნა მიღწეული, ხოლო ტერმინოლოგიური ლექსიკონის გამოყენებამ გააუმჯობესა თარგმნის ხარისხი. თარგმნის სტატისტიკური მეთოდების კიდევ ერთი სახეობა – ტრიგერები, გამოყენებული იქნა LORIA Speech group-ის მიერ [53], ენებსშორისი ტრიგერების სახით ორენოვანი ლექსიკონის ავტომატური შექმნისთვის (LORIA Speech group-ის მიერ). აღნიშნული სისტემა ტესტირებული იქნა Pharaoh დეკოდერით. ლექსიკონი აგებული და შეფასებული იქნა იქნა ევროპარლამენტის ოქმების პარალელური ტექსტების მეშვეობით (19 მილიონი ფრანგული სიტყვა და 17 მილიონი

ინგლისური). BLEU დათვლის მეთოდის საფუძველზე შედარდა სისტემის თარგმანი GIZA++ ინსტრუმენტის საშუალებით გენერირებული თარგმნის ცხრილის მიხედვით თარგმანს, რამაც აჩვენა, რომ ენებსშორის ტრიგრამები კარგად არის აგებული და შესაფერისია ავტომატური თარგმნისთვის.

სტატისტიკური მეთოდებით ავტომატური თარგმნისთვის აუცილებელ წინაპირობას წარმოადგენს ტექსტის კორპუსების არსებობა. ჩვენს შემთხვევაში ასეთი კორპუსები ქართული და უცხო ენების ქვეყლებისთვის ხელმიუწვდომელია. შესაძლებელია კორპუსების ხელით აგება, თუმცა ეს დიდ დროით და ადამიანურ რესურსებს მოითხოვს. მეორეს მხრივ, ასეთი კორპუსების გამოყენება შესაძლებელს გახდიდა არა მარტო ავტომატური თარგმნის, არამედ ბუნებრივი ენის დამუშავების სხვა ამოცანების გადაწყვეტასაც. ერთ-ერთი წარმატებული პროექტი ამ მხრივ არის [54]. ეს არის ჰოლანდიური ენისთვის პარალელური ტექსტების კორპუსი, რომელიც მრავალენობრივია. ვინაიდან პარალელური ტექსტების არსებობას როგორც ტექნოლოგიური, ასევე სამეცნიერო კვლევის თვალსაზრისით დიდი მნიშვნელობა ენიჭება, ხოლო ისინი ხშირად ხელმიუწვდომელია საავტორო უფლებების გამო, ამ პროექტის ფარგლებში მოხდა კომპილირება 10 მილიონი სიტყვის შემცველი მაღალი ხარისხის პარალელური ტექსტებისა ჰოლანდიურ-ინგლისური და ფოლანდიურ-ფრანგული ენების წყვილებისთვის. ტექსტები წინადადებების დონეზეა გათანაბრებული და ასევე შეიცავს ლინგვისტურ ეტიკეტებს. მისი თემატიკა მრავალფეროვანია, ხოლო წყაროს წარმოადგენენ კომერციული გამომცემლობები და ინსტიტუციები.

ჩვენს სისტემაში სემანტიკური ქსელის აგება ხდება ხელით, ექსპერტის მიერ. არსებობს რამოდენიმე მეთოდი ავტომატური სემანტიკური სივრცის მოდელის ავტომატურად ასაგებად, მაგრამ ისინი ასევე მოითხოვენ ტექსტური კორპუსების და სპეციალური ლექსიკური რესურსების არსებობას. ერთ-ერთი წარმატებული პროექტი სემანტიკური სივრცის მოდელის აგების (დამოკიდებულებაზე დაფუძნებული მეთოდით) არის [55]. ტრადიციულად, ვექტორზე დაფუძნებული სემანტიკური სივრცის მოდელები იყენებენ სიტყვების თანა-გამოჩენის მთვლელებს დიდი ტექსტის კორპუსში რათა წარმოადგინონ ლექსიკური მნიშვნელობა. მისი ძირითადი იდეა არის ის, რომ მოცემული სიტყვის ირგვლივ კონტექსტი შეიცავს მნიშვნელოვან ინფორმაციას მისი მნიშვნელობის შესახებ. აღნიშნული მოდელი

გამოყენებული იქნა სინონიმური დამოკიდებულებების აღმოსაჩენად და პოლისემიური სიტყვების ძირითადი მნიშვნელობების ავტომატურად დასადგენად. ონტოლოგიისა და ტაქსონომიის ასაგებად ჩვენ ასევე ვიყენებთ ექსპერტის ცოდნას და ნაშრომში დამუშავებულ, მოტივაციის პრინციპზე დაფუძნებულ მეთოდოლოგიას (მასლოუს იერარქიის ანალოგიურად). ინგლისური ენისთვის ამ საკითხის ავტომატიზაციისთვის ყველაზე ხშირად გამოიყენება WordNet ცოდნის ბაზა. წარმატებული მაგალითია [56]. ესპანური ენისთვის ლექსიკური ტაქსონომიის ნახევრად ავტომატურად შესაქმნელად მასში გამოიყენება WordNet ტაქსონომია და ორენოვანი (ინგლისური/ესპანური) რესურსები. იგი საინტერესოა იმდენად, რამდენადაც ხელით ტაქსონომიის წარმოება ძალიან ძნელია უზარმაზარი ზომის გამო. აღნიშნულ პროექტში WN- სტრუქტურა გამოიყენება როგორც სკელეტონი, რომელშიც შესასწავლი ენის სიტყვები შეიძლება იქნეს ჩასმული. სიტყვა-კანდიდატების შესარჩევად დათვლისთვის გამოყენებული იქნა სტატისტიკური მეთოდი და ზღურბლის მექანიზმი. აღნიშნული სისტემა საკმაოდ ეფექტური და ზოგადია, და შესაძლებელია მისი გამოყენება სხვა ენებისთვისაც.

გარდა ავტომატური თარგმნისა, ჩვენს მიერ დამუშავებული ონტოლოგიის გამოყენება შესაძლებელია საინფორმაციო-საძებნ სისტემებში და სხვა ამოცანებში. სგავსი პრაქტიკის მაგალითია [57], რომელშიც მოცემულია ონტოლოგიით ასისტირებული ტექსტური დოკუმენტის მსგავსების გაზომვის ერთ-ერთი მეთოდი. აღნიშნული სისტემა იყენებს ბუნებრივი ენის ონტოლოგია WordNet-ის მონაცემთა ბაზას დოკუმენტიდან ცნებების ტყის (Concept forest) ამოსაღებად ჰიპერნიმული დამოკიდებულებების საფუძველზე. საკვანძო სიტყვებზე დაფუძნებული ტექნიკები (როგორცაა, მაგ. ვექტორზე დაფუძნებული სივრცის მოდელი) ხშირად გამოიყენება სხვადასხვა საინფორმაციო-საძებნ და ტექსტის მოსაპოვებელ აპლიკაციებში. მაგრამ მათი ნაკლია ის რომ ვერ ახდენენ ბუნებრივი ენის პოლისემიური და სინონიმური მოვლენების დამუშავებას. ხოლო აღნიშნული პროექტის ფარგლებში დამუშავებულ ალგორითმში ცნების ტყეები გამოიყენება ტექსტური დოკუმენტის სემანტიკის წარმოსადგენად, და იზომება ორი ტექსტური დოკუმენტის სემანტიკური მსგავსება თავიანთ შესაბამის ცნების ტყეებში ტერმინების კრებულების უბრალო შედარებით. ამ მეთოდის უპირატესობა არის ის, რომ არ მოითხოვს მთლიანი დოკუმენტის ანალიზს.

სიტყვის ორაზროვნების გადაჭრა ერთ-ერთი ყველაზე მნიშვნელოვანი ამოცანაა ბუნებრივი დამუშავებაში. ჩვენს მიერ დამუშავებული ცოდნის ბაზა საშუალებას იძლევა დამუშავდეს შესაბამისი ალგორითმები მის ბაზაზე, და გამოყენებული იქნეს სხვადასხვა ამოცანაში. ასეთი პრაქტიკა რეალიზებული იქნა [58]-ში ცოდნის ამოსაღებად ტექსტებიდან: MEANING პროექტის ფარგლებში იდენტიფიცირებული იქნა, რომ ადამიანური ენის ტექნოლოგიების შემდგომი განვითარებისთვის აუცილებელია ორი დამატებითი და შუალედური ამოცანის გადაჭრა: სიტყვის მნიშვნელობის ორაზროვნების გადაჭრა, და ლექსიკური ცოდნის ბაზის ფართომასშტაბიანი გამდიდრება. დღეისთვის ცოდნის ტექნოლოგიების ფართოდ გამოყენებისთვის ერთ-ერთი ხელისშემშლელი მიზეზია ის, რომ დიდი და მდიდარი ცოდნის ბაზების აგება მოითხოვს ძვირადღირებულ დიდ ხელით შრომას. მაგალითად, WordNet-ის სხვადასხვა ენაზე შექმნაში ინვესტირებული იქნა ათობით ადამიანი წელიწადი, მაგრამ იგი მაინც არასაკმარისად სრულია მოწინავე ადამიანური ენის ტექნოლოგიებში პირდაპირ გამოყენებისთვის. დასახელებული ორი პრობლემა ურთიერთდაკავშირებულია: სიტყვის ორაზროვნების ეფექტურად გადაჭრისთვის საჭიროა გვექონდეს ბევრად მეტი ლინგვისტური და სემანტიკური ცოდნა, ვიდრე ეს ახლანდელ ლექსიკურ ცოდნის ბაზებშია (მაგალითად, WordNet-ში), ხოლო ლექსიკური ცოდნის ბაზების ავტომატურად გამდიდრებისთვის აუცილებელია მივიღოთ ინფორმაცია სიტყვის მნიშვნელობებით კარგად ანოტირებული ტექსტებიდან. MEANING სთავაზობს ვებს როგორც მრავალენობრივ რესურსს საერთო ლექსიკური საცავის შესაქმნელად, რომელიც უზრუნველყოფს სემანტიკური ვებ-ის შექმნას არა სიტყვების, არამედ ცნებების ბაზაზე. MEANING მუშაობს ინგლისურ, ესპანურ, იტალიურ, კატალონურ და ბასკურ ენებთან.

სიტყვის ორაზროვნების გადაჭრის მეთოდებს შორის აღვნიშნავთ რამოდენიმე პრაქტიკულ რეალიზაციას: WordNet-ის საფუძველზე აგებული მექანიზმები იძლევა სიტყვის ძირითადი მნიშვნელობის განსაზღვრის საშუალებას არაკონტროლირებული მეთოდით, როგორც [59]-ში. Senseval-ის შექმნის შემდეგ სამუშაოები სიტყვის ორაზროვნების გადაჭრის მიმართულებით უფრო ინტენსიური გახდა. სიტყვის მნიშვნელობის ორაზროვნების გადაჭრაში 'პირველი მნიშვნელობის' (სიტყვის ძირითადი მნიშვნელობის) ევრისტიკა გამოიყენება მრავალი თანამედროვე სისტემის მიერ, როდესაც კონტექსტური ინფორმაცია არ არის საკმარისი უფრო

ინფორმირებული არჩევანის გასაკეთებლად. ზემოთ აღნიშნულ პროექტში შემოთავაზებულია მეთოდი, თუ როგორ იქნეს ავტომატურად მიღებული სიტყვების ძირითადი მნიშვნელობები ნელლი ტექსტიდან. სისტემა იყენებს ავტომატურად აგებულ თეზაურუსში მსგავსი დისტრიბუციის მქონე სიტყვების 'უახლოესი მეზობლების' სიას, და ეყრდნობა ჰიპოთეზას, რომ რაც უფრო მნიშვნელოვანია სიტყვის მნიშვნელობა, მით უფრო მეტი მეზობელი ჰყავს მას. სიტყვის მნიშვნელობების ასაღებად კი იყენებს WordNet-ს. მეზობლების დისტრიბუციული ძალა სიტყვის მნიშვნელობებთან ასოცირებულია სემანტიკური მსგავსების ზომასთან, რომელიც ეყრდნობა სიტყვის მნიშვნელობებს შორის დამოკიდებულებებს, როგორცაა ჰიპონიმები, ან სიტყვის მნიშვნელობების გადაფარვა, ან ორივე. აღნიშნულმა მეთოდმა უფრო მეტი სიზუსტე აჩვენა არსებით სახელებსა და ზედსართავებში, ვიდრე ზმნებსა და ზმნიზედებში.

ნეირონული ქსელების საშუალებით სიტყვის ორაზროვნების გადაჭრას ასევე ესაჭიროება დიდი ზომის ტექსტური კორპუსი. მაგალითის სახით შეგვიძლია აღვნიშნოთ პროექტი [60], რომელშიც რეალიზებულია სიტყვის მნიშვნელობის ორაზროვნების გადაჭრა (კორეულ-იაპონურ ავტომატური თარგმნის სისტემაში) ნეირონული ქსელების გამოყენებით. მასში ნეირონული ქსელის მოდელი აგებულია თეზაურუსის ცნებების კოდებზე. ამ პროექტამდე ბევრ წინა მიდგომას ჰქონდა შეზღუდვები მახასიათებლების ძალიან დიდი ზომის კრებულის გამო. ამ მიდგომაში შემცირებულია მახასიათებლების რაოდენობა პაქტიკულ ზომამდე, ლექსიკური სიტყვების ნაცვლად ცნებების კოდების გამოყენების საშუალებით. იყენებს ჰიბრიდულ მეთოდს: ჯერ ორაზროვნების გადაჭრა ხორციელდება ცოდნაზე დაფუძნებული მეთოდებით (კოლოკაციების ლექსიკონით, შემდეგ სინტაქსური სელექციით), შემდეგ კი ტექსტის კორპუსზე დაფუძნებული მეთოდით (2-დონიანი ნეირონული ქსელით).

კიდევ ერთი მეთოდი სიტყვის ორაზროვნების გადასაჭრელად არის პარალელური ტექსტური კორპუსების გამოყენება. ემპირიული მიდგომის საინტერესო შედეგი მიღწეული იქნა [61]-ში, რომლის ფარგლებშიც რეალიზებული იქნა მიდგომა, რომლითაც მიიღება სიტყვების მნიშვნელობებით მონიშნული სატრენინგო მონაცემები (ინგლისურ-ჩინური პარალელური ტექსტის კორპუსისგან). იგი შემდეგ გამოიყენება SENSEVAL-2-ში ინგლისური ენის ლექსიკური ამოცანის ნიმუშში

არსებითი სახელების ორაზროვნების გადაჭრისთვის. ტექსტის კორპუსზე დაფუძნებული, კონტროლირებული მანქანური სწავლების მეთოდები წარმატებული მეთოდია დღესდღეობით. ამ მიდგომის შესაბამისად, ჯერ გროვდება ტექსტური კორპუსი, რომელშიც ორაზროვანი სიტყვის თითოეული გამოჩენა მონიშნულია კორექტული მნიშვნელობით, რომელიმე არსებული ლექსიკონის მნიშვნელობების საცავის მიხედვით. ეს მონიშნული ტექსტის კორპუსი შემდეგ გამოიყენება სწავლების ალგორითმის სატრენინგო მასალად. ტრენინგის შემდეგ მოდელი ავტომატურად არის ნასწავლი და გამოიყენება ამ სიტყვის ახალ კონტექსტებში კორექტული მნიშვნელობის მინიჭებისთვის. მაგრამ ამ მიდგომის ნაკლია მოთხოვნა რომ გვქონდეს ხელით მონიშნული მნიშვნელობებიანი მონაცემები. განსაკუთრებით მწვავეა ეს პრობლემა სიტყვის ორაზროვნების გადაჭრისთვის, ვინაიდან მონიშნული ტექსტის მოგროვება აუცილებელია ენის თითოეული სიტყვისთვის ცალ-ცალკე. სიტყვების დონეზე გათანაბრებული პარალელური ტექსტები წარმოადგენს საჭირო ინფორმაციის ერთ-ერთ წყაროს, ვინაიდან ერთი და იგივე სიტყვის სხვადასხვა თარგმანები შესაძლებელია განხილული იქნას როგორც სხვადასხვა მნიშვნელობები. აღნიშნული მეთოდი ცოდნის წყაროდ იყენებს მეტყველების ნაწილს, ირგვლივ მდებარე სიტყვებს, და ადგილობრივ კოლოკაციებს. სწავლების ალგორითმად კი იყენებს ბაიესის მიაშიტ თეორიას. აღნიშნული პროექტის ფარგლებში მიღწეული იქნა კარგი შედეგი სიტყვის ორაზროვნების გადაჭრაში.

ავტომატური თარგმნის ამოცანისთვის დისერტაციის ფარგლებში შემუშავებული იქნა ბაზური ელექტრონული საინფორმაციო რესურსები, როგორცაა ქართულ-ფრანგული ორენოვანი ლექსიკონი, ფრანგულ-ქართული ორენოვანი ლექსიკონი, და ერთენოვანი (ქართული) ლექსიკონი. ქართულ-ფრანგული ლექსიკონი შეიცავს დაახლოებით 50 000 ზოგადი დანიშნულების სიტყვებს. ამ სიტყვების შერჩევა ხდებოდა იმ კრიტერიუმის გათვალისწინებით, რამდენადაც ეს შესაძლებელი იყო, რომ ერთის მხრივ რაც შეიძლება ხშირად გამოყენებული სიტყვები შესულიყო ლექსიკონში, და მეორეს მხრივ სხვადასხვა სფეროების ლექსიკა დაახლოებით თანაბრად ყოფილიყო დაფარული. თუმცა რა თქნა უნდა ეს ლექსიკური ბაზა მოითხოვს შემდგომ განვითარებას და დახვეწას. ერთენოვანი ლექსიკონის დანიშნულებას ამ შემთხვევაში წარმოადგენდა სემანტიკური ქსელის აგება, რომლის ფარგლებშიც სიტყვები (ცნებები)

დახასიათებული იქნებოდა მათი აღმწერი სემების საშუალებით. ამავე დროს გათვალისწინებული იქნა სხვადასხვა კატეგორიის იერარქიულობა და ასოციაციები სიტყვებს შორის, კერძოდ ჰიპონიმური, ჰიპერნიმული, ჰოლონიმური და მერონიმული დამოკიდებულებები. ამგვარად, რეალიზებულია ცნებებს შორის “არის” და “აქვს” დამოკიდებულებები.

გრამატიკული თვალსაზრისით ლექსიკური ბაზა ეტიკეტირებულია სინტაქსური კატეგორიებით: ზმნა, არსებითი სახელი, ზედსართავი სახელი, ზმნიზედა, ნაცვალსახელი, შორისდებული. თითოეული ზმნისთვის მითითებულია მისი უღლების წესები სხვადასხვა პირსა თუ დროში.

აღნიშნული საინფორმაციო რესურსები ორმაგი დანიშნულებისაა: ისინი რეალიზებულია ერთის მხრივ ისე, რომ მათ ბაზაზე აგებული იქნა ქართულ-ფრანგული და ფრანგულ-ქართული ელექტრონული ლექსიკონები, და მეორეს მხრივ ისინი იმ ფორმით არიან წარმოდგენილი, რომ წაკითხვადია და მანიპულირებადია მთარგმნელი სისტემის მიერ.

სისტემაში ორაზროვნების პრობლემის გადაჭრაში დახმარების მიზნით შემოღებული იქნა რეალური ცხოვრების აღწერის ონტოლოგია, რომელშიც ცნებების დამაგება მოხდა ადამიანისთვის მათი პრიორიტეტულობის მიხედვით. ეს კონცეპცია ფსიქოლოგიური თვალსაზრისით პრინციპში ესატყვისება მასლოუს მოტივაციის თეორიის ძირითად დებულებებს [62]. ჩვენ განვიხილავთ ამ თეორიის განვრცობას ზოგადად ადამიანის საქმიანობის ყველა სფეროზე, ვეყრდნობით რა ჰიპოთეზას რომ ადამიანის მიერ ჩაფიქრებულ ან განხორციელებულ თითოეულ ქმედებას აქვს საფუძველი რომელიც განპირობებულია მისი მოტივაციით, და რომ ამავე დროს თითოეულ საგანს ან პროცესსაც მინიჭებული აქვს მისი «მოტივაცია», რომელიც შეადგენს მის მიზანს. ხელოვნურ ინტელექტში ცოდნის წარმოდგენის მეთოდებში გამოყენებული ფუნქციონალური დამოკიდებულება «ემსახურება/გამოიყენება/განკუთვნილია...» სწორედ ამ კატეგორიას მიეკუთვნება.

ისეთი ტიპის პრობლემებში, როგორცაა, მაგალითად, ბირ-ჰალელის მიერ მოყვანილი ცნობილი ორაზროვნების მაგალითი ყუთის ადგილმდებარეობის შესახებ გალიასა თუ საწერ კალამში (*the box was in a pen*), ლოგიკური გადაჭრა ამ პრობლემის იქნება ამ ორი მცნების «მოტივაციების» შედარება რაიმეს თავისთავში შემცველობის კუთხით. კალმის დანიშნულება როგორც წერის

განხორციელება და გალიის დანიშნულება როგორც რაიმეს შემცველის ცალსახა სწორი გადაწყვეტის საშუალებას იძლევა. უფრო მეტიც, ჩვენი ონტოლოგიის ფარგლებში კალამი შედის გონებრივი საქმიანობის, კერძოდ ინფორმაციის გადაცემის (დამხმარე მაგრამ აუცილებელი) საშუალების კატეგორიაში, ხოლო გალია კი შედის რაიმეს შესანახი (კონტეინერების) კატეგორიაში. ამიტომ ონტოლოგიის უკვე ძირითადი, ზედა დონის კატეგორიების ანალიზი იძლევა საშუალებას რომ აღნიშნულ კონტექსტში უპირატესობა მიენიჭოს 'გალიის' ცნებას 'კალმის' ცნებასთან შედარებით. მეორეს მხრივ, სემანტიკური ინფორმაცია რომელიც მოითხოვება აღნიშნული ორაზროვნების გადაჭრისთვის, არ მოითხოვს ენციკლოპედიური (ყოველ შემთხვევაში დღევანდელ დღეს ელექტრონული ფორმით წარმოდგენილი და წარმოდგენადი ინფორმაციის მოცულობის მასშტაბებთან შედარებით) ცოდნის წარმოდგენას, საემარისია ცნებების ძირითადი დანიშნულების წარმოდგენა გლობალურ დონეზე ონტოლოგიის ფარგლებში. ასევე აღვნიშნავთ რომ ეს პრინციპი შეიძლება გამოყენებული იქნას არა მხოლოდ ავტომატური თარგმნის, არამედ ზოგადად ტექსტის ან ნათქვამის აზრის ავტომატური გაგების ამოცანებში. აღნიშნული ჰიპოთეზა მოითხოვს უფრო დეტალურ შესწავლას და ექსპერიმენტებს როგორც თარგმნის, ასევე აზრის ავტომატური გაგების რეალურ ამოცანებში.

სისტემაში ხორციელდება სათარგმნი ტექსტის ზედაპირული სინტაქსური ანალიზი (shallow parsing), რათა გამოვლინდეს გრამატიკული კატეგორიები, სიტყვების მორფოლოგიური ანალიზი, და ფრაზების სტრუქტურის ანალიზი. განსაკუთრებული ყურადღება ეთმობა სუბიექტის, ობიექტის და პრედიკატის მოძებნას, რათა ისინი განიხილებიან შემდგომი სემანტიკური ანალიზისთვის როგორც უმნიშვნელოვანესი კომპონენტები. მეორე დონის ანალიზი მოიცავს სიტყვათა თანწყობის (კოლოკაციების) მოძებნას, რომელთაც საწყის ენაში (რომელზედაც შედგენილია სათარგმნი წინადადება) გააჩნია ერთი ცნების მნიშვნელობა, რომლის აზრიც პირდაპირ მისი შემადგენელი სიტყვებისგან არ არის ნაწარმოები (როგორცაა, მაგალითად, სიტყვათა წყობა: 'მძიმე ავადმყოფი'). აღვნიშნოთ, რომ თავისთავად ზედსართავი 'მძიმე' ზოგჯერ გამოყენებულია როგორც სინონიმი 'ცუდი გაგებით სერიოზული'-ს ('მძიმე შეცდომა', 'მძიმე სიტუაცია'), მაგრამ სიტყვათწყობებში ვაერთიანებთ გამონათქვამების კლასს,

რომელიც დაპკვიდრებულია ენაში, და რომელსაც ლექსიკურ დონეზე უნდა შეესაბამებოდეს გარკვეული სიტყვა (ან სიტყვათწყობა) სათარგმნ ენაში. ასევე განსაკუთრებულ კლასში გამოყოფთ იდიომატურ გამოთქმებს, გადატანითი მნიშვნელობის გამოთქმებს, და აფორიზმებს და ანდაზებს. ისინი სათარგმნ ენაში იცვლებიან ზუსტი ან მიახლოებითი ექვივალენტებით, თუ არსებობენ, თუ არა და მათი არსის გადმომცემი სიტყვებით ან ფრაზებით.

ლექსიკური ანალიზის შემდეგ სინტაქსური გრამატიკული შესაბამისობის წესების საფუძველზე ხდება სათარგმნი ენის სიტყვების ან სიტყვათწყობის გადაადგილება რათა კორექტულად იქნას ფორმირებული ფრაზა. საწყისი წინადადების ფრაზების დონეზე ანალიზი ემსახურება წინადადების სტრუქტურის განსაზღვრას, რათა სისტემაში არსებული გრამატიკული შესაბამისობის ცოდნის ბაზაზე მოხდეს ფრაზების გადაადგილება სათარგმნი ენის გრამატიკის მოთხოვნების შესაბამისად.

სტატისტიკური კვლევის კუთხით ორაზროვნების გადასაჭრელად ვიყენებთ ჩვენს მიერ შემოღებულ ონტოლოგიას, რათა მასში მოვძებნოთ უმოკლესი მანძილი ორ ცნებას (მნიშვნელობას) შორის. ძირითადი ალგორითმი მდგომარეობს შემდეგში: ფრაზაში ვეძებთ მინიმალური ორაზროვნების მქონე საყრდენ სიტყვას (ცნებას) რათა მისი საშუალებით (მასზე მიბმით და მასთან შედარებით მანძილების გაზომვით) ვცდილობთ მოვნიშნოთ დანარჩენი სიტყვების მნიშვნელობები და გადავჭრათ სიტყვების (ცნებების) ორაზროვნება ამავე ფრაზაში (ან მომიჯნავე ფრაზაში ან წინადადებაში). პარადიგმა, რომელშიც გვაყენებს არაორაზროვანი (უფრო ზუსტად ყველაზე ნაკლებად ორაზროვანი) სიტყვა, გვაძლევს ათვლის წერტილს სხვა ლექსიკური ერთეულების ორაზროვნების გადასაჭრელად. თანაც ერთი და იგივე გამონათქვამი ფრაზაში შესაძლებელია რადიკალურად იცვლიდეს მნიშვნელობას საყრდენი სიტყვების მიხედვით. მაგალითად, ფრაზა: 'ნოციერი ნიადაგი', ცალკე აღებული, ნაკლებად ტოვებს ორაზროვნების საფუძველს (გაცილებით ალბათურია 'ნაყოფიერი მიწის' მნიშვნელობა). მაგრამ ფრაზა 'ნოციერი ნიადაგი კვლევისთვის', მოგვათავსებს მეცნიერულ პარადიგმაში, რომელშიც უფრო ალბათურია 'ხელსაყრელი პირობების' მნიშვნელობა. ეს იმიტომ, რომ საყრდენი სიტყვა 'კვლევა' გაცილებით არაორაზროვანია და მიეკუთვნება მეცნიერებასთან მჭიდროდ დაკავშირებულ პარადიგმას. ფრაზა 'ნოციერი ნიადაგი მცენარის

კვლევისთვის' ისევ ცვლის პარადიგმას, და ამჯერად უფრო ალბათურია კვლავ პირველი ვარიანტი, ვინაიდან მინიმალური ორაზროვნების მქონე სიტყვა ამჯერად არის 'მცენარე' და იგი ცალსახად მიეკუთვნება 'მიწის' პარადიგმას. ცხადია, სხვა დამატებითი კონტექსტური ინფორმაციის არსებობამ შეიძლება ისევ შეცვალოს მიმდინარე პარადიგმა და შესაბამისად ასოცირებული სიტყვების ორაზროვნების გადაჭრის შედეგიც.

მანძილის გასაზომად ორ ცნებას შორის ვიყენებთ სემანტიკურ ქსელებში ორ მწვერვალს შორის მანძილის გაზომვის ცნობილ მეთოდებს, რომლის დროსაც იზომება დაშორება მწვერვალებს შორის რკალების რაოდენობით. ჩვენი ონტოლოგიის შემთხვევაში მიკუთვნება ონტოლოგიის რომელიმე დონესთან წარმოადგენს ერთ-ერთ (და უმნიშვნელოვანეს საფეხურს) მანძილის გაზომვაში. ონტოლოგიის იერარქიის სხვადასხვა საფეხურზე მყოფი ცნებები შეგვიძლია განვიხილოთ სხვადასხვა პარადიგმად, რომელთა შორისაც პრაქტიკული (ცხოვრებისეული) თვალსაზრისით ძალიან მნიშვნელოვანი განსხვავებებია.

2.4 ავტომატური თარგმნის ამოცანის ექსპერტული სისტემის კონცეპცია

ჩვენს სისტემაში თარგმნის ამოცანის დეკომპოზიცია ხდება სამ დონეზე. პირველ დონეზე მანიპულირება ხდება ლექსიკურ ერთეულებზე. ეს მანიპულირება მოიცავს რამოდენიმე ქვეამოცანას: ტექსტის სინტაქსურ ანალიზს შემადგენელი სიტყვების გრამატიკული კატეგორიების დადგენის მიზნით, სიტყვების და გამოთქმების თარგმნას წყარო ენიდან მიზან ენაში. მეორე დონეზე ხდება სიტყვებისა და გამოთქმების მოწესრიგება მიზანი ენის სინტაქსის შესაბამისად, ხოლო მესამე დონეზე - ფრაზების მოწესრიგება მიზანი ენის გრამატიკის შესაბამისად. ავტომატური თარგმნის ექსპერტული სისტემის კომპონენტები მოიცავენ ექსპერტულ ცოდნას თითოეული ქვეამოცანის შესრულებისთვის. ექსპერტული ცოდნის წარმოდგენისთვის თარგმნის წესების ნაწილში გამოყენებულია პროდუქციები, ცოდნის გამოყვანის მექანიზმად კი გამოყენებულია წინა გადაჯაჭვა. გრამატიკის და სინტაქსური ანალიზის ნაწილის ცოდნა წარმოდგენილია გადაწერის წესების საშუალებით, რომელშიც გამოყვანის მექანიზმად გამოყენებულია უკუგადაჯაჭვა. სინტაქსური ანალიზის წესები ახდენენ ენის გრამატიკის მოდელირებას და გადაწერის წესების რეალიზებას. ტერმინალურ

ერთეულებზე მიმართვა ხდება ლექსიკონის შესაბამისი კატეგორიების მითითებით. გრამატიკის მაგალითია (შესაძლებელია განვრცობა ან მოდიფიცირება ექსპერტის მიერ):

წინადადება → არსებითი სახელის ჯგუფი + ზმნის ჯგუფი

არსებითი სახელის ჯგუფი → არსებითი სახელის სინტაგმი

არსებითი სახელის ჯგუფი → სუბიექტის პირის ნაცვალსახელი

ზმნის ჯგუფი = ზმნა → პირდაპირი დამატება + არაპირდაპირი დამატება

+ გარემოება

ზმნის ჯგუფი → ზმნა-მდგომარეობა + ატრიბუტი + გარემოებები

არსებითი სახელის სინტაგმი → არსებითი სახელის დამატება +

ზედსართავები + არსებითი სახელი

არსებითი სახელის დამატება → არსებითი სახელის სინტაგმი + 'ს'

არსებითი სახელის დამატება → ∅

პირდაპირი დამატება → არსებითი სახელის სინტაგმი

პირდაპირი დამატება → ∅

ატრიბუტი → ზედსართავი

ატრიბუტი → არსებითი სახელის სინტაგმი

ატრიბუტი → ∅

არაპირდაპირი დამატება → არსებითი სახელის სინტაგმი + 'ს'

არაპირდაპირი დამატება → ∅

გარემოებები → გარემოება + გარემოებები

გარემოებები → ∅

გარემოება → არსებითი სახელის სინტაგმი + თანდებული

ზედსართავები → ზედსართავი + ზედსართავები

ზედსართავები → ∅

ზედსართავი → ლექსიკონი(ზედსართავი) 'დიდი' | 'ყავისფერი' | 'პატარა' | ...

ზმნა → ლექსიკონი(ზმნა) 'უყვარს' | 'ღარბის' | 'ჭამს' | ...

ზმნა-მდგომარეობა → 'არის'

სუბიექტის პირის ნაცვალსახელი → ლექსიკონი (სუბიექტის პირის ნაცვალსახელი) 'მე' | 'შენ' | 'ის' | ...

თანდებული → ლექსიკონი (თანდებული) 'ში' | 'ით' | 'შიერ' | 'ზე' | ...

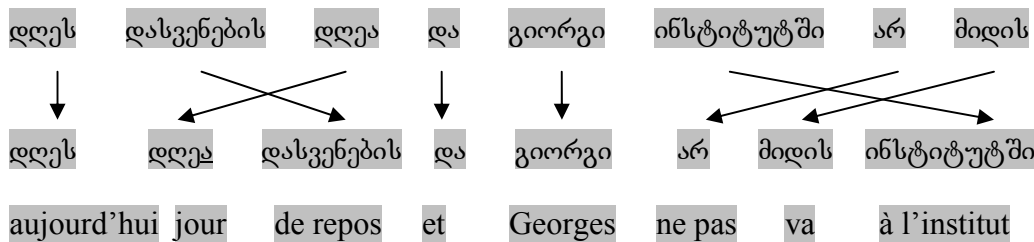
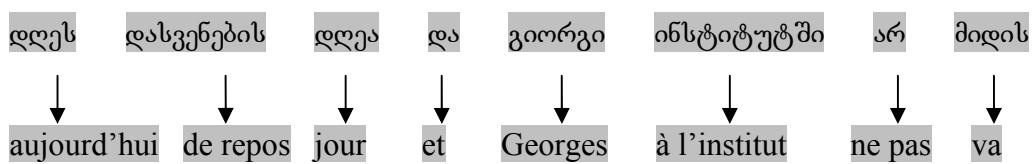
არსებითი სახელი → ლექსიკონი (არსებითი სახელი) 'ქალი' | 'სახელი' | ...

(2.3.1)

სინტაქსური ანალიზის შედეგად მიღებული ინფორმაცია გამოიყენება როგორც ლექსიკური ერთეულების თარგმნისას ორაზროვნების პრობლემის გადასაჭრელად (იმ შემთხვევაში როდესაც სამიზნე ენაში წყარო სიტყვას შეესაბამება რამოდენიმე ვარიანტი წყარო სიტყვის სინტაქსურ კატეგორიაზე დამოკიდებულებით), ასევე ფრაზაში სიტყვების და გამოთქმებისთვის ადგილების მოსაწესრიგებლად წყარო ენის სინტაქსის მოთხოვნების შესაბამისად. პროდუქციების სახით წარმოდგენილია წესები, რომლებიც განსაზღვრავენ თუ როგორი ტრანსფორმაცია უნდა განიცადოს წყარო ენის წინადადების სტრუქტურამ იმისთვის, რომ მიღწეული იქნას მიზანი ენის შესაბამისი სინტაქსური სტრუქტურა. მაგალითად, ზოგად შემთხვევაში ზედსართავისა და არსებითი სახელის ადგილების შეცვლა საჭიროა ფრანგული წინადადების სათანადო წყობისთვის:

თუ ქართული წინადადების წყობა = ზედსართავი + არსებითი *მაშინ* ფრანგული წინადადების წყობა = არსებითი + ზედსართავი (2.3.2)

ამ წესს აქვს მთელი რიგი დამატებითი პირობებისა, რომლებიც ზღუდავს მის გამოყენებას (მაგალითად, ზედსართავი 'კარგი'-ს შემთხვევაში და სხვა). ქვემოთ მაგალითის სახით მოყვანილია საწყისი ქართული ფრაზის თარგმნის ეტაპები (2.3.3):



aujourd'hui c'est le jour de repos et Georges ne va pas à l'institut (2.3.3)

სემანტიკური ქსელის სახით წარმოდგენილია ცოდნა ლექსიკური ერთეულების შესახებ. ტაქსონომიის ასაგებად გამოყენებულია შემდეგი დამოკიდებულებები: ელემენტის კლასთან ან ქვეკლასის კლასთან მიკუთვნებისთვის (ჰიპონიმია) დამოკიდებულება: 'არის'. კლასის მიერ ქვეკლასის შემცველობა ან კლასის მიერ ელემენტის შემცველობა (ჰიპერნიმია) დამოკიდებულებით: 'აქვს'. მთლიანის მიერ ნაწილის შემცველობა (ჰოლონიმია) დამოკიდებულებით: 'აქვს ნაწილი', ნაწილის მთლიანში შემადგენლობის (მერონიმია) აღსანიშნავად დამოკიდებულება: 'არის ნაწილი'. გარდა ამისა წარმოდგენილია ფუნქციონალური დამოკიდებულებები, როგორცაა: 'ემსახურება/გამოიყენება/განკუთვნილია/', მიზნის აღნიშვნის დამოკიდებულება: 'აქვს მიზანი' (სიმეტრიული დამოკიდებულება 'არის მიზანი'), შედეგის აღნიშვნის დამოკიდებულება: 'აქვს შედეგი' (სიმეტრიული დამოკიდებულება 'არის შედეგი'), და მიზეზის აღნიშვნის დამოკიდებულება: 'არის მიზეზი' (მისი სიმეტრიული დამოკიდებულება 'აქვს მიზეზი').

ლექსიკური ერთეულების მნიშვნელობების სემანტიკური ეტიკეტირება განხორციელებულია ძირითადი სემანტიკური ელემენტებით, სემებით, როგორცაა: სულიერი არსება, იგმევა, აბსტრაქტული ცნება, და სხვა. ისინი მხედველობაში მიიღებიან ჰომოგრაფების ორაზროვნების გადაჭრისას (კატეგორიული შეცდომის თავიდან აცილების მიზნით). სემანტიკურ ქსელში ლექსიკური ერთეულები მონაწილეობენ როგორც ჰომოგრაფის სხვადასხვა მნიშვნელობები. სიტყვები (ამ შემთხვევაში სიტყვების მნიშვნელობები, ცნებები) ასევე ეტიკეტირებულია სინონიმებით (ისინიც ასევე თავიანთი მნიშვნელობებით) და ანტონიმებით, ასევე ასოცირებული სიტყვებით. სიტყვის სხვადასხვა მნიშვნელობა ცოდნის ბაზაში წარმოდგენილია მისი ჰოლოგრამით და მნიშვნელობის ნომრით, მაგალითად: ბარი¹, ბარი² და ა.შ.

ფრეიმების სახით მთარგმნელ სისტემაში წარმოდგენილია ცოდნა ონტოლოგიის შესახებ, რომელშიც ცნებების შესახებ ცოდნას, თავის მხრივ, მოტივაციის თეორიის ფარგლებში, დამატებით აქვთ იერარქიული და სემანტიკური ქსელის სტრუქტურაც. ფრეიმი ამ შემთხვევაში გვაძლევს საჭირო პარადიგმის სწრაფი და ეფექტური ამოცნობის საშუალებას აზრის გაგების თუ ორაზროვნების გადაჭრის დროს. ფრეიმების სპეციფიკურ ფორმას წარმოადგენს ასევე მაიდენტიფიცირებელი ობიექტების თვისებების და დამოკიდებულებების პარადიგმა

[63, 64], რომელიც გამოყენებულია ჩვენს სისტემაში ცოდნის წარმოდგენის საშუალებად, როგორც ერთ-ერთი მეთოდი.

ცხრილ 2-ში მოყვანილია მთარგმნელ სისტემაში ჩვენს მიერ გამოყენებული ცოდნის წარმოდგენის მეთოდები და შესაბამისი წარმოდგენილი ცოდნის სახეობები.

| ცოდნის წარმოდგენის მეთოდი | წარმოდგენილი ცოდნის სახეობა |
|---------------------------|--|
| პროდუქციები | თარგმნის წესები გრამატიკა |
| სემანტიკური ქსელები | ლექსიკური ერთეულების ტაქსონომია ონტოლოგია |
| ფრეიმები | ონტოლოგია (ცხოვრების შესახებ ცოდნა) |

ცხრილი 2. ავტომატურ მთარგმნელ სისტემაში გამოყენებული ცოდნის წარმოდგენის მეთოდები

ნებისმიერი ცოდნა, რომელიც ასახულია ცოდნის ბაზაში, შესაბამისი ინტერფეისის საშუალებით შესაძლებელია გადახალისებული იქნეს ექსპერტის მიერ. ავტომატური თარგმნის ექსპერტული სისტემის განმარტებითი კომპონენტი უზრუნველყოფს სისტემის ფუნქციონირების ნებისმიერ ეტაპზე მისი გადაწყვეტილებების ახსნას. სინტაქსური ანალიზის შემთხვევაში იგი იძლევა საწყისი წინადადების სინტაქსურ ხეს და გრამატიკის გადაწერის წესებს, რომლებიც მის შესაქმნელად იქნა გამოყენებული. წინადადებებში სიტყვების და კოლოკაციებისთვის ადგილების შეცვლისას და მორფოლოგიური ანალიზისას იგი იძლევა შესაბამისი პროდუქციების სიას. ლექსიკური და სტრუქტურული ორაზროვნების გადაჭრისას იგი აჩვენებს ორაზროვნების პრობლემის ადგილებს ფრაზაში, იძლევა სემანტიკური ქსელის იმ ფრაგმენტებს, რომლებმაც გამოიწვია გადაწყვეტილების მიღება, და აჩვენებს ლექსიკური ერთეულების აღწერას, მათ სემანტიკურ ატრიბუტებს, და დამოკიდებულებებს ცნებებს შორის. ფრაზის სემანტიკური ანალიზისას სისტემა აჩვენებს თითოეული სიტყვის სემანტიკურ მნიშვნელობას, მათ შორის მანძილებს, და არჩეულ საყრდენ სიტყვებს (ცნებებს),

რომლებიც სისტემის მიერ გამოყენებული იქნა ფრაზის შემადგენელი ლექსიკური ერთეულების ორაზროვნების გადასაჭრელად.

ექსპერტს შეუძლია განსაზღვროს სისტემის მიერ გასაკეთებელი განმარტებების დეტალიზაციის დონე, რათა სისტემის სწრაფქმედების ამაღლების მიზნით თავიდან იქნეს აცილებული მისთვის უმნიშვნელო დეტალები თარგმნის პროცესში, ხოლო საჭიროების შემთხვევაში მოითხოვოს მიღებული განმარტებების უფრო სრული დეტალიზაცია. მიღებული განმარტებები ექსპერტს საშუალებას აძლევს დაადგინოს მუშაობის პროცესში სისტემის მიერ მიღებული გადაწყვეტილებების სისწორე და შეამოწმოს დეკლარატიული და პროცედურული ცოდნა, რომელიც ამოხსნის პროცესში იქნა გამოყენებული. აღნიშნული ინფორმაცია ექსპერტისთვის აუცილებელია როგორც სისტემის შექმნის, მოდიფიცირებისა და ტესტირებისთვის, ასევე მისი რეალური ფუნქციონირებისას სისტემის მუშაობის შედეგების გადამოწმების მიზნით. სისტემის ფუნქციონირების პროცესში ექსპერტმა გამოყენების ეფექტურობის ამაღლების მიზნით უნდა გაითვალისწინოს ზოგადად ავტომატური თარგმნის პროგრამების, და კონკრეტულად კი ჩვენს მიერ დამუშავებული სისტემის შემდეგი თავისებურებები:

- 1) თარგმნის მოთხოვნებისა და პროცესების ორი ტიპი: შემავალი (Inbound, ასიმილაცია/ცენტრალური იდეა), როგორცაა, მაგ. ვებ გვერდის თარგმნა მომხმარებლის მიერ მის მშობლიურ ენაზე, და გამომავალი (Outbound, დისემინაცია/თარგმნა გამოქვეყნების მიზნით), როგორცაა, მაგ. ფირმის მიერ დოკუმენტაციის თარგმნა უცხო ენებზე. უმეტესობა კომერციული ავტომატური თარგმნის სისტემები RBMT ტიპისაა (Rule-Based Machine Translation – წესებზე დაფუძნებული ავტომატური თარგმანი) (SYSTRAN, PROMT, Reverso, SDL Transcend, Babylon, და ა.შ.). როგორც წესი, ავტომატური თარგმნის სისტემები შეიცავენ სხვადასხვა მოდულს სხვადასხვა საჭიროებისთვის (მაგ. შემავალი და გამომავალი თარგმნისთვის).
- 2) სამი კომპონენტის სწორად ინტეგრირება: ტექნოლოგია, ფუნქციონალურობა და მოტივირებული მომხმარებლები, და ტრენინგი.
- 3) ავტომატური თარგმნის სისტემის მიერ გამოყენებული პარადიგმა გააზრებული უნდა იყოს მომხმარებლის მიერ: ცენტრალური ადგილი ფრაზაში უკავია ზმნას, პირველ ეტაპზე ხდება არსებითი სახელის ჯგუფების იდენტიფიცირება. თუ მათი ამოცნობა სწორედ მოხდა, მაშინ იგი ახერხებს მთელი

წინადადების სწორ ანალიზს. არსებითი სახელის ჯგუფების დამუშავების შემდეგ მუშავდება ინდივიდუალური სიტყვები. წინადადება განიხილება წრფივად: ჯერ მუშავდება წინა ნაწილი, შემდეგ მომდევნო. უცილებელია თარგმნის შემდგომი რედაქტირება, ზოგი სიტყვა ვერ ითარგმნება სისტემის მიერ, და მის მიერ შემოთავაზებულია ალტერნატიული ვარიანტები და ა.შ. [65].

ჩვენს მიერ შექმნილი ავტომატური მთარგმნელი სისტემის ბირთვი შესაძლებელია გამოყენებული იქნეს სხვა დანიშნულების ამოცანებშიც, როგორცაა, მაგ. სატელეფონო საუბრის რეალურ დროში თარგმნა ადამიანი-ადამიანი და ადამიანი-მანქანა დიალოგებში [66].

დასკვნა

დისერტაციის ფარგლებში ჩატარებული კვლევის შედეგად შექმნილი იქნა თეორიული საფუძვლები არაფორმალური ცოდნის წარმოდგენის ბაზაზე უნივერსალური დანიშნულების ექსპერტული სისტემების ასაგებად, და რეალიზებული იქნა ორი ექსპერტული სისტემა: სახეთა ამოცნობის ამოცანის, და ავტომატური თარგმნის. კვლევებმა აჩვენა, რომ თანამედროვე მათემატიკური, პროგრამული, ტექნიკური და ინფორმაციული რესურსების გამოყენებით საკმაოდ მოკლე დროში და მცირე რესურსებით შესაძლებელია ისეთი ფუნქციონირებადი ექსპერტული სისტემების დაპროექტება და რეალიზება, რომლებშიც ინტეგრირებული იქნება დეკლარატიული და პროცედურული ცოდნა, და კომბინირებული იქნება ცოდნის წარმოდგენის სხვადასხვა მეთოდები: პროდუქციები, სემანტიკური ქსელები და ფრეიმები.

ნაშრომის ერთ-ერთ შედეგს წარმოადგენს ის, რომ განსხვავებული ტიპის ამოცანებისთვის შესაძლებელი გახდა საერთო კონცეპციის შემუშავება, ამოცანის დეკომპოზიციის გზით, ექსპერტისთვის მისი ცოდნის სისტემაში წარმოდგენის მარტივი და ლოგიკური ინსტრუმენტის შეთავაზება. სახეთა ამოცნობის ამოცანამ წარმოაჩინა ძირითადი მომენტები, რომლებიც ეხება შედარებით ინტენსიური გამოთვლების და ვიზუალიზაციის ტექნიკური ასპექტების რეალიზებას ექსპერტულ სისტემაში. ხოლო მთარგმნელი სისტემის რეალიზაციამ აჩვენა ექსპერტულ სისტემაში ბუნებრივი ენის დამუშავების ამოცანის მეთოდების გამოყენების სპეციფიკა.

ერთ-ერთი შედეგი, რომელიც თავიდანვე იყო დასახული, არის ექსპერტული სისტემის დაპროექტების და რეალიზაციის პროცესში ექსპერტის მაქსიმალური ჩაბმულობის და სისტემის დამუშავებლისგან და ცოდნის ინჟინრისგან მისი მაქსიმალური დამოუკიდებლობის უზრუნველყოფა. ეს ამოცანა გადაწყვეტილი იქნა მოხერხებული მომხმარებლის ინტერფეისისა და ექსპერტული სისტემის გადაწყვეტილებების შესახებ განმარტებების კომპონენტის რეალიზაციის გზით, და ექსპერტისთვის ლოგიკური და ბუნებრივი ცოდნის წარმოდგენისა და მანიპულირების მეთოდების გამოყენებით.

დისერტაციის ფარგლებში შექმნილი ექსპერტული სისტემები წარმატებით გამოიყენება შესაბამის სფეროებში, და დასახულია მათი როგორც თეორიული,

ასევე პრაქტიკული გაუმჯობესების გზები. კერძოდ, სახეთა ამოცნობის ამოცანაში საჭიროა შემდეგ ეტაპზე ავტომატიზებული იქნეს პატერნების ამოცნობის ზღურბლის კოეფიციენტის ვარირება და მიღებული შედეგების ავტომატური კლასიფიკაცია. მთარგმნელ ექსპერტულ სისტემაში საჭიროა ინტეგრირებული იქნეს ტექსტის კორპუსზე დაფუძნებული სტატისტიკური მეთოდები და თარგმნის მეხსიერება.

გამოყენებული ლიტერატურა

1. Waterman D.A. A guide to expert systems. Addison-Wesley, 1985, 419 p.
2. Buchanan, B. G., Barstow, D., Bechtel, R., Bennett, J., Clancey, W., Kulikowski, C., Mitchell, T., and Waterman, D. A. "Constructing an Expert System." In Building Expert Systems, Frederick Hayes-Roth, D. A. Waterman and D. B. Lenat (eds.), Addison-Wesley, Reading, Massachusetts, 1983, pp. 127--167.
3. Hayes-Roth, F., Waterman, D., Lenat, D. (Eds), Building Expert Systems, Addison-Wesley Publishing Co., Reading, MA., 1983
4. Marvin Minsky. A Framework for Representing Knowledge, MIT-AI Laboratory Memo 306, June, 1974
5. Gondran M. Introduction aux systèmes experts, Eyrolles, Paris, 1985, 98 p.
6. M. A. Mohd Azau, S. A. R. Al-Haddad, A. T. Obaidellah, F. Arif, A. R. Ramli. Expert system for diagnosing severe acute respiratory syndrome (e-SARS). *AIKED'05: Proceedings of the 4th WSEAS International Conference on Artificial Intelligence, Knowledge Engineering Data Bases*. World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS). 2005
7. Chuleerat Rattanaprteep, Suphamit Chittayasothorn. A frame-based object-relational database expert system architecture and implementation. *AIKED'06: Proceedings of the 5th WSEAS International Conference on Artificial Intelligence, Knowledge Engineering and Data Bases*. World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS). 2006
8. Václav Jirsík, Petr Honzík. Hybrid expert system. *EHAC'05: Proceedings of the 4th WSEAS International Conference on Electronics, Hardware, Wireless and Optical Communications*. World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS). 2005
9. Keith Darlington. A brief historical review of explanation in expert system applications. *Proceedings of the 25th IASTED International Multi-Conference Artificial Intelligence and Applications*. Austria, 2007
10. W. B. Frakes, C. J. Fox. An approach to integrating expert system components into production software. *ACM '87: Proceedings of the 1987 Fall Joint Computer Conference on Exploring technology: today and tomorrow*. IEEE Computer Society Press. 1987
11. C. Koa, C. J. Hwang. A dietary recommendation expert system using OPS5. *ACM '87: Proceedings of the 1987 Fall Joint Computer Conference on Exploring technology: today and tomorrow*. IEEE Computer Society Press 1987

12. Rose M. Marra, David H. Jonassen. Transfer effects of semantic networks on expert systems: mindtools at work. *ICLS '96: Proceedings of the 1996 international conference on Learning sciences*. International Society of the Learning Sciences. 1996
13. R. Feldman. Frst-an interactive revision system for forward chaining rule bases. *In Proc. ECAI-94 workshop on Integration of ML and KA*, pages 19--28, 1994. <http://citeseer.ist.psu.edu/feldman94frst.html>
უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
14. Valerie Barr, TRUBAC: Testing Expert Systems with Rule-Base Coverage Measures, citeseer.ist.psu.edu/48331.html, უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
15. Nada Lavrac, Igor Mozetic. Methods for knowledge acquisition and refinement in second generation expert systems. *ACM SIGART Bulletin*, Issue 108. 1989
16. Godfried Toussaint. Introduction to pattern recognition. <http://cgm.cs.mcgill.ca/~godfried/teaching/pr-notes/introduction.ps>
უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
17. R. Fisher, S. Perkins, A. Walker and E. Wolfart. Point operations. <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/pntops.htm>
უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
18. Miin-Shen Yang, Jenn-Hwai Yang. Control chart pattern recognition using semi-supervised learning. *7th WSEAS International Conference on Applied Computer Science*, Venice, Italy, November 21-23, 2007
19. Volker Lohweg, Carsten Diederichs, Dietmar Müller. Algorithms for Hardware-Based Pattern Recognition. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing* 2004:12, 1912–1920. Hindawi Publishing Corporation. 2004
20. Marek Kurzynski. Contextual and Isolated Algorithms for Multistage Pattern Recognition. *Proceedings of the 7th WSEAS International Conference on Simulation, Modelling and Optimization*, Beijing, China, September 15-17, 2007
21. Edward Puchala, Aleksander Rewak. The Feature Extraction Procedure for Pattern Recognition with Learning Using Genetic Algorithm. *Proceedings of the 7th WSEAS International Conference on Simulation, Modelling and Optimization*, Beijing, China, September 15-17, 2007
22. J. Hornegger, H. Niemann. Optimization problems in statistical object recognition. *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 1223, pp. 311-- 326, 1997. <http://citeseer.ist.psu.edu/hornegger97optimization.html>
უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
23. B. Draper. Learning Control Strategies for Object Recognition, in *Symbolic Visual Learning, Ikeuchi and Veloso* (eds.), Oxford University Press, 1996. <http://citeseer.ist.psu.edu/draper96learning.html>
უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008

24. Juhani Karhumäki and Wojciech Plandowski and et al., Pattern-Matching Problems for 2-Dimensional Images Described by Finite Automata, url = "citeseer.ist.psu.edu/3354.html", უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
25. Todd A. Stephenson, An Introduction to Bayesian Network Theory and Usage, IDIAP research report 00-03, 2000.
url = "citeseer.ist.psu.edu/stephenson00introduction.html"
უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
26. J. Hornegger and H. Niemann. "Statistical learning, localization and identification of objects". In Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, pages 914--919, MIT, MA, 1995.
<http://citeseer.ist.psu.edu/hornegger95statistical.html>
უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
27. Zweig, G. 1998. Speech Recognition with Dynamic Bayesian Networks. Ph.D. Dissertation, University of California, Berkeley, Berkeley, California.
<http://citeseer.ist.psu.edu/zweig98speech.html>
უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
28. Kabbaj A. Intelligence Artificielle en Lisp et Prolog. Masson, Paris, 1991. 330 p.
29. Pottier B. Linguistique Générale. *Théorie et description*. Klincksieck, Paris, 1985. 338 p.
30. Habert B., Nazarenko A., Salem A.. Les linguistiques de corpus. Armand Colin/Masson, Paris, 1997. 240 p.
31. Poibeau T. Extraction automatique d'information. Hermes Science, 2003. 239 p.
32. Arnaud D., et all. Machine translation. An introductory guide. 1994. 233 p.
33. Bar-Hillel Y. The Present Status of Automatic Translation of Languages. *Advances in Computers*, vol. 1 (1960), p.91-163
34. Montague R. The proper treatment of quantification in ordinary English In R. Thomason, editor, Formal Philosophy: Selected Papers of Richard Montague, pages 247-270. Yale University Press, New Haven, 1974.
35. Peter F. Brown et al. A Statistical Approach to Machine Translation. *Computational Linguistics*. Volume 16 , Issue 2 (June 1990) Pages: 79 – 85, 1990
36. Peter F. Brown et al. Word-sense disambiguation using statistical methods. Proceedings of the 29th annual meeting on Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics. 1991.
37. Kathleen Dahlgren, Joyce McDowell. Knowledge Representation For Commonsense Reasoning With Text. *Computational Linguistics*, Volume 15, Number 3, September 1989.

38. Tellier I. Modéliser l'aquisition de la syntaxe du langage naturel via l'hypothèse de la primauté du sens. Habilitation à diriger des recherches. L'Université Charles de Gaulle - Lille 3. 2005.
39. R. Basili, R. Catizone, M.T. Paziienza, M. Stevenson, P. Velardi, M.Vindigni, and Y. Wilks. An empirical approach to lexical tuning. In Workshop on Adapting Lexical and Corpus Resources to Sublanguages and Applications, LREC, First International Conference on Language Resources and Evaluation, Granada, Spain, 1998. <http://citeseer.ist.psu.edu/article/basili98empirical.html>
უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
40. Nancy Ide and Jean Véronis. Word Sense Disambiguation: The State of the Art. *Computational Linguistics*, 1998, 24(1)
41. Hiroyuki Kaji. Word Sense Acquisition from Bilingual Comparable Corpora. *Proceedings of HLT-NAACL 2003*. Main Papers, pp. 32-39. Edmonton, May-June 2003.
42. Hutchins J. Milestones in Machine Translation. *International Journal of Language and Documentation*, no.1, September 1999, pp.20-21
43. Nirenburg S., Wilks Y. Machine Translation. <http://ilit.umbc.edu/SergeiPub/MachineTranslation2.pdf>
უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
44. Nirenburg S. Bar Hillel and Machine Translation: Then and Now. <http://ilit.umbc.edu/SergeiPub/bar-hillel.pdf>
უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
45. Cooper R. et al. Evaluating the State of the Art. , FraCaS Deliverable D10, University of Edinburgh, (January 1995). URL: <http://www.cogsci.ed.ac.uk/~fracas>. <http://citeseer.ist.psu.edu/cooper95evaluating.html>
უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
46. Carbonell J. History of Machine Translation. LTI MT Graduate Class. January-22-2007
47. Kao A. Montague Grammar. EECS 595 - Fall 2004. <http://www-personal.umich.edu/~akao/MontagueGrammar.pdf>
უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
48. Barker K. Donkey Sentence Discussion. CSI 5386 (October 2, 1999) University of Ottawa, <http://www.csi.uottawa.ca/~kbarker/teach/5386/donkey.html>, უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
49. Carter D. Lexical Acquisition in the Core Language Engine. European ACL, Manchester, 1989

50. Germann U. Building a Statistical Machine Translation System from Scratch: How Much Bang for the Buck Can We Expect?. *ACL 2001 Workshop on Data-Driven Machine Translation*, Toulouse, France. July 7, 2001
51. Foster G., et al. Statistical Machine Translation: Rapid Development with Limited Resources. <http://www.amtaweb.org/summit/MTSummit/FinalPapers/112-Foster-final.pdf>
უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
52. Sadat F. et al. Système de traduction automatique statistique combinant différentes ressources. *TALN 2006*, Leuven, April 10-13, 2006
53. Lavecchia C. et al. Les triggers inter-langues pour la traduction automatique. www.atala.org/IMG/pdf/Lavecchia.pdf
უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
54. Macken L. et al. Dutch Parallel Corpus: A Multilingual Annotated Corpus. http://corpus.bham.ac.uk/corplingproceedings07/paper/173_Paper.pdf
უკანასკნელად იქნა გადამოწმებული – 1.05.2008
55. Padó S., Lapata M. Dependency-Based Construction of Semantic Space Models. *Computational Linguistics Volume 33, Number 2*. 2007
56. Farreres J., Rodríguez H. Semiautomatic Creation of Taxonomies. *COLING-02 on SEMANET: building and using semantic networks - Volume 11*, Association for Computational Linguistics. September 2002
57. Wang J., Taylor W. Concept Forest: A New Ontology-assisted Text Document Similarity Measurement Method. *IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence*. 2007
58. Rigau G. et al. MEANING: a Roadmap to Knowledge Technologies. *COLING-02 on A roadmap for computational linguistics - Volume 13*, Association for Computational Linguistics. August 2002
59. McCarthy D. et al. Unsupervised Acquisition of Predominant Word Senses. *Computational Linguistics Volume 33, Number 4*. 2007
60. Chung Y. et al. Word Sense Disambiguation in a Korean-to-Japanese MT System Using Neural Networks. *COLING-02 on Machine translation in Asia - Volume 16*, Association for Computational Linguistics. September 2002
61. Hwee Tou Ng et al. Exploiting Parallel Texts for Word Sense Disambiguation: An Empirical Study. *ACL '03: Proceedings of the 41st Annual Meeting on Association for Computational Linguistics - Volume 1*, Association for Computational Linguistics. July 2003
62. Maslow A. A Theory of Human Motivation. *Psychological Review*, 50, pp. 370--396. 1943.

63. Гогичаишвили Г.Г., Гогишвили З.Г., Нарезной Н.М., Хачидзе В.С. Система Управления базой знаний "Тбилиси". Диалог-87, материалы конференций. Тбилиси, "Мецниереба", 1988

64. ზ. გოგიშვილი, ნ. ნარეზნოი, ვ. ხაჩიძე „ცოდნის ბაზების მართვის სისტემა „თბილისი“-ს პროგრამული ინტერფეისი“. საქართველოს პოლიტექნიკური ინსტიტუტის შრომები, № (346), 1989 წ.

65. Allen J. Mastering Machine Translation (MT) output. *Tutorial Notes. Sixth Biennial Conference of the Association for Machine Translation in the Americas.* 2004

66. A. Ediberidze, V. Khachidze. Internet Access through ordinary stationary phones. *Materials of international conference on future trends of information network.*, Düsseldorf, Germany. May, 2002