

УДК 004

Д.Мошуренко, магістр гр. КН-22М-1

*Центральноукраїнський національний технічний університет*

## ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ДЛЯ СТВОРЕННЯ ІНТЕРАКТИВНИХ КОРИСТУВАЛЬНИЦЬКИХ ІНТЕРФЕЙСІВ

У статті розроблено програмне забезпечення, яке призначено для системи комп'ютерного зору для створення інтерактивних користувальницьких інтерфейсів. Метою розробки є дослідження та програмна реалізація системи комп'ютерного зору для створення інтерактивних користувальницьких інтерфейсів. Об'єктом дослідження є процес комп'ютерного зору для створення інтерактивних користувальницьких інтерфейсів. Предметом дослідження є методи комп'ютерного зору для створення інтерактивних користувальницьких інтерфейсів. Методи дослідження базуються на методах розпізнавання образів, методах математичної статистики, методах розробки програмного забезпечення. Результат роботи – програмна реалізація системи комп'ютерного зору для створення інтерактивних користувальницьких інтерфейсів. В процесі роботи над програмною моделлю виконано аналіз існуючих апаратних та програмних засобів. В повній мірі описані всі компоненти розробленого програмного забезпечення.

**Постановка проблеми.** Якби вам сказали назвати певні речі, які ви знайдете в парку, ви випадково згадали б такі речі, як трава, лавка, дерева тощо. Це дуже просте завдання, яке будь-яка людина може виконати миттєво. Однак існує дуже складний процес, який відбувається в глибині нашої свідомості. Людський зір включає наші очі, але також включає все наше абстрактне розуміння понять і особистий досвід через мільйони взаємодій, які ми мали із зовнішнім світом. Донедавна комп'ютери мали дуже обмежені можливості самостійного мислення. Комп'ютерний зір – це нещодавня галузь технології, яка зосереджується на відтворенні людського зору, щоб допомогти комп'ютерам ідентифікувати й обробляти речі так само, як це роблять люди. Завдяки нещодавнім розробкам у таких сферах, як штучний інтелект і обчислювальні можливості, сфера комп'ютерного зору досягла значного прогресу, щоб стати більш проникливою в повсякденне життя. Очікується, що до 2030 року ринок комп'ютерного зору наблизиться до 41,11 мільярда доларів, а середній річний темп зростання (CAGR) становитиме 16,0% між 2020 і 2030 роками.

У цьому зв'язку представляється доцільним проведення досліджень можливості використання моделей висхідної уваги для знаходження області зображення, приблизно відповідному об'єкту, розробка методів пошуку зображень, механізм яких подібний до механізму сприйняття зображень людиною. При цьому можна чекати, що використання інформації, що витягається з даних областей, дозволить підвищити якість пошуку СВІР-систем у порівнянні із широко використовуваним пошуком по глобальних ознаках зображень. Відзначимо, що останнім часом моделі візуальної уваги привернули увагу ряду дослідників, у тому числі: O. Marques, L. M. Mayron, G. V. Vorba, H. R. Gamba.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** При аналізі останніх досліджень і публікацій [1-20] було виявлено певні прогалини у забезпеченні системи комп'ютерного зору для створення інтерактивних користувальницьких інтерфейсів.

**Мета й завдання дослідження.** Метою роботи є дослідження та програмна реалізація системи комп'ютерного зору для створення інтерактивних користувальницьких інтерфейсів.

Для досягнення поставленої мети визначена програма дослідження, що складається з наступних завдань:

– Огляд існуючих систем комп'ютерного зору для створення інтерактивних користувальницьких інтерфейсів.

– Дослідження системи комп'ютерного зору для створення інтерактивних користувальницьких інтерфейсів.

– Програмна реалізація системи комп'ютерного зору для створення інтерактивних користувальницьких інтерфейсів.

*Об'єктом дослідження* є процес комп'ютерного зору для створення інтерактивних користувальницьких інтерфейсів.

*Предметом дослідження* є методи комп'ютерного зору для створення інтерактивних користувальницьких інтерфейсів.

*Методи дослідження* базуються на методах розпізнавання образів, методах математичної статистики, методах розробки програмного забезпечення.

**Виклад основного матеріалу.** Вивчення алгоритмів, на яких базується сучасна технологія комп'ютерного зору, має важливе значення для розуміння її розвитку. Глибоке навчання – це різновид машинного навчання, яке сучасне комп'ютерне бачення використовує для отримання інформації на основі даних.

Коли справа доходить до комп'ютерного зору, глибоке навчання – це шлях. Використовується алгоритм, відомий як нейронна мережа. Шаблони в даних витягуються за допомогою нейронних мереж. Алгоритми базуються на наших поточних знаннях про структуру та функціонування мозку, зокрема про зв'язки між нейронами в корі головного мозку. Перцептрон, математична модель біологічного нейрона, є фундаментальною одиницею нейронної мережі. Можна мати багато шарів пов'язаних перцептронів, схожих на шари нейронів у біологічній корі головного мозку. Коли необроблені дані надходять у згенеровану перцептронною мережу, вони поступово перетворюються на прогнози.

#### **Скільки часу потрібно, щоб розшифрувати зображення**

Надзвичайно швидкі процесори та відповідна технологія разом із швидким, надійним Інтернетом і хмарними інфраструктурами роблять весь процес надзвичайно швидким у наш час. Важливо, що кілька найбільших компаній, які інвестують у дослідження штучного інтелекту, як-от Google, Facebook, Microsoft і IBM, відкрито повідомляють про свої дослідження та розробки в цій галузі. Таким чином люди можуть спиратися на фундамент, який вони заклали.

Це призвело до нагрівання сектору штучного інтелекту, і дослідження, які раніше тривали тижнями, тепер можуть бути завершені за кілька хвилин. Крім того, для багатьох завдань комп'ютерного зору в реальному світі весь цей процес відбувається постійно за лічені мікросекунди. У результаті комп'ютер наразі може досягти статусу, який дослідники називають «свідомим обставинами».

#### **Програми комп'ютерного зору**

Однією з сфер машинного навчання, де фундаментальні ідеї вже включені в основні продукти, є комп'ютерне бачення. Додатки включають:

– Безпілотні автомобілі. За допомогою комп'ютерного зору автономні транспортні засоби можуть розуміти навколишнє середовище. Кілька камер записують навколишнє середовище, яке потім надсилається в алгоритми комп'ютерного зору, які аналізують фотографії в ідеальній синхронізації, щоб визначити місцезнаходження країв дороги, розшифрувати покажчики та побачити інші транспортні засоби, перешкоди та людей. Тоді автономний транспортний засіб може самостійно пересуватися вулицями та шосе, об'їжджати перешкоди та безпечно доставляти своїх пасажирів туди, куди їм потрібно.

– Розпізнавання обличчя. Програми розпізнавання обличчя, які використовують комп'ютерний зір для розпізнавання людей на фотографіях, значною мірою покладаються на цю область дослідження. Риси обличчя на фотографіях ідентифікуються за допомогою алгоритмів комп'ютерного зору, які потім зіставляють ці аспекти зі збереженими профілями обличчя. Щоб підтвердити особу людей, які використовують споживчу електроніку, все частіше використовується розпізнавання обличчя. Розпізнавання обличчя використовується в

програмах соціальних мереж як для виявлення користувачів, так і для позначення користувачів. З тієї ж причини правоохоронні органи використовують програмне забезпечення для розпізнавання облич, щоб вистежувати злочинців за допомогою записів із камер спостереження.

– Доповнена та змішана реальність. Доповнена реальність, яка дозволяє таким комп'ютерам, як смартфони та носимим технологіям, накладати або вбудовувати цифровий вміст у реальне середовище, також значною мірою залежить від комп'ютерного зору. Віртуальні елементи можуть бути розміщені в реальному середовищі за допомогою комп'ютерного зору в обладнанні доповненої реальності. Щоб правильно генерувати глибину та пропорції та розташовувати віртуальні елементи в реальному середовищі, програми доповненої реальності покладаються на методи комп'ютерного зору для розпізнавання поверхонь, таких як стільниці, стелі та підлоги.

– Охорона здоров'я. Комп'ютерний зір зробив значний внесок у розвиток медичних технологій. Автоматизація процесу пошуку злоякісних родимок на шкірі людини або визначення місцезнаходження індикаторів на рентгенівському знімку або МРТ-скануванні є лише одним із багатьох застосувань алгоритмів комп'ютерного зору.

Нижче наведено кілька прикладів добре налагоджених дій із використанням комп'ютерного зору:

– Категоризація зображень. Комп'ютерна програма, яка використовує зображення за категоріями, може визначити, що це зображення (собака, банан, обличчя людини тощо). Зокрема, можна з упевненістю стверджувати, що вхідне зображення відповідає певній категорії. Його може використовувати платформа соціальних мереж, наприклад, для фільтрації образливих фотографій, які публікують люди.

– Виявлення об'єктів. Спочатку класифікуючи зображення за категоріями, виявлення об'єктів може потім використовувати цю інформацію для пошуку та каталогізації екземплярів потрібного класу зображень. У обробній промисловості це може включати пошук дефектів на виробничій лінії або визначення місцезнаходження зламаного обладнання.

– Спостереження за рухомими об'єктами. Якщо предмет буде виявлено, відстеження об'єкта продовжуватиме рухатися в тому самому місці. Загальний спосіб зробити це – використання прямого відеопотоку або серії фотографій, зроблених послідовно. Наприклад, безпілотні автомобілі мають не лише ідентифікувати та класифікувати рухомі речі, як-от люди, інші автомобілісти та дорожні системи, щоб запобігти аваріям і дотримуватися правил дорожнього руху.

– Отримання зображень на основі їхнього вмісту. На відміну від традиційних методів візуального пошуку, які покладаються на мітки метаданих, система розпізнавання на основі вмісту використовує комп'ютерне зір для пошуку, дослідження та отримання зображень із величезних сховищ даних на основі фактичного вмісту зображення. Для цієї роботи можна використовувати автоматичні анотації до зображень, які можуть замінити традиційне візуальне тегування.

### **Алгоритми комп'ютерного зору**

Алгоритми комп'ютерного зору включають різні методи, які використовуються для розуміння об'єктів у цифрових зображеннях і вилучення високорозмірних даних із реального світу для створення числової чи символічної інформації. Існує багато інших алгоритмів комп'ютерного зору, задіяних у розпізнаванні речей на фотографіях. Деякі поширені:

- Класифікація об'єктів. Яка основна категорія об'єктів, присутніх на цій фотографії?
- Ідентифікація об'єкта – який тип об'єкта присутній на цій фотографії?
- Виявлення об'єкта – де знаходиться об'єкт на фотографії?
- Сегментація об'єкта – які пікселі належать об'єкту на зображенні?
- Перевірка об'єкта – чи є об'єкт на фотографії?
- Розпізнавання об'єктів – які об'єкти зображені на цій фотографії та де вони розташовані?

- Виявлення орієнтирів об'єкта – які ключові моменти об'єкта на цій фотографії?

Поряд з алгоритмами глибокого навчання можна вивчати багато інших передових алгоритмів комп'ютерного зору, таких як передача стилів, розфарбовування, оцінка пози людини, розпізнавання дій тощо.

### **Проблеми комп'ютерного зору**

Створити машину з людським баченням напрочуд складно, і не лише через технічні труднощі, пов'язані з комп'ютерами. Нам ще потрібно багато чого дізнатися про природу людського зору.

Щоб повністю зрозуміти біологічний зір, потрібно дізнатися не лише про те, як працюють різні рецептори, як-от око, а й про те, як мозок обробляє те, що він бачить. Процес було намічено, його хитрощі та короткі шляхи виявлено, але, як і в будь-якому дослідженні мозку, ще потрібно подолати значну відстань.

### **Переваги комп'ютерного зору**

Комп'ютерний зір може автоматизувати кілька завдань без втручання людини. У результаті це надає організаціям ряд переваг:

- Швидший і простіший процес – системи комп'ютерного зору можуть швидше виконувати повторювані та монотонні завдання, що спрощує роботу для людей.

- Кращі продукти та послуги – добре навчені системи комп'ютерного зору не допускать помилок. Це призведе до швидшої доставки високоякісних продуктів і послуг.

- Зменшення витрат – компаніям не потрібно витрачати гроші на виправлення недоліків процесів, тому що комп'ютерне бачення не залишить місця для несправних продуктів і послуг.

### **Недоліки комп'ютерного зору**

Не існує жодної технології, яка б не мала недоліків, як це стосується систем комп'ютерного зору. Ось кілька обмежень комп'ютерного зору:

- Брак спеціалістів. Компанії потребують команди висококваліфікованих професіоналів із глибокими знаннями про відмінності між технологіями ШІ та машинного навчання та технологіями глибокого навчання для навчання систем комп'ютерного зору. Існує потреба в більшій кількості спеціалістів, які могли б допомогти сформувати майбутнє технологій.

- Необхідність регулярного моніторингу. Якщо система комп'ютерного зору стикається з технічним збоєм або виходить з ладу, це може завдати величезних збитків компаніям. Отже, компанії повинні мати спеціальну команду для моніторингу та оцінки цих систем.

### **Розробка структурної схеми**

У цій роботі представлено систему пошуку зображень на основі вмісту (CBIR). Пошук зображень на основі вмісту (CBIR), також відомий як Query By Image Content (QBIC), представляє технології, що дозволяють упорядковувати цифрові зображення за їхніми візуальними характеристиками. Вони засновані на застосуванні методів комп'ютерного зору до проблеми пошуку зображень у великих базах даних. Отримання зображень на основі вмісту (CBIR) складається з отримання найбільш візуально подібних зображень до даного зображення запиту з бази даних зображень.

В результаті проведеного аналізу сучасного стану проблеми пошуку зображень на основі змісту, у ході якого були розглянуті наступні CBIR-системи, що перебувають у вільному доступі, а також описана архітектура CBIR-систем і інформаційні ознаки зображень, використовувані в CBIR-системах і існуючі класифікації ознак, було виконано оцінку якості пошуку в CBIR-системах. Як критерій якості пошуку була обрана точність на рівні 20 перших знайдених зображень ( $P_{20}$ ) – кількість зображень, релевантних запиту, серед перших 20-ти, виданих системою пошуку. Даний критерій дозволяє оцінити інформативність першої сторінки результатів практично для всіх розглянутих систем. Виявилось, що для більшої частини CBIR-систем  $P_{20} < 16\%$ . Для системи  $img(Anaktisi)$   $P_{20} = 45\%$ , однак

настільки високий результат пошуку складно вважати об'єктивним – у базі зображень, по якій ведеться пошук цією системою, утримується велика кількість дублікатів зображень. Результати пошуку у випадку, якщо зображення-запит не має дублікату, істотно гірше. Якість пошуку зображень на основі текстової інформації в системах Altavista і Yandex виявилось вище, ніж в СВІR-системах ( $P_{20} = 39\%$  і  $P_{20} = 51\%$ , відповідно). Таким чином, виявлено, що сучасні СВІR-системи мають недостатньо високу якість пошуку.

Показано, що одна із причин недостатньо високої якості пошуку полягає в тому, що в більшості СВІR-систем запит задається у вигляді зображення-зразка, що вибирається з наявних у базі зображень. Недолік подібної форми запиту полягає в тому, що користувач задає ціле зображення без вказівки його області, що цікавить. Тому в ряді випадків система знаходить зображення, які в цілому схожі на шукане, але найчастіше не містять шуканої інформації. Таким чином, один з можливих підходів підвищення якості пошуку зображень складається в наданні користувачеві можливості робити запит не у вигляді повного зображення, а у вигляді обраної конкретної області на зображенні-запиті.

Далі проведемо дослідження алгоритмів сегментації зображень і критеріїв кількісної оцінки якості результатів сегментації, а також виконане порівняння декількох алгоритмів сегментації зображень.

Сегментація зображення – це процес поділу зображення на безліч непересічних областей, однорідних з урахуванням обраних характеристик зображення. Об'єднання даних областей дає вихідне зображення. При цьому виділені області можуть грубо відповідати об'єктам, частинам об'єктів або групам об'єктів, наявних на зображенні. Незважаючи на те, що розглянута процедура не приводить до ідентифікації візуально спостережуваних об'єктів (оскільки необхідно відділення областей тла від областей, що містять об'єкти), сегментація зображення є невід'ємним етапом пошуку зображень за змістом.

У роботі проведене дослідження супервізорних критеріїв, використовуваних для кількісної оцінки якості сегментації, засновані на обчисленні міри відмінності результатів сегментації від дійсної форми областей зображень. При цьому дійсна форма областей задається експертами (як у базі зображень університету Берклі (рис. 1)) або вважається відомою на штучно згенерованих зображеннях із задалегідь заданими геометричними формами.

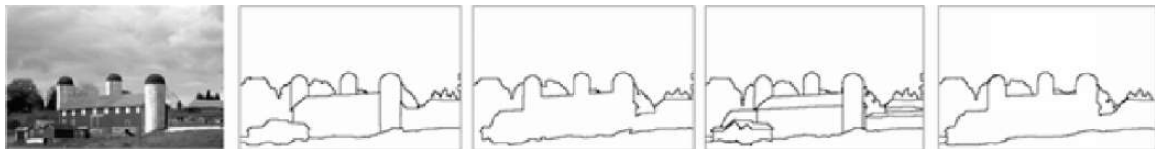


Рисунок 1 – Приклади сегментацій, виконаних людиною, для зображень із бази університету Берклі

Проведені дослідження супервізорних критеріїв якості сегментації дозволили одержати:

- Оцінки чутливості критеріїв до результатів сегментації, виконуваної різними експертами.
- Оцінки відповідності значення супервізорних критеріїв візуальній оцінці результатів сегментації, що виставляється експертом (при візуальній класифікації результатів сегментації).
- Оцінка відповідності значення супервізорних критеріїв візуальній оцінці, що виставляється експертами (при формальному оцінюванні результатів сегментації по кількості виділених областей).

На основі результатів кількісних досліджень супервізорних критеріїв оцінки якості сегментації зображень виділені чотири критерії ( $Dku$ ,  $GCE$ ,  $RI$ ,  $RMS$ ), що забезпечують найбільш об'єктивну оцінку якості сегментації. Дані критерії були використані далі для порівняльного аналізу алгоритмів сегментації зображень.

Проведено порівняння наступних алгоритмів сегментації: алгоритм еволюції кривої на основі моделі геодезичних активних контурів (Geodesic Active Contours), алгоритм еволюції кривої на основі потоку вектора градієнта (Gradient vector flow), алгоритм еволюції кривої під управлінням потоку границь (Edgeflow-driven Curve Evaluation), алгоритм анізотропної дифузії під управлінням потоку границь (Edgeflow-driven Anisotropic Diffusion), алгоритм анізотропної дифузії, запропонований Перону й Маліком (Perona Malik Flow), алгоритм анізотропної дифузії, запропонований Шапіро (Self-Snakes), алгоритм JSEG сегментації зображень із обліком колірних і текстурних ознак зображення, оператори країв Кенні, Робертса, Превітт, Собела, Zerocross, Log з додатковою обробкою по зв'язуванню границь. Порівняння алгоритмів виконувалося на базі зображень університету Берклі (Berkeley Segmentation Dataset).

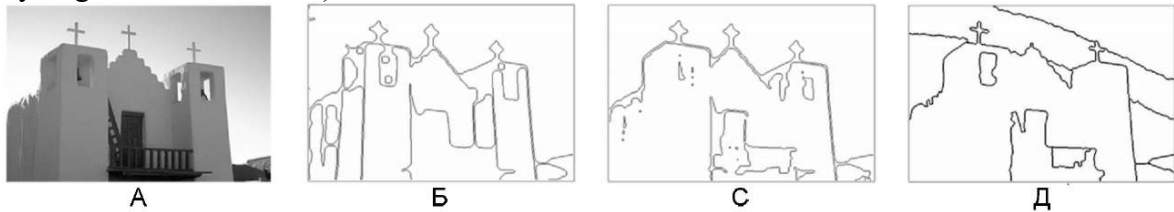


Рисунок 2 – Приклад зображення (А), результати сегментації: Canny (Б), Roberts (С), JSEG (Д)

Відповідно до обраних критеріїв Dku, GCE, RI, RMS кращі результати були отримані в алгоритмів JSEG, Canny, Roberts. Візуальний аналіз результатів сегментації (рис. 2), отриманих за допомогою даних алгоритмів сегментації, показав, що, на відміну від JSEG, області, виділені за допомогою алгоритмів Canny і Roberts, містять велика кількість дрібних отворів, для видалення яких необхідна додаткова обробка результатів сегментації. Тому далі в роботі використовувався алгоритм JSEG.

Далі проведемо дослідження ступеня суб'єктивності уваги людини, розглянуті відомі моделі висхідної уваги й описаний розроблений авторами алгоритм знаходження прото-об'єкту.

Увага – це вибірний процес, що дозволяє зоровій системі відокремлювати релевантні зовнішні подразники від нерелевантних. З його допомогою із зорового поля відбираються сегменти зображення для більше детальної подальшої переробки. Відомі два базових підходи до аналізу уваги: на основі висхідних процесів (bottom-up image-based) і на основі спадних процесів (top-down task-dependent). Підхід, заснований на висхідних процесах, базується на тому, що розподіл уваги повністю визначається властивостями образу (наприклад, несподіваний рух на периферії зорового поля, відмінність кольору образу від тла). При цьому рішення приймається без обліку свідомості людини. Зорова система людини, навпроти, функціонує за принципом висхідного процесу – створення образу стає результатом об'єднання базових елементів, виявлених зоровою системою. Підхід, заснований на спадних процесах, переважно базується на знаннях, раніше отриманих спостерігачем, його попередньому досвіді, осмисленні й інтерпретації, а також на його очікуваннях. Процеси, що лежать в основі уваги, можуть бути складовою частиною як висхідних, так і спадних процесів. У літературі вказується, що визначальну роль в увазі грають висхідні процеси. Тому далі в нашій роботі виконане дослідження можливості застосування моделей висхідної уваги для знаходження області зображення, приблизно відповідному об'єкту.

Для оцінки можливості використання методів теорії візуальної уваги проведені експериментальні дослідження, ціль яких складалася в пошуку відповіді на питання: «Наскільки стабільним виявляється суб'єктивна увага людини, що розглядає те або інше зображення?». При цьому була використана методика, що реалізується наступною послідовністю дій:

- Вибір набору зображень І (не менш 50 зображень):

$$I = \{I_1, I_2, \dots, I_i, \dots, I_n\},$$

де  $n$  – кількість зображень у наборі,  $i \in (1, n)$ .

- Формування безлічі незалежних друг від друга експертів  $E$  (не менш 10):

$$E = \{E^1, E^2, \dots, E^j, \dots, E^m\},$$

де  $m$  – кількість експертів,  $j \in (1, m)$ , яким пропонувалося на кожному зображенні безлічі  $I$  знайти області, що залучають їхню увагу.

- Формування експертами незалежно друг від друга для кожного зображення двовимірних бінарних масок, привласнюючи значенням яскравостей пікселів одиницю, коли піксель належить області, що привертає їхню увагу, і нуль – у протилежному випадку.



Рисунок 3 – Приклади бінарних масок, сформованих обраними експертами

Результатом виконання даного кроку є безліч бінарних масок:

$$\{E_i^j\}, \quad i = \overline{1, n}, \quad j = \overline{1, m}:$$

$$E^1 = \{E_1^1, E_2^1, \dots, E_i^1, \dots, E_n^1\}$$

$$E^2 = \{E_1^2, E_2^2, \dots, E_i^2, \dots, E_n^2\}$$

...

$$E^j = \{E_1^j, E_2^j, \dots, E_i^j, \dots, E_n^j\}$$

...

$$E^m = \{E_1^m, E_2^m, \dots, E_i^m, \dots, E_n^m\}$$

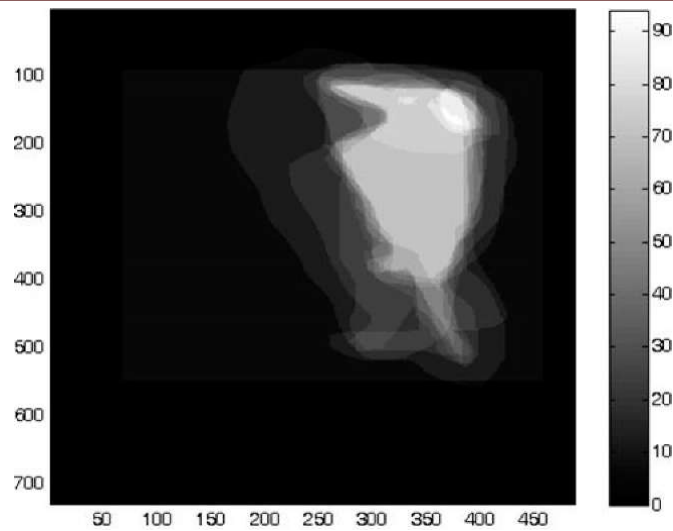
Приклади одного із зображень, запропонованого експертам, і відповідних бінарних масок представлені на рис. 3.

4. Накладення один на одного для кожного зображення  $I$ . бінарних масок  $E^1$ . і одержання напівтонового зображення, у якому яскравість кожного пікселя рівняється сумі яскравостей відповідних пікселів у бінарних масках.

$$Gray_i = \sum_j E_j^i.$$

Приклад напівтонового зображення  $Gray$ , представлений на рис. 4. Тут шкала, розташована ліворуч від рисунка, установлює відповідність між інтенсивністю сірого кольору й відсотком збігів між бінарними масками:

$$\{E_i^j\}, \quad i = \overline{1, n}, \quad j = \overline{1, m}.$$

Рисунок 4 – Приклад напівтонового зображення  $Gray_i$ 

5. Обчислення для кожного напівтонового зображення  $Gray_i$ , максимальної кількості погоджень (у відсотках від загального числа експертів):

$$Congruence_i = \frac{\max(Gray_i) \cdot 100}{m}$$

6. Побудова гістограми й обчислення середнього відсотка погодженості:

$$Mean\_Congruence = \frac{\sum_i Congruence_i}{n}$$

Для проведення дослідження суб'єктивності уваги людини відповідно до вищеписаної методики були сформовані 3 набори зображень (табл. 1):

- набір «Animals» – тварини. Практично на всіх зображеннях тільки один явно, що виділяється об'єкт;
- набір «Landscape» – пейзажі. Зібрано зображення природи. На перший погляд на таких зображеннях немає явно, що виділяється об'єкта;
- набір «People» – люди. Зображення із цього набору містять трохи, що виділяються на перший погляд об'єктів.

Таблиця 1 – Характеристики наборів зображень

№	Назва набору	Кількість зображень (n)	Кількість експертів (m)
1	«Animals»	50	17
2	«Landscape»	55	15
3	«People»	55	21

Середні значення рівня погодженості думок експертів по наборах «Animals», «Landscape», «People» представлені в табл. 2, з якої видно, що для кожного набору зображень рівень погодженості при визначенні області, що привертає увагу людини, досить великий (не нижче 80%).



Таблиця 2 – Середні значення рівня погодженості

№	Назва набору	Середній відсоток погодженості (Mean_Congruence)
1	«Animals»	91.88 ± 8.14
2	«Landscape»	83.03 ± 12.69
3	«People»	82.6 ± 10.1

Таким чином, результати проведеного експериментального дослідження виявляють високий рівень погодженості думок незалежних експертів (природно, суб'єктивного) при виділенні областей візуальної уваги. Отже, дану характеристику можна розглядати як якусь інформативну ознаку, по якому можна встановлювати взаємно однозначна відповідність між зображенням і його змістом, і використовувати його для побудови алгоритмів пошуку зображень за змістом.

Відзначимо, що в літературі для позначення області зображення, що містить елементи, на яких концентрується увага людини, використовується поняття «фокус уваги». У більшості випадків фокус уваги визначається у вигляді окружності різного радіуса, тобто так само як і сегментація зображень не приводить до ідентифікації візуально спостережуваних об'єктів. У роботі Уалтера (Walther) використовується найбільш удале на наш погляд поняття «прото-об'єкт» – область зображення, що привертає увагу людини, що має довільну форму, що є грубим наближенням до спостережуваного об'єкту (або об'єктам).

Далі в роботі досліджені наступні моделі висхідної візуальної уваги: KU-модель, IKN-модель, НКР-модель, WK-модель, KB-модель, з яких, як показав Уалтер (Walther), найкращою моделлю серед всіх відомих є WK-модель. Однак, як показали отримані нами результати, WK-модель також не вільна від ряду недоліків:

- Прото-об'єкт, який шукається, є лише грубим наближенням до об'єкту, що привертає увагу людини.
- Оцінка алгоритму по базі природних зображень показала, що з його допомогою правильно знайдені прото-об'єкти тільки для 52% зображень.

3. На основі візуального аналізу знайдених прото-об'єктів зроблений вивід, що області, що відповідають прото-об'єктам невеликі в порівнянні з розміром присутніх на зображеннях об'єктів, а їхні границі виявляються дуже грубими (східчастими).

Приклади прото-об'єктів, знайдених за допомогою WK-моделі, показані на рис. 5.

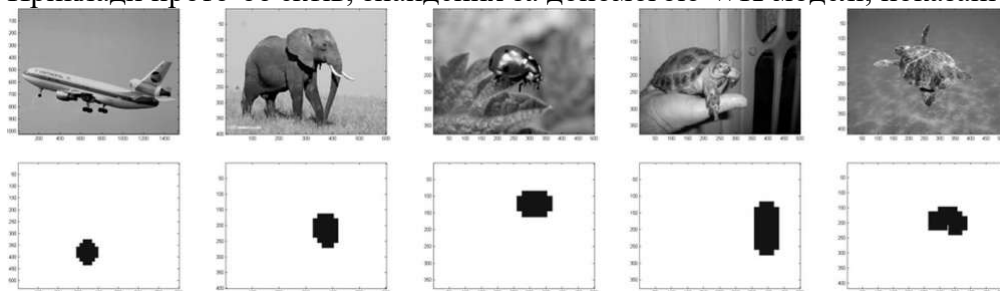


Рисунок 5 – Прото-об'єкти, знайдені за допомогою WK-моделі

Для усунення перерахованих вище недоліків WK-моделі, був розроблений алгоритм знаходження прото-об'єкту на кольорових природних зображеннях. Нехай  $I(x)^{RGB}$  – вихідне зображення в просторі RGB, задане на поле зору  $X$  ( $x$  – піксель зображення,  $x \in X$ ). НПО-алгоритм реалізується наступною послідовністю дій:

- Створення ескізу зображення  $\Psi(\chi)$ . Під ескізом зображення розуміється зменшена до розміру 200 пікселів по більшій стороні зображення кольорова копія вихідного зображення. Зображення  $\Psi$  задано на поле зору  $\xi$  ( $\chi$  – піксель зображення,  $\chi \in \xi$ ).
- Перетворення ескізу в простір LAB:

$$\Psi(\chi) \rightarrow \Psi(\chi)^{LAB}.$$

- Знаходження фокуса уваги на кожному компоненті LAB:

- згладжування усереднюючим фільтром, область усереднення задавалася за замовчуванням рівної 3 x 3;

- застосування різницевого текстурного фільтра Local range of image. Значення кожного пікселя  $\chi$  визначається різницею максимального й мінімального значення пікселів в околиці 3 x 3 цього пікселя. Одержуємо зображення  $\Psi(\chi)$ ;

- гранична обробка:

$$\Psi(\chi)^{thr} = \begin{cases} 0, & \text{если } \Psi(\chi)^t = R \cdot \max_{i,j}(\chi)^t \\ \Psi(\chi)^t, & \text{иначе.} \end{cases},$$

де  $R = 0.75$  – значення, обумовлене експериментально;

- перетворення  $\Psi^{thr}$  у бінарне зображення  $\Psi^{bin}$

- видалення статистично незначущих пікселів  $\chi$ , які ідентифікуються як викиди. Тут аналіз викидів виконується окремо по осях X і Y. Статистична значимість викидів оцінювалася за допомогою критерію Романовського. Пікселі визнані викидами хоча б по одній осі видалялися;

- обчислення вершин прямокутника, що обмежує отриману безліч білих пікселів. Отримана прямокутна область характеризує фокус уваги. Зображення F є бінарною маскою фокуса уваги. на якій значення пікселя дорівнює 1, якщо піксель належить знайденій прямокутній області (інакше 0).

Результатом виконання п. 3 є три знайдені фокуси уваги  $F(\chi)^L$ ,  $F(\chi)^A$ ,  $F(\chi)^B$ .

4. Обчислення узагальненого фокуса уваги F:

$$F(\chi) = F(\chi)^L + F(\chi)^A + F(\chi)^B.$$

5. Видалення пікселів домінантного кольору. Об'єкт на зображенні відрізняється від тла в тому числі й кольором (причому тло займає значну частину зображення), тому доцільно не відносити пікселі домінантного кольору до об'єкту:

$$\Phi(\chi) = \begin{cases} 0, & \text{если } C_{\min} \leq \text{Ind}(\chi) \leq C_{\max}; \\ F(\chi), & \text{иначе.} \end{cases},$$

де  $\text{Ind}(\chi)$  – індексоване зображення,  $C_{\min}$ ,  $C_{\max}$  – границі діапазону домінантного кольору, що перебуває в такий спосіб:

- перетворення  $\Psi(\chi)$  в індексоване зображення  $\text{Ind}(\chi)$ ;
- побудова гістограми для  $\text{Ind}(\chi)$ ;
- визначення інтервалу, якому відповідає максимум гістограми:

$$[C_{\min}, C_{\max}];$$

6. Сегментація зображення? (?) за допомогою алгоритму JSEG. Навмисно був обраний режим пересегментації (параметр -1 установлювався рівним 10).

7. Вибір серед результатів сегментації областей, що належать прото-об'єкту. Область належить об'єкту, якщо в ній є присутнім не більше 30% пікселів  $\chi = 0$  на зображенні  $\Phi(\chi)$ . Обрані області поєднуються й утворюють прото-об'єкт.

8. Збільшення бінарної маски знайденого прото-об'єкту до розмірів вихідного зображення I(?).

Ілюстрація алгоритму знаходження прото-об'єкту представлена на рис. 6.

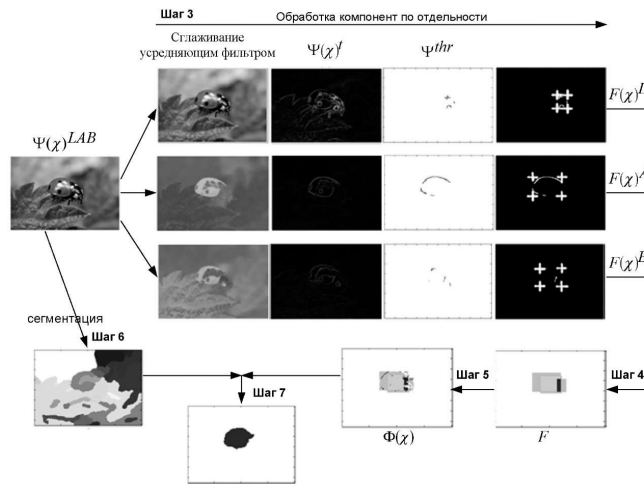


Рисунок 6 – Ілюстрація роботи алгоритму знаходження прото-об’єкту на різних етапах

Приклади прото-об’єктів, знайдених за допомогою алгоритму знаходження прото-об’єкту на інших зображеннях, представлені на рис. 7.

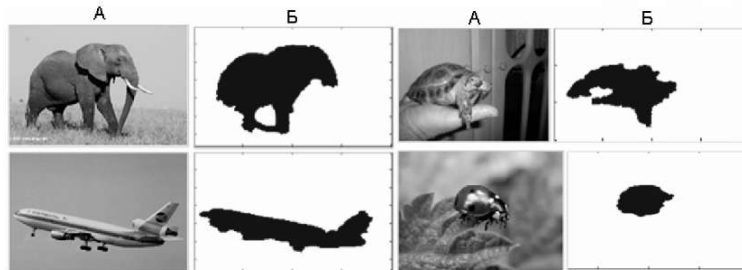


Рисунок 7 – Приклади прото-об’єктів, знайдених за допомогою алгоритму знаходження прото-об’єкту (А – вихідні кольорові зображення, Б – маски знайдених прото-об’єктів)

НПО-алгоритм застосуємо до наступних зображень:

1. Кольорові зображення. В алгоритмі JSEG використовується інформація про розподіл кольорів на зображенні.
2. Природні зображення (фотографії), для яких характерна присутність різноманітних текстур. У НПО-алгоритмі при знаходженні фокуса уваги використовується текстурний фільтр.
3. Зображення, що не містять складних сцен з більшою кількістю об’єктів. У НПО-алгоритмі закладене знаходження одного прото-об’єкту. Якщо на зображенні присутне більше одного об’єкту, то алгоритм знаходить один прото-об’єкт, що відповідає одному з наявних об’єктів.

Виконано порівняння НПО– і WK-алгоритмів. Для об’єктивної оцінки результатів автоматичної локалізації об’єкту використовувалися наступні критерії:

- Повнота (recall) – частка пікселів прото-об’єкту, що входять до складу об’єкту, від загального числа пікселів, що належать об’єкту.
- Точність (precision) – частка пікселів прото-об’єкту, що входять до складу об’єкту, від загального числа пікселів, що належать прото-об’єкту:

Нехай  $I(x)$  зображення, де  $x$  – піксель зображення ( $x \in X$ ).

Позначимо  $M$  бінарну маску об’єкту, знайдену експертом. Об’єкту на зображенні відповідає безліч:

$$O = \{x \in X | M > 0\}.$$

Позначимо  $M'$  бінарну маску прото-об'єкту, знайдену автоматично. Прото-об'єкту на зображенні відповідає безліч:

$$O' = \{x \in X | M' > 0\}.$$

Перетинанням безлічей  $O$  і  $O'$  є підмножина  $Cross$ , що втримується одночасно в  $O$  і  $O'$  для кожного  $x \in X$ :

$$Cross = O \cap O' = \{x | x \in O \wedge x \in O'\},$$

тоді повнота й точність обчислюються по формулах:

$$recall = \frac{|cross|}{|O|}, \quad precision = \frac{|cross|}{|O'|}.$$

Проведено серію експериментів по дослідженню впливу наступних факторів на результативність локалізації об'єкта:

– Положення об'єкту щодо центра природного зображення. Тестування виконувалося на колекції з 50 кольорових зображень. На кожному зображенні присутнє один добре виражений об'єкт, розташований не по центрі зображення.

– Положення об'єкту щодо центра штучно згенерованого кольорового зображення. Тестування виконувалося на колекції 49 зображень розміром 200 x 200 пікселів. У відсотках від площі всього зображення середня площа об'єкту на зображенні становить  $S = 3.7 \pm 0.1$ .

– Невеликий розмір об'єкту на природному зображенні. Тестування виконувалося на колекції з 72 зображень, на кожному з яких є присутнім один виражений об'єкт, розташований не по центрі. У відсотках від площі всього зображення середня площа об'єкту становить  $S = 6.2 \pm 0.3$ .

– Невеликий розмір об'єкту на штучно згенерованому кольоровому зображенні. Тестування виконувалося на колекції 50 зображень. У відсотках від площі всього зображення середня площа об'єкту становить  $S = 0.802 \pm 0.008$ .

– Наявність шумів на штучно згенерованому кольоровому зображенні. Тестова колекція складається з 49 зображень, на які доданий шум і об'єкти розташовані не по центрі. У відсотках від площі всього зображення середня площа об'єкту на зображенні становить:

$$\bar{S} = 3.7 \pm 0.1.$$

Результати експериментів представлені на рис. 8.

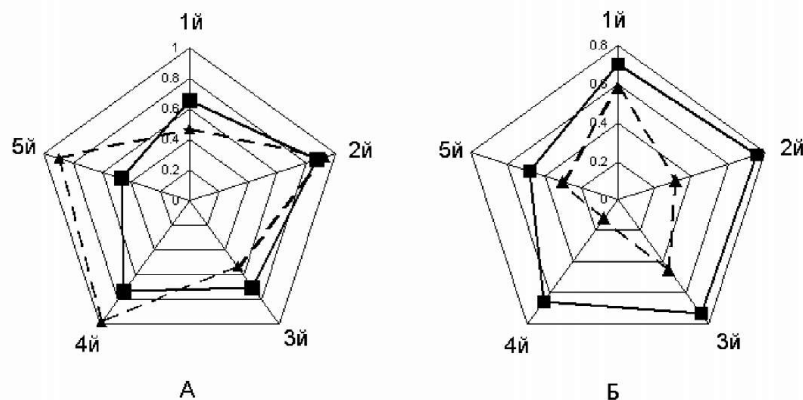


Рисунок 8 – Результати 5-ти експериментів у порівнянні НПО– і WK-алгоритмів.

(А) – оцінки повноти (recall), (Б) – оцінки точності (precision). Суцільна лінія відповідає НПО-алгоритму, пунктирна – WK-алгоритму

З рис. 8(Б) видно, що у всіх експериментах значення критерію точності для НПО-алгоритму вище, ніж для WK-алгоритму. З рис. 8(А) видно, що при пошуку прото-об'єкту на природних зображеннях (експерименти №1 і №3) значення повноти вище для НПО-алгоритму, чим WK-алгоритму. Середній час обробки одного зображення алгоритмом знаходження прото-об'єкту склало 3.9 з, що на 1.1 с. більше в порівнянні з WK-алгоритмом.

Таким чином, НПО-алгоритм дозволяє точніше знайти прото-об'єкт на природних зображеннях, і може бути використаний при пошуку зображень за змістом.

Далі опишемо розроблений автором прототип СВІR-системи, орієнтованої на пошук схожих об'єктів на зображеннях, методи пошуку зображень із використанням ознак прото-об'єкту й результати експериментів по перевірці їхньої працездатності.

Відзначимо, що при пошуку зображень по візуальній подібності варто враховувати наступні обставини:

1. На зображеннях присутнє тло, що вносить перекручування в глобальні характеристики зображень;
2. При пошуку зображення людини в більшості випадків цікавить конкретний об'єкт на зображенні-запиті;
3. Ряд відомих сайтів (наприклад, Яндекс.Фоткі, Flickr, Вконтакті) надають користувачеві можливість викладати власні фотографії, постачена сервісом, що дозволяє облямовувати область, що цікавить, обмежуючим прямокутником, а також підписувати об'єкти на зображенні.

Додаткова інформація, одержувана від користувача про положення об'єкту на зображенні, може бути використана для уточнення алгоритмів автоматичного знаходження зображень. Отже, доцільно попередньо знаходити на зображеннях об'єкти, що залучають увагу людини, після чого оцінювати подібність об'єктів на зображеннях у базі з об'єктом на зображенні запиту. Запропонований підхід реалізується наступною послідовністю дій:

– Формування запиту: запит задається у вигляді зображення, на якому користувач визначає область, що відповідає об'єкту. При цьому об'єкт може бути заданий двома способами – вручну (користувач задає його об'єкт, що цікавить, виділяючи його на зображенні спеціальним інструментом, окреслюючи область ламаною лінією) або автоматично (об'єкт на зображенні перебуває за допомогою алгоритму знаходження прото-об'єкту).

– Добування ознак: для перевірки підходу пошуку зображень із використанням інформації про прото-об'єкт обчислювалася тільки ознака кольору – гістограма кольору в просторі RGB (8 інтервалів у гістограмі).

– Вимір подібності зображень: як міра подібності зображень використовувалася відстань Бхаттачарія (Bhattacharyya distance)).

Проведено експериментальну перевірку запропонованого підходу, у ході якої пошук здійснювався по колекції зображень, що складає з 2233 кольорових зображень (обраних з фотохостінга Яндекс.Фоткі і Яндекс.Картинки). Кожне зображення було віднесено до однієї з 49-ти заздалегідь заданих категорій. Причому в кожній категорії була різна кількість зображень, що дозволило наблизитися до реальної бази зображень, зміст якої в цілому носить випадковий характер.

Знайдені зображення вважалися релевантними, якщо вони попадали в ту ж категорію, що й зображення-запит (Строга релевантність). Відзначимо, що в ряді випадків людина відносить зображення до однієї категорії не тільки на основі візуальної оцінки їхньої подібності, але й з використанням додаткової наявної в нього інформації. Отже, Строга релевантність заснована на семантичній подібності. Наприклад, слон, носоріг, бегемот по зовнішньому вигляді часом бувають дуже схожі. Однак людина звичайно шукає саме те, що зображено на картинці, тому в нашій тестовій колекції зображень вони віднесені в різні категорії, і при строгій оцінці вони вважаються нерелевантними.

Для пошуку зображення були використані наступні методи:

– Пошук за ознакою кольору прото-об'єкту (об'єкт на зображенні-запиті задає користувач).

– Пошук за ознакою кольору прото-об'єкту (об'єкт на зображенні-запиті перебуває автоматично за допомогою розробленого алгоритму знаходження прото-об'єкту).

– Комбінований пошук. Об'єднання пошуку по глобальній ознаці кольору й пошуку за ознакою кольору прото-об'єкту (об'єкт на зображенні-запиті задає користувач).

Пошук по глобальній ознаці кольору є широко використовуваним методом пошуку зображень за змістом, тому в роботі виконане порівняння запропонованих методів з пошуком по глобальній ознаці кольору.

Для кількісної оцінки якості пошуку використовувалися наступні критерії:

– Точність на рівні  $n$  документів (Точність( $n$ )). Тут точність – частка релевантних зображень у загальному числі знайдених. Точність на рівні  $n$  документів визначається як кількість релевантних документів серед перших  $n$  виданих документів, ділена на  $n$  (наприклад, точність(5) – частка релевантних зображень у перших 5-ти знайдених). Даний критерій є незамінним критерієм при оцінці якості сучасних систем пошуку, тому що, зокрема, дозволяє оцінити корисність першої сторінки відповіді системи для користувача.

– Повнота(50) – частка релевантних зображень, виявлених серед перших 50-ти знайдених, у загальній кількості релевантних по даному запиту.

– R-точність. R-точність дорівнює точності на рівні  $n$  документів для  $n$  рівного кількості релевантних документів для даного запиту. Дана метрика особливо корисна в тих випадках, коли для різних запитів спостерігається більша різниця в кількості відомих релевантних документів.

4. Середня точність. Середня точність для даного запиту визначається в такий спосіб: нехай для даного запиту є  $k$  релевантних документів. Точність на рівні  $i$ -го релевантного документа  $prec\_rel(i)$  дорівнює  $precision(pos(i))$ , якщо  $i$ -й релевантний документ перебуває в результатах запиту на позиції  $pos(i)$ . Якщо  $i$ -й релевантний документ не знайдений, то  $prec\_rel(i) = 0$ . Середня точність для даного запиту дорівнює середньому значенню величини  $prec\_rel(i)$  по всім  $k$  релевантним документам:

$$Avg\ Prec = \frac{1}{k} \cdot \sum_{i=1}^k prec\_rel(i).$$

Проведені 3 експерименти, у ході яких отримані оцінки ефективності:

Експеримент I. Пошук по глобальній ознаці кольору.

Експеримент II. Пошук за ознакою кольору рівня прото-об'єкту (об'єкт на зображенні-запиті перебуває автоматично).

Експеримент III. Пошук за ознакою кольору рівня прото-об'єкту (об'єкт на зображенні-запиті задає користувач).

Експеримент IV. Комбінований пошук (облік глобальних ознак кольору й ознак прото-об'єкту).

Результати експериментів при оцінці строгої релевантності представлені на рис. 9.

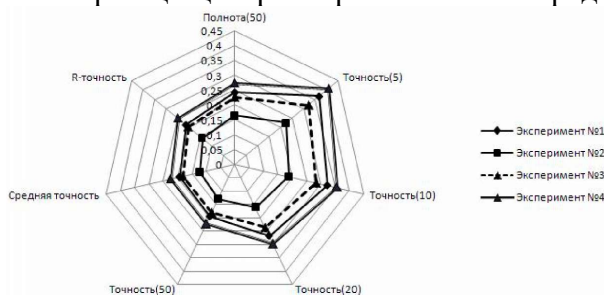


Рисунок 9 – Результати 3-х експериментів. Строга релевантність

Результати порівняння запропонованих методів з пошуком по глобальній ознаці кольору представлені в табл. 3.

Таблиця 3 – Порівняння результатів 3-х експериментів. Строга релевантність

		Порівняння з пошуком по глобальній ознаці кольору (експеримент 1)		
№	критерій	Пошук за ознакою кольору прото-об'єкту (об'єкт на запиті перебуває автоматично)	Пошук за ознакою кольору прото-об'єкту (об'єкт на запиті задає користувач)	Комбінований метод пошуку (облік глобального кольору й кольори прото-об'єкту)
1	повнота(50)	нижче на 32 %	нижче на 6%	вище на 12%
2	точність(5)	нижче на 39%	нижче на 13%	вище на 10%
3	точність(10)	нижче на 42%	нижче на 12%	вище на 9%
4	точність(20)	нижче на 40%	нижче на 12%	вище на 10%
5	точність(50)	нижче на 33%	нижче на 8%	вище на 13%
6	середня точність	нижче на 37%	нижче на 6%	вище на 14%
7	R-точність	нижче на 33%	нижче на 4%	вище на 14%
Номер експерименту		2	3	4

Виявляється, що якщо об'єкт на зображенні задається автоматично (експеримент №2), то пошук менш ефективний у порівнянні з пошуком по об'єкту, що задається вручну (експеримент №3). Отже, об'єкт на зображенні-запиті доцільно задавати вручну, оскільки користувач точніше формулює запит для пошуку.

Однак, на рис. 9 видно, що значення критеріїв досить близький друг до друга, тому далі проведено дослідження з оцінки збігу в зображеннях, вірно знайдених за допомогою пошуку, по наступних ознаках:

1. Глобальній ознаці кольору (експеримент №1) і ознаці кольору прото-об'єкту, що перебуває автоматично (експеримент №2).

2. Глобальній ознаці кольору (експеримент №1) і ознаці кольору прото-об'єкту, що задається користувачем (експеримент №3).

3. Ознаці кольору прото-об'єкту, що перебуває автоматично (експеримент №2) і ознаці кольору прото-об'єкту, що задається користувачем (експеримент №3).

Результати оцінки збігу в зображеннях представлені в табл. 4.

Таблиця 4 – Відсоток збігів від загального числа вірно знайдених зображень

№	Характеристика	Експерименти №1 і №2	Експерименти №1 і №3	Експерименти №2 і №3
1	Загальна кількість вірно знайдених зображень по всіх запитах (сума знайдених 2-ма методами)	1872	2036	1600
2	Відсоток знайдених зображень, що збіглися, (від загальної кількості вірно знайдених)	25.5 %	33.4 %	40.0 %

З табл. 4 видно, що:

– При пошуку по глобальній ознаці кольору (експеримент №1) і ознаці кольору прото-об'єкту, що перебуває автоматично (експеримент №2) збігається лише 25.5 % серед вірно знайдених зображень обома методами.

– При пошуку по глобальній ознаці кольору (експеримент №1) і ознаці кольору прото-об'єкту, що задається користувачем (експеримент №3) збігається лише 33.4 % серед вірно знайдених зображень обома методами.

– При пошуку за ознакою кольору прото-об'єкту, що перебуває автоматично (експеримент №2) і ознаці кольору прото-об'єкту, що задається користувачем (експеримент №3) збігається лише 40.0 % серед вірно знайдених зображень обома методами.

Аналіз результатів проведених експериментів по глобальному пошуку зображень і за ознакою прото-об'єктів дозволяють зробити наступні висновки:

– Пошук по глобальній ознаці кольору й за ознакою прото-об'єкту дають приблизно однакову якість пошуку (за значеннями критеріїв повноти й точності на рівні перших 50-ти знайдених зображень);

– Існують класи зображень, які доцільно шукати тільки за ознаками прото-об'єктів (1 клас), і зображень, які доцільно шукати тільки по глобальних ознаках (2 клас);

– Виявилося, що відсоток збігу в зображеннях, вірно знайденими по глобальній ознаці кольору й за ознакою кольору прото-об'єкту, становить приблизно 30%. Отже, 70% зображень можливо знайти, використовуючи по черзі пошук по глобальній ознаці кольору й за ознакою кольору прото-об'єкту.

Таким чином, однієї з можливостей поліпшення якості пошуку є комбінування пошуку по глобальних ознаках і за ознаками прото-об'єктів. З рис. 9 і табл. 3 видно, що комбінований метод пошуку за всіма критеріями показав найкращі результати.

Ілюстрація результатів пошуку за глобальним кольором й за ознаками прото-об'єктів представлена на рис. 10-11.



Рисунок 10 – Ілюстрація результатів пошуку за глобальним кольором (перше зображення – запит)

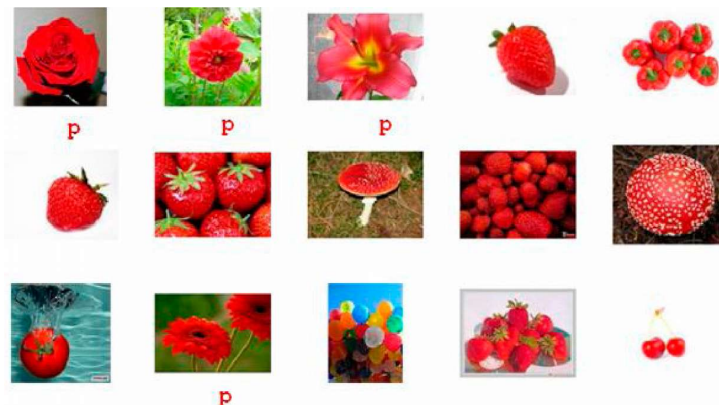


Рисунок 11 – Ілюстрація пошуку за ознаками прото-об'єктів (зображення-запит теж саме, що й у попередньому випадку, об'єкт на запиті задає користувач)



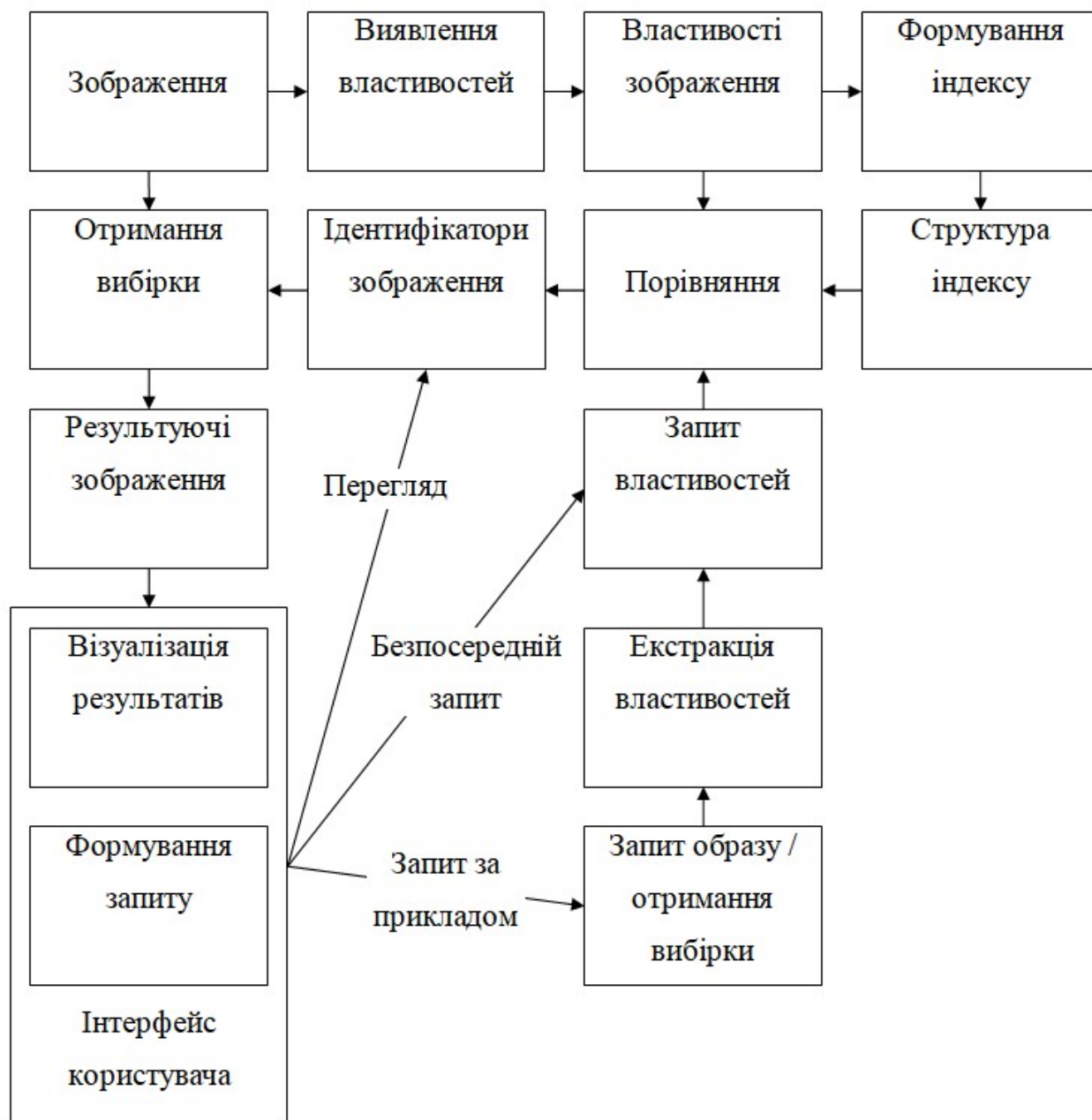


Рисунок 12 – Структурна схема системи

З рис. 10 видно, що серед перших 14-ти знайдених зображень релевантним запиту немає жодного. При цьому очевидно, що в цьому випадку якість пошуку перевернена впливом зеленого тла.

З рис. 11 видно, що серед знайдених зображень релевантними запиту є 3 зображення (не з огляду на знайдене зображення-запит). Причому всі об'єкти на знайдених зображеннях того ж кольору, що й об'єкт на запиті. Отже, використання інформації тільки про об'єкт на зображенні в цьому випадку дозволило уникнути впливу тла на результати пошуку. У той же час необхідно використовувати додаткові ознаки прото-об'єктів, щоб мати можливість розрізняти друг від друга об'єкти одного кольору. Однак дані приклади ілюструють можливість використовувати пошук по прото-об'єкті для пошуку зображень зі схожими об'єктами.

**Висновки.** У статті наведені теоретичне узагальнення й рішення наукового завдання дослідження методів комп'ютерного зору для створення інтерактивних користувацьких інтерфейсів. Рішення даного завдання полягало у вирішенні наступних задач: Був проведений огляд існуючих систем комп'ютерного зору для створення інтерактивних

користувальницьких інтерфейсів; Досліджена система комп'ютерного зору для створення інтерактивних користувальницьких інтерфейсів; На основі отриманих результатів досліджень створена програмна реалізація системи комп'ютерного зору для створення інтерактивних користувальницьких інтерфейсів. Розроблені під час виконання випускної кваліфікаційної роботи за другим (магістерським) рівнем вищої освіти алгоритми дозволяють успішно вирішувати завдання комп'ютерного зору для створення інтерактивних користувальницьких інтерфейсів. Проведено аналіз предметної галузі в ході якого були виявлені об'єкти, взаємодія яких носить істотний характер для функціональної діяльності предметної галузі, і їхні основні характеристики; побудована алгоритм і вибраний середовище розробки.

### Список літератури

1. Smirnov, O., Karapetyan, A., Fedorov, E., «Creating Neural Network and Single Solution Human-Based Metaheuristic Methods of Solving the Traveling Salesman Problem». CEUR Workshop Proceedings, Volume 3312, 2022, pp. 47-58.
2. Smirnov, O., Neskorođieva, T., Fedorov, E., Rudakov, K., Neskorođieva, A. «Method Detection Audit Data Anomalies on Basis Restricted Cauchy Machine» CEUR Workshop Proceedings, Volume 3187, 2022, pp. 1-12.
3. Smirnov O., Smirnova T., Anas M. Al-Oraiqat, Drieiev O., Polishchuk L., Sheroz Khan, Yassin M. Y. Hasan, Aladdein M. Amro, Hazim S. AlRawashdeh «Method for Determining Treated Metal Surface Quality Using Computer Vision Technology». Sensors (Basel, Switzerland) Volume 22, Issue 16, 6223, 2022.
4. Smirnov, O., Lakhno, V., Akhmetov, B., Chubaievskiy, V., Khorolska, K., Bebeshko, B. «Selection of a Rational Composition of Information Protection Means Using a Genetic Algorithm». In: Rajakumar, G., Du, KL., Vuppapapati, C., Beligiannis, G.N. (eds) Intelligent Communication Technologies and Virtual Mobile Networks. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies, vol 131. 2023. Springer, Singapore. pp. 21-34.
5. Kuznetsov, A., Oleshko, I., Chernov, K., Bagmut, M., Smirnova, T. «Biometric authentication using convolutional neural networks». Lecture Notes in Networks and Systems. Volume 152, 2021, Pages 85-98.
6. Smirnov O., Kuznetsov A., Kryvinska N., Kiian A., Kuznetsova K. «Full Non-Binary Constant-Weight Codes». SN Computer Science, Vol 2, 337, 2021. <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00739-w>.
7. Smirnov O., Neskorođieva T., Fedorov E., Rymar P. «Neural Network Modeling Method of Transformations Data of Audit Production with Returnable Waste». CEUR Workshop Proceedings Volume 3101, 2021, Pages 192-207.
8. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Potii, O., Poluyanenko, N., Stelnyk, I., Mialkovsky, D. «Combining and filtering functions in the framework of nonlinear-feedback shift register». International Journal of Computing; 2020, Volume 19, Issue 2 – Research Institute for Intelligent Computer Systems – 2020. – P. 247-256.
9. Smirnov O., Kuznetsov A., Kiian A., Kuznetsova T. «Non-binary constant weight coding technique». CEUR Workshop Proceedings. Volume 2740, 2020, Pages 102-114.
10. Smirnov O., Kuznetsov A., Kiian A., Cherep A., Kanabekova M., Chepurko I. «Testing of code-based pseudorandom number generators for post-quantum application». 2020 IEEE 11th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT), Ukraine, Kyiv, May 14-18. 2020. P. 172-177.
11. Smirnov O., Kuznetsov A., Pushkar'ov A., Serhiienko R., Babenko V., Kuznetsova T., «Representation of Cascade Codes in the Frequency Domain». In: Radivilova T., Ageyev D., Kryvinska N. (eds) Data-Centric Business and Applications. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies, vol 48. Springer, Cham. 2021. pp 557-587.
12. Smirnov, O., Drieieva, H., Drieiev, O., Polishchuk, Y., Brzhanov, R., Aleksander, M. «Method of fractal traffic generation by a model of generator on the graph». CEUR Workshop Proceedings Volume 2616, 2020, Pages 366-379.
13. Smirnov, O., Drieieva, H., Drieiev, O., Simakhin, V., Bondar, S., Odarchenko, R. «Managing multifractal properties of the binary sequence generated with the Markov chains», CEUR Workshop Proceedings Volume 2608, 2020, Pages 633-645.
14. Smirnov O. Kuznetsov A., Zaichenko Yu., Pastukhov M., Oleshko O., Kuznetsova K., «Formation of Discrete Signals with Special Correlation Properties». International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics, UkrMiCo 2019; Odessa; Ukraine; 9-13 September 2019. P.22-28.
15. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Kolovanova, I., Kuznetsova, T., «Noise immunity of the algebraic geometric codes». International Journal of Computing; 2019, Volume 18, Issue 4 – Research Institute for Intelligent Computer Systems – 2019. – P. 393-407.
16. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Reshetniak, O., Ivko, N., Katkova, T., Kuznetsova, T., «Generators of Pseudorandom Sequence with Multilevel Function of Correlation». 2019 IEEE International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T), Kyiv, Ukraine, 8 – 11 October 2019 . P.517-522.
17. Smirnov, O., Ulichev, O., Meleshko, Y., Khokh, V., Goncharenko, I. «Method of Choosing Objects for Informational Influence in Social Networks during Information Campaign Based on the Analytic Hierarchy

- Process». CEUR Workshop Proceedings, Vol 2588, P. 215-227, 2019.
18. Smirnov, O., Krasnobayev, V., Yanko, A., Kuznetsova, T. «Methods of nulling numbers in the system of residual classes». CEUR Workshop Proceedings, Vol 2588, P. 90-106, 2019.
  19. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Kovalchuk, D., Averchev, A., Pastukhov, M., Kuznetsova, K., «Formation of Pseudorandom Sequences with Special Correlation Properties», 2019 3rd International Conference on Advanced Information and Communications Technologies, AICT -2019/ Lviv, Ukraine, 2-6 July, 2019, P. 395-399.
  20. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Kiian, A., Zamula, A., Rudenko, S., Hryhorenko, V., «Variance Analysis of Networks Traffic for Intrusion Detection in Smart Grids», 2019 IEEE 6th International Conference On Energy Smart Systems (2019 IEEE ESS), Kyiv, Ukraine April 17-19, 2019 P. 353-358.
  21. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Kavun, S., Babenko, B., Nakisko, O., Kuznetsova, K., «Malware Correlation Monitoring in Computer Networks of Promising Smart Grids», 2019 IEEE 6th International Conference On Energy Smart Systems (2019 IEEE ESS), Kyiv, Ukraine April 17-19, 2019 P. 347-352.
  22. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Kovalchuk, D., Pastukhov, M., Kuznetsova, K., Prokopovych-Tkachenko, D., «Discrete Signals with Special Correlation Properties», CEUR Workshop Proceedings Volume 2353, CEUR Workshop Proceedings 2019, Pages 618-629.
  23. Smirnov, S., Bulekbaeva, G., Kikvidze, O.G., Lakhno, V., Brzhanov, R., Tabylov, A. «Computer simulation in the MathCAD package of plastic deformation of the deposited layer on the flat surface of the part». Journal of Theoretical and Applied Information Technology Volume 97, Issue 20, 2019, Pages 2467-2484. (Scopus).