

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

МАТЕРІАЛИ 23-го МІЖНАРОДНОГО
МОЛОДІЖНОГО ФОРУМУ

**«РАДІОЕЛЕКТРОНІКА І МОЛОДЬ
У ХХІ СТОЛІТТІ»**

16 – 18 квітня 2019 р.

Том 7

**КОНФЕРЕНЦІЯ
«МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ, СИСТЕМНИЙ
АНАЛІЗ І ТЕОРІЯ ОПТИМАЛЬНИХ РІШЕНЬ»**

Харків 2019

23-й Міжнародний молодіжний форум «Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті». Зб. матеріалів форуму. Т. 7. – Харків: ХНУРЕ. 2019. – 156 с.

В збірник включені матеріали 23-го Міжнародного молодіжного форуму «Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті».

Видання підготовлено
факультетом інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту
Харківського національного університету радіоелектроніки

61166 Україна, Харків, просп. Науки, 14
тел./факс: (057) 7021397

E-mail: mref21@nure.ua

© Харківський
національний університет
радіоелектроніки (ХНУРЕ), 2019

Програмний комітет конференції

Дорошенко В.О.	проф., декан ХНУРЕ, м. Харків, Україна.
Путятін Є.П.	проф., зав. каф. ХНУРЕ, м. Харків, Україна.
Кузьомін О.Я.	проф. ХНУРЕ, м. Харків, Україна.
Тевяшев А.Д.	проф., зав. каф. ХНУРЕ, м. Харків, Україна.
Гусарова І.Г.	проф. ХНУРЕ, м. Харків, Україна.
Нерух О.Г.	проф., зав. каф. ХНУРЕ, м. Харків, Україна.

**МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ І МЕТОДИ
НОРМАЛІЗАЦІЇ ТА АНАЛІЗУ
МУЛЬТИМЕДІЙНИХ ДАНИХ**

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ GAN ДЛЯ УЛУЧШЕНИЯ КАЧЕСТВА ИЗОБРАЖЕНИЙ

Ядров И.П

Научный руководитель – доц. Любченко В.А

Харьковский национальный университет радиоэлектроники
(61166, Харьков, пр. Науки, 14, каф. Информатики, тел. 7021419)
e-mail: ivan.yadrov@nure.ua

The given work is focuses on image enhancement using the GAN neural network. The problem of image enhancement and the most common methods was considered. A method for improving image quality based on the GAN neural network was considered was proposed. The proposed method allows to increase the image resolution by 4 times.

В последние годы значительно возрос интерес к цифровым методам обработки изображений. Обусловлено это ростом спроса на системы визуального контроля и анализа изображений в различных областях науки и техники. В таких условиях весьма актуальной является разработка методик и алгоритмов улучшения качества изображений с последующим использованием в информационных системах различного назначения.

Целью данного доклада является рассмотрение метода улучшения изображений с использованием нейронной сети GAN.

При разработке системы улучшения качества изображений, необходимо формализовать задачу и решить по каким критериям будут улучшаться изображения. Однако для данной задачи отсутствует объективный общепринятый критерий качества изображения в силу субъективности человеческого восприятия, а также в связи со сложностью анализа его информативности.

Существуют разные подходы улучшения качества изображения: пространственные методы (изменение контраста, уменьшение шума, подчеркивание границ), частотные методы, методы с использованием нейронных сетей и т.д.

Для улучшения качества изображений воспользуемся методом Super Resolution с использованием нейронной сети GAN. Данный метод использует изображения в низком разрешении и позволяет преобразовать их в изображения с высоким разрешением. Алгоритм представляет из себя метод машинного обучения без учителя, построенный на комбинации из двух нейронных сетей, одна из них (сеть G) генерирует образцы, а другая (сеть D) пытается отличить правильные («настоящие») образцы от неправильных.

Использование данного метода требует выполнение следующих этапов: необходимо обучить нейронную сеть и после этого становится возможным использовать ее для генерации изображений с высоким разрешением.

На первом этапе проведем обучение нейронной сети GAN. В общем виде нам необходимо обучить две нейронные сети для дискриминатора: $J = \int p_g(x) f_1(D(x)) dx + \int p_g(x) f_2(D(x)) dx$, соответственно для генераторной сети: $I = \int p_g(x) f_3(D(x)) dx$. Обучение является довольно тяжелой задачей, из-за наличия замкнутых кривых в общем градиентном поле.

На втором этапе определим архитектуру сети. Для этого определим функции генератора и дескриминатора. Генераторную сеть для изображений I_n^{HR} , $n=1, \dots, N$ для соответствующих I_n^{LR} , $n=1, \dots, N$, определяем как: $\dot{\theta}_G = \arg \min_{\theta_G} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N l^{SR}(G_{\theta_G}(I_n^{LR}), I_n^{HR})$. Для дискриминационной сети будем решать составительную проблему минимума и максимума и определим ее как: $\min_{\theta_G} \max_{\theta_D} E_{I^{HR}} [\log D_{\theta_D}(I^{HR})] + E_{I^{LR}} [\log(1 - D_{\theta_D}(G_{\theta_D}(I^{LR})))]$.

Для стабильно работающей системы улучшения изображений с использованием сети GAN, необходимо использовать 10000-12000 примеров.



Рис 1. Результаты работы метода: а – входящее изображение с низким разрешением набор Set 14, б – изображение, полученное с помощью GAN, с – оригинал в высоком разрешении набор Set 14

Предложенный метод позволяет увеличить входящие изображения до 4х раз достоверно отображая детали оригинала. Рассмотренный метод улучшения изображений обладает неплохой производительностью и на данный момент очень мало методов, которые сравнимы по качеству. Поэтому и был выбран метод с использованием нейронной сети GAN для улучшения изображений.

Список использованных источников:

1. Шапиро Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Дж. Стокман. – Спб.: Бинوم. Лаборатория знаний. – 2006. – 752 с.
2. D. Zheng Generative adversarial nets / D. Zheng. – Berlin, 2017. – 120 с.

ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ ІНСТРУМЕНТАЛЬНИХ ЗАСОБІВ ПІД ЧАС ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ОБРОБКИ ІНФОРМАЦІЇ

к.т.н., доцент Творошенко І.С.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-13-35)
e-mail: iryna.tvoroshenko@nure.ua

The report reveals the peculiarities of the use of instrumental means during the intellectual processing of information. It is established that for extraction of significant information from data warehouses there are special methods of OLAP-analysis, Data Mining or Knowledge Discovery, based on the application of methods of mathematical statistics, neural networks, and inductive methods of constructing decision trees.

Інтелектуальна обробка інформації (Data Mining, інтелектуальний аналіз даних) – це мультидисциплінарна область, що виникла та розвивається на базі таких наук, як: розпізнавання образів, штучний інтелект, прикладна статистика, теорія баз даних та інших.

Крім того, інтелектуальна обробка інформації – це виявлення в сирих даних раніше невідомих, нетривіальних, практично корисних та доступних інтерпретацій знань, необхідних для прийняття рішень в різних сферах людської діяльності.

Специфіка сучасних вимог до такого виявлення така:

- дані мають необмежений обсяг;
- дані є різномірними (кількісними, якісними, текстовими);
- результати повинні бути конкретні та зрозумілі;
- інструменти обробки даних повинні бути прості у використанні.

Технологія Data Mining призначена для пошуку у великих обсягах даних неочевидних, об'єктивних та практично корисних закономірностей:

- неочевидних (закономірності не виявляються відомими методами обробки інформації або експертним шляхом);
- об'єктивних (закономірності повністю відповідають дійсності, на відміну від експертної думки, яка завжди є суб'єктивною);
- практично корисних (висновки мають конкретне значення, якому можна знайти практичне застосування).

Таким чином, Data Mining – автоматичний пошук прихованих закономірностей між змінними у великих масивах необроблених даних, який передбачає задачі: класифікації, моделювання та прогнозування.

Data Mining здійснює багаторазове виконання над даними:

- відбору ознак;
- стратифікації;
- кластеризації;
- візуалізації;
- регресії.

Під час аналізу інструментальних засобів інтелектуальної обробки інформації встановлено, що Data Mining може видавати великий відсоток

помилкових або недостовірних результатів. Щоб цього уникнути, необхідна перевірка адекватності отриманих моделей на тестових даних.

Виявлено, що засоби інтелектуальної обробки інформації теоретично не вимагають наявності певної кількості ретроспективних даних. Дана особливість може бути причиною появи недостовірних, хибних моделей і, як результат, прийняття на їх основі невірних рішень. Отже, необхідно здійснювати контроль статистичної значущості виявлених знань.

Слід зазначити, що існуючі технології вилучення знань зі сховищ даних засновані на методах статистичного аналізу і моделювання, а також орієнтовані на пошук моделей та відношень, прихованих у множині даних.

Для вилучення значимої інформації зі сховищ даних є спеціальні методи OLAP-аналізу, Data Mining або Knowledge Discovery, що засновані на застосуванні методів математичної статистики, нейронних мереж, індуктивних методів побудови дерев рішень.

Засоби Data Mining відрізняються від OLAP тим, що крім перевірки передбачуваних залежностей вони здатні самостійно генерувати гіпотези про закономірності, що існують в даних, будувати моделі, що дозволяють кількісно оцінити ступінь взаємовпливу досліджуваних факторів.

Потреба в адаптивних інформаційних системах виникає тоді, коли підтримувані ними проблемні області постійно розвиваються, тому дані системи повинні задовольняти ряд специфічних вимог, а саме:

- адекватно надавати знання проблемної області в кожен момент часу;
- бути придатними для легкої реконструкції під час зміни середовища.

Адаптивні властивості інформаційних систем забезпечуються за рахунок інтелектуалізації їх архітектури [1, 2].

Розробка даних систем передбачає оригінальне проектування (засноване на використанні систем автоматизованого проектування чи CASE-технологій) або типове проектування (засноване на програмних засобах компонентного проектування інформаційних систем).

Таким чином, головна відмінність зазначених підходів полягає у тому, що під час використання CASE-технологій на основі сховища даних при зміні проблемної області кожного разу виконується генерація програмного забезпечення, а при використанні складальної технології – конфігурація програм і тільки в рідкісних випадках – їх переробка.

Список використаних джерел:

1. Творошенко И.С. Структура и функции интеллектуальных средств принятия решений в сложных системах / И.С. Творошенко // Искусственный интеллект. – 2004. – № 4. – С. 462-470.

2. Творошенко И.С. Анализ процессов принятия решений в интеллектуальных системах / И.С. Творошенко // Системы обработки информации. – 2010. – Вып. 2 (83) – С. 248-253.

ДО ПИТАННЯ ЩОДО РОЛІ ОБ'ЄКТНО-ОРІЄНТОВАНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ПІД ЧАС РОЗРОБКИ СКЛАДНИХ СИСТЕМ

Андрєєва А.Ю.

Науковий керівник – к.т.н., доцент Творошенко І.С.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-13-35)

e-mail: anastasiia.andrieieva@nure.ua

Object-oriented modeling is a programming methodology based on the representation of a program as a set of objects, each of which is an instance of a particular class, and the classes form an inheritance hierarchy. The larger and more complex the system, the more important the simulation becomes during its development. In any case, it is necessary to model a complicated system, since otherwise it is not possible to represent it as a whole.

Для швидкої та ефективної розробки складних систем необхідно залучити кваліфіковану робочу силу, вибрати правильні інструменти і визначити правильний напрям роботи. Процес розробки проекту необхідно добре продумати, щоб швидко адаптувати його до можливих змін вимог користувачів, потреб бізнесу чи технології. Цього можна досягнути, якщо у процесі розробки проекту використовувати моделі.

Безперечно, розробка сучасних програмних продуктів неможлива без попереднього моделювання. Накопичений досвід засвідчує: чим більшим і складнішим є проект, тим важливішим стає моделювання майбутньої системи. Крім того, якщо не приділено достатньої уваги попередньому моделюванню системи, то такий проект перебуває у стані невизначеності.

Слід зазначити, що моделювання використовують не тільки під час створення невеликих систем. Чим більша і складніша система, тим більшого значення набуває моделювання під час її розробки. Справа у тому, що моделювати складну систему необхідно у будь-якому випадку, оскільки інакше не можливо її представити як єдине ціле [1].

Моделі наочно демонструють бажану структуру та поведінку системи, відображають її архітектуру та допомагають уточнити деталі проекту із замовником для мінімізації майбутніх ризиків [1]. Модель – це певний умовний образ об'єкта дослідження, котрий замінює останній і перебуває з ним у такій відповідності, яка дозволяє отримати нове знання.

Одним із сучасних видів моделювання є об'єктно-орієнтоване, що передбачає існування набору об'єктів, кожен із яких є екземпляром певного класу, а класи, в свою чергу, утворюють ієрархію спадкування.

Таким чином, розробка складних систем (програмного забезпечення) здійснюється за допомогою послідовного виконання таких етапів:

– об'єктно-орієнтованого аналізу, при якому система, що моделюється та розробляється, аналізується із погляду класів та об'єктів, виявлених в предметній області;

- об'єктно-орієнтованого моделювання, при якому застосовують різні методології та відповідні CASE-засоби;
- об'єктно-орієнтованого проектування, при якому шляхом об'єктної декомпозиції створюється об'єктна модель розроблюваної системи;
- об'єктно-орієнтованого програмування, при якому програма подається у вигляді сукупності об'єктів.

Отже, для побудови об'єктної моделі складної системи її необхідно подати в канонічній формі, яка включає в себе ієрархію класів та ієрархію об'єктів спадкування, де класом виступає множина об'єктів (екземплярів), що мають загальну структуру та загальну поведінку, а об'єкт, в свою чергу, виступає як конкретний предмет, одиниця чи сутність (реальна або абстрактна), що має чітко визначене функціональне призначення в певній предметній області.

Методологія об'єктно-орієнтованого моделювання надає можливість коректно відобразити складну систему в цілому та забезпечити її ефективність за рахунок таких основних принципів:

- інкапсуляції (механізм, який поєднує дані та методи, що обробляють дані, захищає їх від зовнішнього впливу або неправильного використання);
- поліморфізму (можливість об'єктів однакової специфікації мати різну реалізацію);
- спадкування (можливість описати новий клас на основі існуючого батьківського класу, при цьому властивості і функціональність останнього запозичуються новим класом).

Слід зазначити, що об'єктно-орієнтовані моделі надають можливість команді учасників проекту відслідкувати реалізацію вихідних вимог до програмного коду, а також з будь-якого фрагменту коду виводити вихідні вимоги, що він реалізує. Прикладом сучасного інструментального засобу розробки об'єктно-орієнтованих моделей є середовище Rational Rose, яке дозволяє генерувати «каркас коду» на об'єктно-орієнтованих мовах програмування, наприклад, C++, Java, Smalltalk, Eiffel, ObjectPascal, Forte, Visual Basic та PowerBuilder. Встановлено, що за допомогою зазначеного програмного середовища можна виконувати зворотне проектування коду і створювати в такий спосіб моделі вже існуючих систем.

Отже, досить корисно мати моделі, реалізовані в Rational Rose для вже існуючих застосунків, адже при будь-якій зміні в моделі є можливість модифікувати код, а якщо змінено код, то можна автоматично оновити модель. Таким чином забезпечується підтримка відповідності між моделлю та кодом, і, відповідно, зменшуються ризики функціонування системи.

Список використаних джерел:

1. Творошенко І.С. Практичні аспекти створення вихідної інформації для проведення геоінформаційного аналізу у сфері управління нерухомістю / І.С. Творошенко, В.Р. Мгеброва, В.В. Білий // Збірник наукових праць ХУПС. – 2016. – Вип. 1 (46). – С. 107-111.

ДОСЛІДЖЕННЯ АЛГОРИТМІВ ЗГОРТАННЯ ТЕКСТУРНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Дирма К.Ю.

Науковий керівник – доктор технічних наук Гороховатський В.О.

Харківський національний університет радіоелектроніки

(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19

e-mail: kyrylo.dyrma@nure.ua, тел. (095) 196-21-13

Among the tasks of image processing tasks of recognition and segmentation of objects in the image occupy a special place.

In solving the segmentation problem, the solution to the problem of choosing an image model and a method for describing the characteristics of textures claims the first role. The texture is present in all images, starting with images obtained using aircraft and ending with microscopic images of cell cultures and tissue preparations.

Среди задач обработки изображений особое место занимают распознавание и сегментация объектов на изображении [1-2].

При решении задачи сегментации на первую роль претендует выбор модели изображения и метода описания характеристик текстур. Текстура присутствует во всех изображениях, начиная с изображений, полученных с помощью самолётных и спутниковых мультиспектральных сканирующих устройств и кончая микроскопическими изображениями культур клеток и препаратов тканей.

Несмотря на повсеместное присутствие текстуры и значительный период развития математических методов обработки изображений, формального подхода и строгого её определения пока не существует. Не существуют также и надежных методов сравнения текстур. Они, как правило, разрабатываются отдельно для каждого конкретного случая.

Обычно под текстурой изображения понимают некоторым образом организованный участок клетчатого строения с заданным распределением интенсивностей.

Сегментация изображений – это операция выделения однородных областей на изображении. Роль текстуры в этом случае неопределима, так как процесс сегментации становится очевидным: определяются границы (контура) с однородными текстурами и запоминается закон описания текстуры.

Сжатие информации об объектах также является одной из важнейших задач обработки изображений. Под сжатием информации обычно понимается уменьшение количества требуемой памяти, затрачиваемого для хранения или передачи изображения при заданном критерии. Выбор критерия зависит от существа задачи. При сохранении на фотографических изображениях в качестве критерия выступает визуальное

качество, которое оценивается множеством параметров, основным из которых служит сохранение уровня полутонов на изображении.

В данной работе мы исследуем различные способы свертки текстурных изображений.

№		Одномерные маски свёртки
1	Маска тона	1 2 1
2	Маска края	-1 0 1
3	Маска пятна	-1 2 -1
4	Маска волнистости	-1 2 0 -2 1
5	Маска пульсации	1 -4 6 -4 1
6	Маска колебания	-1 6 -15 20 -15 6 -1

Исходное изображение при использовании линейных фильтров преобразуется в новое изображение, для которого строится гистограмма значений яркости.

Анализ гистограммы сводится к расчёту следующих текстурных признаков:

для статистического распределения вводятся среднее арифметическое наблюдаемых значений, дисперсия, рассеяние характеризуют средним квадратичным отклонением, энтропия Шеннона ξ , которая может принимать значения x_1, \dots, x_n , и равна величине

$$H(\xi) = -\sum_{i=1}^n p(x_i) \log_2 p(x_i)$$

Полученное множество значений – 4, признаков для каждой обработки свёртки – 6, позволяют получить 24 признака. Эти признаки и являются признаками текстуры.

Возможны различные варианты использования текстурных признаков. Самым простым и наиболее распространённым методом сравнения векторов является вычисление метрики модуля разности.

В результате выполнения работы стало очевидным, что использование одномерных масок фильтров и полученных на их основе гистограмм позволяют получить дополнительные вторичные признаки, которые могут быть впоследствии использованы для решения задач распознавания.

Список использованной источников:

1. Гороховатский В.А. Структурный анализ и интеллектуальная обработка данных в компьютерном зрении: монография / В.А. Гороховатский. – Х.: Компания СМИТ, 2014. – 316с.

2. Психология машинного зрения / Б. Хорн, М. Минский, Й. Сиран, Д. Уолш П. Уистон М.: Мир 1978 г. 344 с.

ВИЗНАЧЕННЯ РЕЛЕВАНТНОСТІ ОПИСІВ ЗОБРАЖЕНЬ ЗА РОЗПОДІЛАМИ ЗНАЧЕНЬ ФРАГМЕНТІВ

Запорожченко А.П.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Гороховатський В.О.

Харківський національний університет радіоелектроніки

(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)

e-mail: rixdag@gmail.com

The method of image relevance determination by comparing of description fragments is discussed in its entirety. Firstly, it is required to detect key points of the image and compute their detectors. Then detectors presented as binary vectors need to be split into fragments. After that, we need to count frequencies of all values that fragments can evaluate to. Lastly, as we got a frequency set for each fragment of two images, we may calculate a numeric image distance by using element-by-element absolute difference. An example of such calculation for two similar images is provided below.

Статистичне подання є одним із популярних інструментів у сучасному аналізі даних [2]. Воно використовується з метою виявлення шаблонів чи встановлення знань у даних. У методах інтелектуального аналізу поширеною практикою є безпосереднє використання значень розподілів у техніках розпізнавання. Це дає змогу врахувати схожість або відмінність значень даних задля виявлення особливостей розпізнаваних об'єктів.

Метод ORB є поєднанням таких засобів, як детектор контрольних точок (КТ) Oriented FAST та дескриптор Rotated BRIEF [1]. У порівнянні з алгоритмами SIFT та SURF детектор ORB демонструє зрівняну точність виявлення КТ, меншу чутливість до шуму та у близько 100 разів більшу швидкодію.



Рис.1 Координати дескрипторів КТ ORB від зображень

Для розпізнаваного візуального об'єкту визначимо його дескрипторний опис у вигляді скінченної множини $Z = \{z_v\}_{v=1}^s$, $z_v \in B^n$ із s бінарних дескрипторів КТ.

Розіб'ємо кожний дескриптор, що являє собою бінарний вектор довжиною 256 біт, на m непересічних фрагментів однакової довжини $l = \frac{256}{m}$ біт. Введемо величину w , що являє собою кількість усіх можливих значень фрагмента. Тоді множину Z можна описати системою розподілів $Q = \{q^v = (q_1, \dots, q_w)^v\}_{v=1}^m$, при цьому $\sum_i q_i = s$.

На рисунку 2 наведена гістограма перших 10 фрагментів дескрипторів лівої частини рисунка 1. Тут $l = 1$ біт, $s = 500$. Синім кольором представлені фрагменти, що дорівнюють біту 0, а червоним – біту 1.

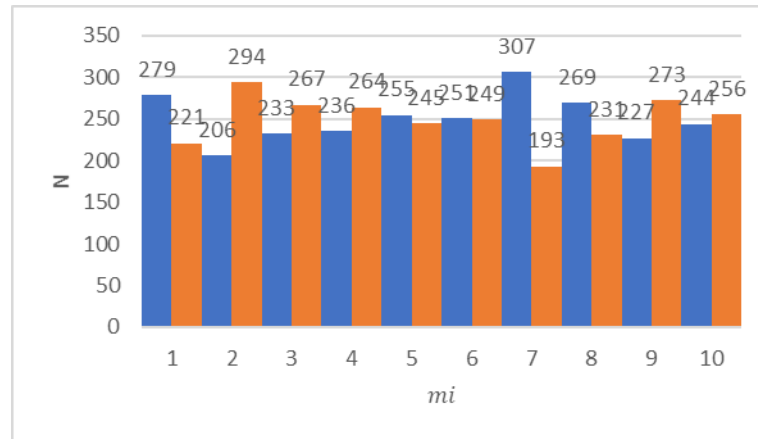


Рис.2 Приклад гістограми

Для встановлення рівня релевантності зображень A і B за розподілами їх фрагментів обчислимо манхеттенську відстань між їх відповідними розподілами $Q(A)$ та $Q(B)$:

$$r[Q(A), Q(B)] = \sum_{v=1}^m \sum_{l=1}^w |q_{vl}(A) - q_{vl}(B)| \quad (1)$$

Метрика (1) реалізує зіставлення із використанням повної інформації, що націлене на виявлення навіть незначних відмінностей у описах [2].

Для двох зображень рис. 1 була обчислена манхеттенська відстань за формулою (1) ($s = 300$, $m = 256$, $w = 2$). Отримане значення 9716 складає 6,3% від максимально можливої відстані для даних параметрів 153600. Тобто за цією схемою зображення схожі на 93,7%.

Список використаних джерел:

1. Ethan Rublee, Vincent Rabaud, Kurt Konolige, Gary Bradski: "ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF", Computer Vision (ICCV), IEEE International Conference on. IEEE, pp. 2564 – 2571, 2011.
2. Гороховатський В.О. Статистичні розподіли та ланцюжкове подання даних при визначенні релевантності структурних описів візуальних об'єктів / В.О. Гороховатський, С.В. Гадецька, Р.П. Пономаренко // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2018. – №6 (52). – С. 87–92.

СТРУКТУРНА КЛАСИФІКАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ПРОСТОРОВОГО ОБРОБЛЕННЯ ОПИСІВ

Сірик Т.О.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Гороховатський В.О.

Харківський національний університет радіоелектроніки

(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)

e-mail: tetjana.siryk@gmail.com

The problem of structural recognition of visual objects based on descriptions in the form of a set of key points of the image was solved. The problem of object recognition in the image in the presence of local and random noise, geometric transformations, changes in lighting and background, changes in the angle of image capture was solved. An ORB algorithm for finding binary descriptors was proposed. A method for finding the distances between single-bit distributions of input images and reference images for the purpose of their comparison and classification was proposed.

Класифікація зображень потребує створення алгоритмів, працюючих точно і швидко. У методах розпізнавання, ґрунтованих на зіставленні вхідних об'єктів з еталонами у базі, кожен клас представляється сформованим простором структурних ознак. Рішення про належність об'єкту до певного класу (еталону) приймається залежно від міри відповідності між множинами характерних ознак зображень. Складність в тому, що зображення можуть відрізняються освітленістю, фоном, випадковими і локальними завадами, мають місце геометричні перетворення. Для встановлення відповідності потрібен пошук у багатовимірному просторі з перебором значень усіх параметрів, що суттєво збільшує обчислювальну складність [1].

Просторова обробка описів збільшує достовірність розпізнавання зображень, а структурний підхід забезпечує рішення задачі за складних умов. Пошук відповідників між структурними елементами здійснюється з урахуванням їх взаємного розташування, орієнтації, розмірів [2].

Аналіз детектору ORB показує, що він дає помітний вигравш у швидкодії при порівняльній або кращій точності, ніж SIFT і SURF [3]. Основна перевага – в істотно більш високій продуктивності за рахунок використання дескриптора бінарного типу, що представляється вектором довжиною $n = 256$ біт. Для розв'язання задачі розпізнавання та класифікації представимо множину дескрипторів у вигляді матриці $m \times n$:

$$Q = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix},$$

де m – обрана кількість дескрипторів, $m = 1, 2, \dots, 500$, $a_{mn} \in [0; 1]$.

Важливим аспектом, що досить точно відображає характеристики даних, є використання значень розподілів у методах розпізнавання. Тому

для кожного з n елементів, на підставі матриці Q побудуємо 1-бітовий розподіл q . Для кожного з n бітів підрахуємо кількість q_i входження його значення i до загального змісту із m даних, $q_i \leq m$. Як результат маємо таблицю цілих чисел q_i , що містить частотні оцінки для 0 та 1, де $\sum q_i = m$.

Релевантність r описів a та b визначимо на підставі зіставлення розподілів за допомогою відстані між матрицями $Q(a), Q(b)$:

$$r[Q(a), Q(b)] = \sum_{i=1}^n |q_{i1}(a) - q_{i1}(b)|$$

Це зіставлення виявляє навіть незначні відмінності у описах. Для визначення еквівалентності розподілів необхідно ввести поріг, що приймає ціле значення та може бути адаптованим до бази зображень.

Для прикладу було обрано 100 дескрипторів для двох зображень. Приклад розподілів наведено у табл. 1, а приклад зображень – на рис.1.

Таблиця 1. Число нулів у бітовому розподілі для перших 8-ми бітів

Біт №	1	2	3	4	5	6	7	8
Герб 1	56	56	49	53	61	48	42	61
Герб 2	56	68	57	65	61	52	40	67



Рис. 1 Координати ключових точок порівнюваних зображень

Відстань дорівнює 1567 (6,125% від максимуму 25600), що дозволяє назвати герби еквівалентними. Зі збільшенням кількості дескрипторів зростає відстань між зображеннями, що збільшує ступень їх розрізнення.

Список використаних джерел:

1. Гороховатский В.А. Применение пространственных структур признаков для классификации изображений в компьютерном зрении (монография) / В.А. Гороховатский, Т.В. Полякова. – Х.: ФОП Панов А.Н., 2018. – 120 с.
2. Weiss I. Geometric invariants and object recognition / I. Weiss // International Journal of Computer Vision. – 1993. – No10. – P 207–231.
3. Rublee E. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF / E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, G. Bradski // Computer Vision (ICCV): IEEE International Conference on. IEEE. – 2011. – P.2564 – 2571.

ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ СТАНУ ПУЛЬПИ ЗУБА

Самохін Ю.В., Соколов Д.Ю.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Гороховатський В.О.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)

e-mail: yurii.samokhin@nure.ua,

e-mail: dmytro.sokolov@nure.ua.

The purpose of this work is to develop a device that takes into account not only the excitability of nerve fibers, but also the functional properties of pulp tissue. For this purpose, the authors propose to take into account, in the indications of the device, the electrical resistance of the tissues of the tooth, including the pulp. The developed device allows in real time to determine the state of the pulp of the tooth to be studied and provides the opportunity to quickly make a decision on the choice of adequate treatment. This device can facilitate the work for dentists and speed up the treatment process.

Клінічні дослідження електрозбудження пульпи зубів були розпочаті ще в середині XIX століття, і є навіть старішими за рентгенівське обстеження. Спочатку дослідники застосовували електроодонтометрію для оцінки анестезії зуба, що підлягав лікуванню, а потім припустили і показали, що за допомогою електричного струму можна оцінити функціональний стан пульпи зуба [1]. З тих пір дослідження можливості застосування електричного струму в якості допоміжного методу діагностики захворювання пульпи зуба залишаються предметом інтересу науковців. Наявні дані, що на результати цього дослідження впливають стать, вік, наявність деяких психічних розладів, що є підставою вважати вказаний метод неефективним. Оскільки цим методом за виникненням больових відчуттів визначається збудження нервових волокон пульпи, але не враховується стан судин, і відповідно, кровопостачання, то відповідь на питання – чи пульпа даного конкретного зуба є вітальною – не є однозначною [2]. Практичні лікарі зацікавлені мати неінвазивний, об'єктивний, безболісний, надійний, повторюваний, стандартизований, простий у застосуванні і недорогий метод діагностики. Метою даної роботи є розробка пристрою, який би враховував не лише збудливість нервових волокон, але й функціональні властивості тканини пульпи. Для цього автори пропонують враховувати в показаннях пристрою електричний опір тканин зуба, у тому числі – пульпи. У схемі пристрою використана сучасна елементна база, що показано на рис.1. де: 1 - джерело живлення, 2 - джерело напруги, 3 - джерело струму, 4 - перемикачі, 5 - перетворювач струм-напруга, 6 - підсилювач, 7 - аналого-цифрові перетворювачі, 8 - мікропроцесор з дисплеєм та 9 і 10 - емітерні повторювачі.

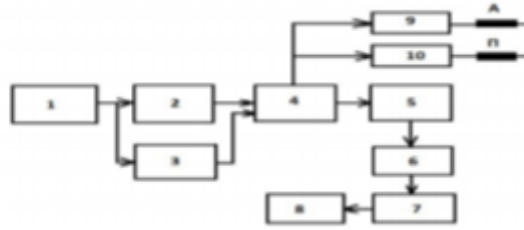


Рис.1. Структурна схема мікропроцесорного приладу

Прилад працює наступним чином. Пасивний електрод П розміщують в контакт з м'якими тканинами ротової порожнини. Активний електрод А встановлюють на просушеній ділянці досліджуваного зуба. Далі за командою мікропроцесора 8 перемикачем 4 обираємо режим джерела струму 3 та джерела напруги 2. Далі процес вимірювання здійснюється автоматично [3]. Вимірне падіння напруги на зубі U_z між електродами, та вимірне значення струму через зуб I_z подається для реєстрації в мікропроцесор. Мікропроцесор обраховує опір зуба за відомою формулою:

$$R_z = U_z / I_z$$

та висвітлює значення на екрані дисплея. За визначеним показником лікар - стоматолог оцінює стан пульпи зуба і обирає відповідну тактику лікування.

Висновки. Розроблений пристрій дозволяє в режимі реального часу визначати стан пульпи досліджуваного зуба і надає можливість швидкого прийняття рішення щодо вибору адекватного методу лікування. Потрібні подальші дослідження для калібрування показників електричного опору тканин зуба.

Список використаних джерел:

1. Терапевтична стоматологія: Підручник. У 4 томах / М. Ф. Данилевський, А. В. Борисенко, А. М. Політун, Л. Ф. Сідельнікова, О. Ф. Несин. К.: Здоров'я, 2004. Т. 2. 400 с;
2. Moroz B.T., Nuller Iu.L., Ustimova I.N., Andreev B.V. Study of pain sensitivity based on the indicators of electro-odontometry in patients with depersonalization and depressive disorders. Zh Nevropatol. Psikhiatr. Im.S.S. Korsakova. 1990; 90 (10):81-2.
3. Jafarzadeh H, Abbott PV. Review of pulp sensibility tests. Part II: electric pulp tests and test cavities. International Endodontic Journal, 43, 945–958, 2010.

МЕТОДИ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

Вискребенцева С.О.

Науковий керівник – Кобилін О. А.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: svitlana.vyskrebentseva@nure.ua

Today, the development of computer vision is actual, namely, to recognize the images and contents of photo and video information, which allows an increasing part of the tasks to be assigned to computing equipment.

A distinctive feature of computer vision is: First, there is a lot of data; secondly, it is not known what is useful from the available information and what is not. Segmentation is intended to solve this problem.

One of the methods of segmentation can be distinguished threshold segmentation. Threshold criteria as primary, or auxiliary, are used in almost all segmentation methods for brightness, chromaticity and contrast.

На сьогоднішній день актуальним є розвиток комп'ютерного зору. Надання технічним засобам здатності розпізнавати образи і вміст фото- і відеоінформації розширює їх можливості самостійного аналізу такого роду даних. Що, в свою чергу, дозволяє все більшу частину завдань, що виконуються людиною, покласти на обчислювальну техніку.

Рівень використання систем технічного зору в наші дні є одним з найбільш яскравих і наочних інтегральних показників ступеня розвитку сучасних інноваційних технологій в різних областях людської діяльності. При цьому в багатьох додатках, пов'язаних з аналізом зображень, системи технічного зору вже не просто доповнюють, а й замінюють людину [1].

Одним з таких можливостей комп'ютерного зору можна виділити сегментацію зображень.

Прийнято вважати, що комп'ютерний зір - це завдання логічного висновку. Однак в [2] зазначається, що комп'ютерний зір має свої відмінності від завдань такого роду. А саме наявність надзвичайно великої кількості даних і те, що не можна з упевненістю сказати, що з наявної інформації знадобиться, а що - ні. Наприклад, одна з основних труднощів у створенні хороших програм розпізнавання об'єктів полягає у визначенні того, які пікселі розпізнавати, а які ігнорувати. Для вирішення цього завдання слід вивчити компактне уявлення розглянутих даних, при цьому будуть виділені цікавлять нас особливо. Отримання такого уявлення називається сегментацією.

В результаті сегментації утворюється кілька груп (сегментів), які характеризуються тим, що пікселі всередині утвореного сегмента схожі за кольором, яскравістю або текстурою, тоді як пікселі сусіднього сегмента значно відрізняються. Такий підхід аналізу фото- відеоінформації, шляхом розбиття зображення на фрагменти, що є цікавими, дозволяє ефективно

обробити такого роду дані, орієнтуючись на цілий сегмент, а не на кожен піксель окремо.

Одним з методів сегментації можна виділити порогову сегментацію, яка є досить простим варіантів.

Порогові критерії в якості основних, або допоміжних використовуються практично у всіх методах сегментації по яскравості, кольоровості і контрастності. Наприклад, для сегментації пікселя (j, i) зображення з яскравістю f_{ij} пороговий критерій має вигляд [3]:

$$\begin{cases} 1, & \text{if } f_{ij} \leq T \\ 0, & \text{else.} \end{cases}$$

При цьому граничний критерій, часто застосовуваний для сегментації пікселів зображення по кольоровості, в просторі RGB має вигляд [3]

$$\begin{cases} 1, & \text{if } D(z, a) \leq T \\ 0, & \text{else;} \end{cases}$$

$$D(z, a) = [(z)_R - a_R]^2 + [(z)_G - a_G]^2 + [(z)_B - a_B]^2]^{1/2}$$

де a - центр кластера, що відповідає області кольоровості зображення певного класу об'єктів в колірному просторі RGB, а z - колір розглянутого пікселя зображення.

Універсального, підходу до вирішення завдання сегментації немає. Існує безліч алгоритмів сегментації. Кожен з них призначений для роботи з певним класом зображень і вирішення конкретних завдань. Головна ідея більшої частини алгоритмів полягає в знаходженні відповідних контактів чи відмінностей в характеристиках пікселів. Характеристиками можуть бути їх взаємне розташування, яскравість, колір і текстура [4].

Список використаних джерел:

1. К.С. Смеляков, И.А. Романенко, И.В. Рубан, Н.И. Кириллова, О.В. Шитова “Методы сегментации изображений объектов нерегулярного вида, особенности их применения и перспективы развития” – ISSN 2073-7378, 2010.
2. David A. Forsyth, Jean Ponce Computer Vision: A Modern Approach – ISBN 13: 9780130851987, 2003.
3. Gonzalez R. Woods Digital Image Processing. Second Edition / R. Gonzalez, R. Woods. – Prentice Hall, 2002.
4. Старовойтов В.В. Цифровые изображения: от получения до обработки / В.В. Старовойтов, Ю.И. Голуб – ISBN 978-985-6744-80-1, 2014.

ГЛИБОКІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ЗВИКОРИСТАННЯМ БІБЛІОТЕК KERAS ТА TENSORFLOW

Норматова Т.В.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Яковлева О.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки,14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail:taninorman@gmail.com, тел. (067) 192-12-40

This work is devoted to solving the problem of image classification based on deep learning. The task was classify images into two categories using a convolutional neural network (CNN). For this research, Keras Python library with TensorFlow library was used. As a result, convolutional neural network was created which detects the presence of a cat or a dog on the input image and assigns it the certain category. In the future, this CNN can be replaced by a pre-trained neural network from Keras to improve classification accuracy.

Методи машинного навчання включали в себе перетворення вхідних даних тільки в один або два послідовних простори, зазвичай за допомогою простих перетворень, таких як нелінійна проекція в простір більш високої розмірності (метод опорних векторів) або дерева рішень. Однак точні уявлення, необхідні для вирішення складних завдань, зазвичай не можна отримати такими способами.

Глибоке навчання, навпаки, повністю автоматизує цей крок: із застосуванням методів глибокого навчання всі ознаки отримуються за один прохід, без необхідності конструювати їх вручну. На відміну від багатьох попередніх підходів, моделі глибокого навчання можуть навчатися на додаткових даних без повного перезапуску, що робить їх придатними для безперервного і тривалого навчання. Крім того, моделі глибокого навчання, гарним прикладом яких є згорткові нейронні мережі, можна перенацілювати і, відповідно використовувати багаторазово. Наприклад, модель, навчену класифікації зображень, можна включити в конвеєр обробки відео[1].

Найбільш популярною зв'язкою для реалізації глибокого навчання є зв'язка бібліотеки Keras і TensorFlow як внутрішнього механізму. Keras – це бібліотека рівня моделі, де на мові Python будуються високорівневі “будівельні” блоки для конструювання моделей глибокого навчання. Вона не реалізує низькорівневі операції, такі як маніпуляції з тензорами і диференціювання. Для цього використовується спеціалізована і оптимізована бібліотека підтримки тензорів TensorFlow.

Для дослідження була поставлена задача: реалізувати класифікацію зображень хатніх тварин на два класи – коти та собаки. У якості вхідних зображень були використані зображення зі змагання Kaggle [2].

Для вирішення задачі використовуються бібліотека Keras та TensorFlow.

Етапи роботи:

1. Підготовка зображень для класифікації: розбиваємо їх на три каталоги: дані для навчання, перевірки та тестування.

2. Створюємо згорткову нейронну мережу, яка включає у себе 10 шарів: 3 шари згортки та 3 шари підвиборки, 1 шар перетворень, 1 повнозв'язний шар, 1 Dropout шар і 1 вихідний шар.

3. Компілюємо мережу, у якості функції помилки використовуємо `loss= "binary_crossentropy"` (binary, бо у нас усього два класи).

4. Створюємо генератор зображень, використовуючи метод `ImageDataGenerator()` з бібліотеки Keras. Для кожного каталогу з зображеннями створюємо власний генератор за допомогою методу `flow_from_directory()`.

5. Навчаємо мережу з використанням генераторів, треба використати метод `fit_generator()`.

6. Оцінюємо якість роботи мережі за допомогою генератору.

7. При необхідності донавчаємо мережу.

Недоліками такого підходу є великий обсяг часу, необхідний для навчання мережі. У нашому випадку мережа навчалася 30 хвилин. Надалі планується підвищити якість класифікації за рахунок використання нейронних мереж, вже заздалегідь навчених на великому наборі даних. В бібліотеці KERAS містяться такі нейронні мережі, наприклад, VGG16, VGG19, Inception-v3, Xception, які вже були навчені на існуючих великих відкритих колекціях зображень [3].

Навчені мережі фреймворку KERAS можна довчати на власних зображеннях, що потребує значно менше часу, ніж навчати нейронну мережу з самого початку, та може підвищити якість класифікації об'єктів.

Список використаних джерел:

1. Шолле, Франсуа. Глибоке обучение на Python [Текст] / Фр. Шолле, Дж. Дж. Аллер : пер. с англ. А. Киселев – СПб.: Питер, 2016. – 400с.

2. Kaggle. Dogs vs. Cats. Create an algorithm to distinguish dogs from cats [Електронний ресурс]. – 2018. Режим доступу: <https://www.kaggle.com/c/dogs-vs-cats>, вільний. – Заголовок з екрану.

3. Норматова, Т.В. Огляд навчених нейронних мереж фреймворку Keras для вирішення задач розпізнавання зображень: [Електронний ресурс] / Т.В. Норматова, О.В. Яковлева // Матеріали X-ої Ювілейної Міжнародної науково-практичної конференції «Free and Open Source Software», Харків, 20-22 листопада 2018 р. – Харків: ХНУБА, 2018. – С. 44. Режим доступу: <http://foss.kn-it.info/uploads/foss-2018-theses.pdf>, вільний. – Заголовок з екрану.

КЛАСИФІКАЦІЯ ОБ'ЄКТІВ НА ЗОБРАЖЕННЯХ С ВИКОРИСТАННЯМ БІБЛІОТЕКИ TENSORFLOW

Новічонок М.С.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Яковлева О.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки

(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)

e-mail: mariia.novichonok@nure.ua

The given work is devoted to object classification on the images using the neural network. The proposed application can tag objects on the uploaded images by TensorFlow framework model, which was trained on the Coco Dataset. The dataset includes thousands of images with different objects which were labeled by people. Nodes of the model represent an image processing functions, while the graph edges represent the multidimensional data arrays (tensors) communicated between them. As a result, we have got tagged objects with the percent of the probability of the correct tagging.

Дана робота присвячена розробці додатку з використанням бібліотеки TensorFlow для тегування (класифікації) об'єктів на зображенні за допомогою нейронної мережі. До широко розповсюджених методів машинного навчання для розпізнавання об'єктів відносять такі методи як дерево прийняття рішень, алгоритм Віолі-Джонса, метод опорних векторів та алгоритми глибокого навчання. При розробці додатку був обраний останній метод для навчання нейронної мережі, оскільки з обраною задачею тегування, нейронні мережі, що були навчені за допомогою глибокого навчання, класифікують об'єкти краще, ніж нейронні мережі, навчені на основі вище перелічених методів.

Для вирішення поставленої задачі використовувалася бібліотека TensorFlow. Робота з TensorFlow базується на побудові графа обчислень (або графа руху даних), вершинами якого є певні математичні операції, які слід виконати над даними, що будуть передані у цей граф. Безперечними перевагами даної бібліотеки є велика кількість літератури та статей, які демонструють роботу з TensorFlow при вирішуванні різноманітних задач, та візуалізація побудованого графу, що значно полегшує розуміння логіки обчислень, що були закладені у граф.

TensorFlow підтримує мову програмування Python, на якій був написаний додаток. Розробники TensorFlow пропонують близько 30 різних навчених моделей з різним часом обробки масиву даних та її якістю. Слід зазначити, що даний фреймворк має в собі не тільки функціонал для глибокого навчання мереж, а і інші методи машинного навчання. Для розробки була обрана модель, що вже навчена на основі набору даних Coco (Common Objects in Context) TensorFlow Detection Model Zoo [1]. Вона являє собою граф з зафіксованими значеннями вагів нейронної мережі. Також існують моделі TensorFlow, що навчені на датасетах Kitti та

INaturalistSpeciesDetection.

MicrosoftCoco – це датасет, що налічує близько 300 тисяч зображень, які все класифіковані за ознаками за 81 категорією(рис.1). Кожне зображення містить не менше 5 тегів [2], що у двічі менше у порівнянні з широко затребуваним датасетомImageNet[3]. Також слід зазначити, що кожен об'єкт на зображеннях у наборі данихCocoбуло повністю попиксельно виділено. Отже, даний датасет не тільки є дуже зручним для класифікації об'єктів, а і для їх детектування.

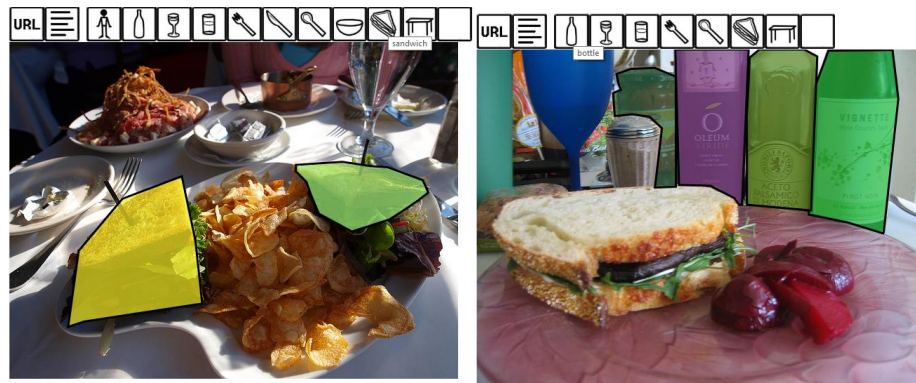


Рисунок 1 – Приклади зображень датасетуCoco

Результатом роботи додатку є отримання назв знайдених на завантаженому зображенні предметів або живих істот та значення ймовірності у відсотках, з якою можна сказати, що об'єкт було визначено вірно. Робота додатку була перевірена на зображеннях з різною кількістю об'єктів і освітленістю. Нажаль, на темних фотографіях об'єкти були знайдені не всі, або були невірно класифіковані.

У подальших дослідженнях планується розширювати дану роботу у двох напрямках. По-перше, додати можливість знаходити об'єкти у відеопотоці за допомогою веб-камери (для реалізації даного функціоналу буде додатково підключена бібліотека OpenCV). По-друге, навчити мережу на основі знайдених об'єктів визначати сцену.

Список використаних джерел:

1. TensorFlowDetectionModelZoo [Електронний ресурс]. – 2019. – Режим доступу: https://github.com/tensorflow/models/blob/master/research/object_detection/g3doc/detection_model_zoo.md – Заголовок з екрану.

2. COCODataset [Електронний ресурс]. – 2019. – Режим доступу: <http://cocodataset.org/#home>, вільний. – Заголовок з екрану.

3. Новіченок, М.С. Використання бібліотеки зображень ImageNet у навчанні нейронних мереж: [Електронний ресурс] / М.С. Новіченок, О.В. Яковлева // Матеріали X-ої Ювілейної Міжнародної науково-практичної конференції «FreeandOpenSourceSoftware», Харків, 20-22 листопада 2018 р. – Харків: ХНУБА, 2018. – С. 43. Режим доступу: <http://foss.kn-it.info/uploads/foss-2018-theses.pdf>, вільний. – Заголовок з екрану.

ОБНАРУЖЕНИЕ ТЕКСТА НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ С НЕОДНОРОДНЫМ ФОНОМ С ПОМОЩЬЮ АЛГОРИТМА STROKE WIDTH TRANSFORM

Сергеев Я. С.

Научный руководитель – д.т.н., проф. Машталир С.В.

Харковский национальный университет радиоэлектроники
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Информатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: yaroslav.serhieiev@nure.ua

This paper proposes a solution to the text characters detection and symbols extraction problem in images with a non-uniform background using the SWT algorithm. This method allows to recognize and select characters with an accuracy of 85%, regardless of size, font family and language.

В настоящее время очень актуальной является проблема автоматизации распознавания текста. Данная задача решается в оцифровке уже имеющихся печатных текстов, тем самым сохраняя много времени, например, или для перевода текста на изображениях с неоднородным фоном (рекламные афиши, плакаты и т.д.), делая взаимодействие человека с внешним миром проще.

Задача распознавания текста на изображениях с неоднородным фоном состоит из нескольких этапов. На первом этапе на изображении необходимо выделить текстовые области. В данной работе анализ текстовых областей основывается на такой характеристике как толщина штриха символа [1, 2]. Она основана на предположении, что в пределах одной текстовой области (надпись, строка, слово) толщина штриха символа и соотношение высоты/ширины символа неизменно. Метод состоит из следующих этапов: предварительная обработка изображения, SWT-преобразование, фильтрация и объединение компонент. Предварительная обработка изображения происходит следующим образом: исходное изображение преобразовывается в оттенки серого, далее полученное изображение сглаживается фильтром Гаусса апертурой 3×3 либо 5×5 . После сглаживания к полученному изображению применяется детектор границ Канни. SWT-преобразование изображения реализуется по следующему алгоритму. Шаг 1. Выбирается пиксель контурного изображения. Его координаты сохраняются в памяти как P1. В зарезервированном изображении с размытым контуром находится пиксель, соответствующий этим координатам, его окрестности проверяются на наибольшую (если текст светлее фона) либо наименьшую (в противном случае) интенсивность. Координаты этого пикселя также сохраняются в память (как P2). Шаг 2. Проводится луч из пикселя с координатами P1 в направлении пикселя с координатами P2. Если построенный луч пересекает любой необработанный пиксель контура, либо достигает

границы изображения он заполняется пикселями определенной интенсивности, рассчитываемой исходя из длины получившегося отрезка. Шаг 3. Повторяются шаги 1...2 до тех пор, пока каждый пиксель не размытого контурного изображения не будет принадлежать какому-либо построенному лучу. В результате данного этапа обработки получаем так называемое SWT-изображение. При этом текстовые области явно отличаются от любых других областей, что можно увидеть ниже, на рис. 1



Рис 1. Построение SWT-изображения: а - исходное изображение, б - инвертированное контурное изображение, в - SWT-изображение.

Фильтрация полученного SWT-изображения включает в себя проверку контуров на наличие общих точек. Для выделенных символов проверяется пропорция отношения его высоты к ширине, и, если это значение превышает 1.5, то символ исключается из дальнейшего процесса обработки. В конечном итоге получаем объединенные в компоненты символы, готовые к последующему процессу классификации либо распознавания. При этом фон с изображения удаляется, остается только массив текстовых областей. Тестирование показало, что количество обнаруженных и впоследствии выделенных символов находится в диапазоне 75-90% от общего количества символов, однако результат сильно зависит от качества исходного изображения, так как при сильной зашумленности исходного изображения сглаживающий фильтр может размыть контуры символов, сделав их непригодными для дальнейшего распознавания.

Таким образом, предложенный метод позволяет обнаружить и выделить в среднем 85 % символов на изображениях независимо от языка и размера шрифта. Это позволяет использовать его в самых разнообразных областях, тем самым доказывая его эффективность в системах автоматического распознавания текста.

Список використаних джерел:

1. Cong, Y. Detecting Texts of Arbitrary Orientations in Natural Images [Electronic resource]. / [Y. Cong, B. Xiang, L. Wenyu and others]. — Lab of Neuro Imaging and Department of Computer Science, UCLA 2012.
2. Epshtein, B. Detecting Text in Natural Scenes with Stroke Width Transform [Electronic resource] / B. Epshtein, E. Ofek, Y. Wexler. — Microsoft Corporation, 2009.

ВИКОРИСТАННЯ PAD МОДЕЛІ В АНАЛІЗІ ЗОБРАЖЕНЬ З МЕТОЮ ВИЯВЛЕННЯ ЕМОЦІЙНОГО ЗАБАРВЛЕННЯ

Тарапата Д.Р.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Машталір С.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: daryna.tarapata@nure.ua

The given work is devoted to the development of a software tool to identify the emotional background of the image. The approach to determining the emotional background was described using the PAD model. The PAD emotional state model is a psychological model developed by Albert Mehrabian and James A. Russell (1974 and after) to describe and measure emotional states. PAD uses three numerical dimensions, Pleasure, Arousal and Dominance to represent all emotions. Its initial use was in a theory of environmental psychology, the core idea being that physical environments influence people through their emotional impact.

Дана робота присвячена розробці програмного засобу, який визначає емоційний фон зображення за допомогою використання PAD моделі. Тема є актуальною у зв'язку з тим, що інтерес до систем визначення емоцій постійно зростає. Даний напрямок може зацікавити спеціалістів в області реклами, психологів та дослідників в області людських емоцій. Крім того, в разі можливості перевести виявлення емоційного забарвлення окремого зображення в кількісну площину (оцінити за допомогою якогось критерію), це може дозволити розбити множину зображень (базу даних) на класи еквівалентності. Це може бути використано в задачах контекстного аналізу зображень, як процедура кластеризації, яка направлена на скорочення можливих операцій порівнянь при контекстному пошуку в базах мультимедіа інформації.

Одним з напрямків для виявлення емоційного забарвлення зображення є використання PAD моделі, що дозволяє виділити палітру кольорів зображення та проаналізувати її.

Для того, щоб співвіднести колір та емоцію розглянемо так звану PAD модель, яка була запропонована Альбертом Мехрабіаном та Джеймсом Расселом [1], у якості кількісного показника емоцій та кольору.

PAD модель представляє собою три показники P (Pleasure), A (Arousal) та D (Dominance). Усі показники можуть приймати як додатне, так і від'ємне значення. Кожне з них у свою чергу відповідає якомусь з емоціональних станів, таких як насолода, збудження та домінування [2].

У PAD емоція розглядається, як простір, описаний трьома вимірами: задоволення/незадоволення, збудження/не збудження, домінування/покірність.

Шкала задоволення-невдоволення оцінює, наскільки щось відчувається приємним чи неприємним. Наприклад, гнів і страх – це неприємні емоції, тож, за шкалою задоволення-невдоволення, вони будуть мати від'ємне значення. У цей час, емоція радості – приємна і буде мати додатне значення.

Шкала збудження-не збудження вимірює, наскільки сильно людина напружена. Наведемо приклад: такі негативні емоції, як горе і депресія матимуть низький рівень збудження. Тоді, як гнів та лють, які також є неприємними, матимуть вищу інтенсивність або стан вищої збудливості.

Шкала домінування-поступливості являє вказує на те, чи домінує емоція над іншими. Наприклад, страх і гнів – неприємні емоції, але гнів є домінуючим, тоді як страх – це покірна емоція.

Для того, щоб створити співвідношення між кольором та емоцією вченими було проведено серію тестувань, у яких приймали участь люди різної статі та вікової категорії. Кожному з учасників пропонувалося подивитися на серію карток, які були заповнені різними кольорами. Після цього учасник експерименту заповнював складений опитувальник щодо своїх емоційних відгуків на дані кольори. В якості параметра кольору використовувалася довжина хвилі, після цього значення піддавалися лінійної регресії і отримані значення переносилися на графік.

Крім довжини хвилі дослідники вивчали і інші показники кольору і його впливу на емоційні стимули людини. Наприклад, вдалося встановити, що яскравість впливає на показники впливу та спонукання. Було зроблено висновок, що чим меншою є яскравість, тим більше вплив такого кольору на людину.

Отже, емоційне забарвлення зображення найпростіше визначати за статичним малюнком. Колір – це перше, що людський мозок засвоює з зображення. Також, колір безпосередньо впливає на підсвідомість людини. Запропонований підхід визначення емоційного фону зображення за допомогою PAD моделі дозволяє виявити як конкретний колір впливає на емоційний стан людини та зробити висновки щодо загального емоційного фону зображення.

Список використаних джерел:

1. Mehrabian, A. An approach to environmental psychology [Electronic resource]. / [A. Mehrabian, J. A. Russell]. — Cambridge, The Mit Press 1974.
2. Mehrabian, A. Nonverbal Communication [Electronic resource]. / [A. Mehrabian]. — New York, Routledge 1970.

ЗАСТОСУВАННЯ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ В ЗАДАЧАХ НОРМАЛІЗАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

Пригодій А.І.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Кобилін О.А.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: anna.pryhodii@nure.ua

The development of image processing techniques leads to the emergence of all new approaches to solving segmentation problems. For example, the problem of separation of adjoining objects in the image is still relevant. Among data mining tasks, clustering tasks occupy a special place. It should be noted that when solving clustering problems, the most popular algorithms are based on optimal partitioning of a set of data into clusters. Such algorithms are aimed at grouping data into clusters so that the objective function of the partitioning algorithm reaches an extremum (minimum). In this regard, it is possible to distinguish the C-means algorithm.

Кластеризація (або кластерний аналіз) – це задача розбиття множини об'єктів на групи, які називаються кластерами. У кожній групі повинні бути «схожі» об'єкти, а об'єкти різних груп повинні бути максимально різними. Основною особливістю кластеризації є те, що перелік груп чітко не заданий і формується у ході роботи алгоритму. Застосування кластерного аналізу зводиться до наступних етапів:

1. Відбір вибірки об'єктів для кластеризації.
2. Виявлення множини змінних, за якими будуть оцінюватися об'єкти у вибірці. При необхідності-нормалізація значень змінних.
3. Обчислення значень міри збіжності між об'єктами.
4. Застосування методу кластерного аналізу для створення груп схожих об'єктів (кластерів).
5. Отримання результатів аналізу.

Після отримання і аналізу результату можливе коректування метрики і методу кластеризації для отримання оптимального результату.

Для визначення «схожості» об'єктів потрібно створити вектор характеристик для кожного об'єкта – зазвичай, це набір числових значень. Після цього можна виконати нормалізацію для того, щоб всі компоненти давали однаковий внесок при розрахунку «відстані». В процесі нормалізації усі об'єкти приводяться до деякого діапазону, наприклад [-1,-1] або [0,1]. Вимірюється «відстань» між об'єктами-ступінь схожості:

1. Евклідова відстань:

$$\rho(x, x') = \sqrt{\sum_i^n (x_i - x'_i)^2}.$$

2. Квадрат евклідової відстані:

$$\rho(x, x') = \sum_i^n (x_i - x'_i)^2.$$

3. Відстань міських кварталів:

$$\rho(x, x') = \sum_i^n |x_i - x'_i|.$$

4. Відстань Чебишева:

$$\rho(x, x') = \max(|x_i - x'_i|).$$

5. Ступенева відстань:

$$\rho(x, x') = \sqrt[p]{\sum_i^n (x_i - x'_i)^p},$$

Вибір метрики повністю залежить від дослідника, оскільки результати кластеризації можуть суттєво відрізнятись при застосуванні різних метрик.

Найбільш популярним алгоритмом нечіткої кластеризації є алгоритм с-середніх (с-means). Він є модифікацією алгоритму k-середніх. Робота алгоритму:

1. Обрати початкове нечітке розбиття n об'єктів на k кластерів шляхом вибору матриці належності U розміром $n \times k$.
2. Використовуючи матрицю U , - знайти значення критерію нечіткої похибки:

$$E^2(X, U) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K U_{ik} \|x_i^{(k)} - c_k\|^2, \quad c_k = \sum_{i=1}^N U_{ik} x_i.$$

3. Перегрупувати об'єкти з метою зменшення значення критерію нечіткої похибки.
4. Повертатися до п.2 допоки зміни матриці U не стануть незначними.

Після того, як зображення розбиті на кластери відповідно до груп перетворень є можливість обирати відповідні нормалізатори для нормалізації цих зображень.

Список використаних джерел:

1. Воронцов К. В. Лекции по алгоритмам кластеризации и многомерного шкалирования //М.: МГУ. – 2007.
2. Jain A. K., Murty M. N., Flynn P. J. Data clustering: a review //ACM computing surveys (CSUR). – 1999. – Т. 31. – №. 3. – С. 264-323.
3. Котов А., Красильников Н. Кластеризация данных //Котов А., Красильников. – 2006. – №. 2006.
4. Мандель И. Д. Кластерный анализ //М.: Финансы и статистика. – 1988. – Т. 176.

МЕТОД ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПРОДАЖ И ОЦЕНКИ СПРОСА ТОВАРОВ ПРИ ПОМОЩИ АППАРАТА ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

Грабовская Е.С.

Научный руководитель – д.т.н, проф. Машталир С.В.

Харьковский национальный университет радиоэлектроники

(61166, Харьков, пр. Науки, 14, каф. Информатики, тел. (057) 702-14-19)

email: katernyna.hrabovska@nure.ua

This work is dedicated to creating a customer relationship management application and based on application's data build a time series forecast to predict sales and demand for certain products. This CRM application will help to maintain contact with clients, log calls, keep a record of deals and have access to customer's data, that is shared by customer, to offer better options for each client. To help the manufacturer to exclude irrelevant products and have an insight into forecasted sales based on existing data of sales, the application will also provide a time series long-term and short-term forecasts.

Сегодня сложно представить бухгалтерский, складской, управленческий или финансовый учет, без применения специального программного обеспечения. Однако учет и анализ взаимоотношений с клиентами часто ведётся без использования программных средств. Такие задачи решает внедрение автоматизации и стандартизации управления отношений с клиентами, т.е. CRM-система. CRM – это система управления информацией о клиентах (customer relationship management). В широком смысле, CRM – это технология или стратегия, разработанная для того, чтобы помочь предприятиям улучшить отношения с клиентами. На рынке CRM чаще всего относится к конкретным инструментам, обычно веб-приложениям или программному обеспечению.

Правильный прогноз на основе CRM позволит исключить из производства товары, которые не пользуются спросом и также скорректировать политику продаж. Использование временных рядов позволит собрать информацию CRM системы и построить на её основе прогнозы.

Временной ряд – это последовательность значений, описывающих протекающий во времени процесс, измеренных в последовательные моменты времени, обычно через равные промежутки. Данные упорядочиваются относительно неслучайных моментов времени, и содержат в себе дополнительную информацию, которую можно извлечь.

Для анализа временных рядов я буду использовать две модели – модель ARIMA и модель Хольта-Винтерса.

Модель ARIMA (autoregressive integrated moving average) – один из самых распространенных методов для анализа и прогнозирования временных рядов. Эта модель использует в качестве основных параметров (p,d,q) , которые выражаются целыми неотрицательными числами.

- p – порядок авторегрессии (AR), который позволяет включить прошлые значения в текущую модель
- d – порядок интегрирования. Включает в модель разности временных рядов (количество прошлых временных точек, которые необходимо вычесть из текущего значения).
- q – порядок скользящего среднего (MA). Позволяет установить погрешность модели как линейную комбинацию ошибок, которые наблюдались ранее.

Построение модели ARIMA происходит в несколько этапов:

- Происходит идентификация модели – ряд тестируется на стационарность с целью определения степени его интеграции.
- Строят выборочные автокорреляционные и частные автокорреляционные функции. С помощью них формулируются гипотезы о возможных порядках авторегрессии (p) и скользящего среднего (q).
- Для каждой из выбранных в соответствии с выдвинутыми гипотезами моделей производится оценка параметров и вычисление остатков.

Далее производится проверка на адекватность всех построенных моделей, и по результатам этой проверки выбирается самая простая модель – модель, имеющая наименьшее количество параметров.

Модель Хольта-Винтерса – метод тройного экспоненциального сглаживания. В качестве модели временного ряда используется его представление в виде комбинации линейного тренда с сезонной составляющей, наложенной мультипликативно. Данная модель учитывает экспоненциальный тренд и сезонность.

Для построения модели Хольта-Винтерса необходимо выполнить следующие шаги:

- рассчитать экспоненциально сглаженный ряд;
- определить значение тренда;
- оценить сезонность.

Кроме того, необходимо оценить точность прогноза. Для этого выполняются следующие шаги:

- рассчитываются значения прогнозной модели;
- рассчитываются ошибки модели;
- путем определения отклонения ошибки модели от прогнозной модели рассчитывается точность прогноза.

Безусловно, уже имеются программные решения данной проблемы, однако, существует необходимость разработки решения, которое, помимо отображения статистических данных в графическом виде, будет позволять удобно строить прогноз на основе временных рядов, без использования сторонних приложений или загрузки обрабатываемых данных в сторонние сервисы.

GEN-Z СУЧАСНИЙ ПРОТОКОЛ ШВИДКІСНОГО ОБМІНУ ДАНИМИ МІЖ ЕЛЕКТРОННИМИ КОМПОНЕНТАМИ

Шашков В.Е.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Гороховатський В.О.
Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: volodymyr.shashkov@nure.ua

This paper is devoted to overview of the main features and advantages of GenZ technology, discussing industry problems that caused by continuously growing data generation rates. This study describes the architectural opportunities that GenZ gives to hardware manufacturers providing memory-semantic protocol that is not limited by the memory controller of a CPU.

Прогрес в сфері обробки даних досяг межі, коли потужності обчислювальних систем випередили можливості технологій передачі продуктів обчислювання (Рис. 1). В 2019 році тільки починають з'являтися пристрої, що підтримують версію специфікації PCI Express 4.0, яка забезпечує швидкість з'єднання 32 ГТ/с на ланку. Проте, цього все ще замало. GenZ представляє нову архітектуру обміну даними. Технологія розроблена консорціумом, що складається з більш ніж 50 компаній, які запропонували новий стандарт в індустрії передачі даних. Переваги, що дає нова технологія мають дати прискорення інноваціям в науках, орієнтованих на обробку даних великого розміру.

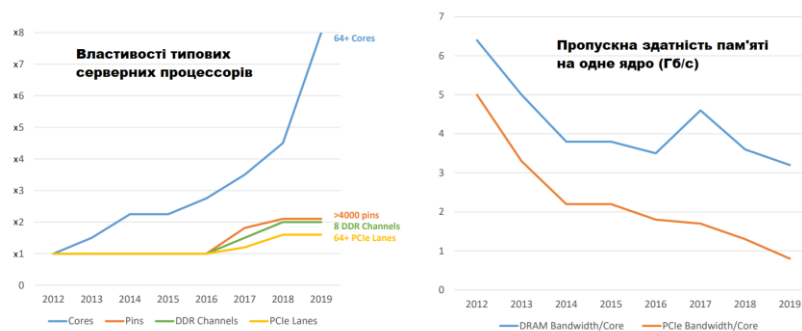


Рис. 1 Співвідношення обчислювальних можливостей процесора до перепускної здатності пам'яті

GenZ – це технологія, що дозволяє виконувати memory-semantic запити між пристроями, об'єднаними в систему. Принцип memory-semantic полягає в представленні всіх повідомлень у виді запитів на читання чи запис блоків пам'яті. Протокол відкриває нові можливості масштабування систем, дозволяючи утворювати різноманітні топології. Дозволяє досягнути великої (100+ Гб/с) перепускної здатності. Здатен працювати поверх існуючих шин передачі даних. Має ефективну архітектуру з мінімальними додатковими витратами при обміні повідомленнями. Не створює навантаження на центральний процесор.

Пристрої обмінюються повідомленнями за спеціальним пакетним протоколом. Пакети передаються через послідовні ланки, якими об'єднані компоненти. GenZ протокол використовує memory-semantic повідомлення для обміну даними, які розташовуються в пам'яті різних компонентів з мінімальними витратами ресурсів. Наприклад, GenZ підтримує зчитування та запис буферу даних розміром 2^{32} байт між компонентами без втручання центрального процесора. Memory-semantic повідомлення прості та ефективні, що є важливим критерієм для розробки оптимальних та енергоефективних компонентів. Кожен компонент в системі може адресувати 2^{64} байт пам'яті. Система може масштабуватися на підсистеми від 2 до 4096 компонентів. Теоретично, підтримується до 2^{76} байт пам'яті для кожної підсистеми та до 2^{16} підсистем.

Системи можна формувати в різні топології, такі як, точка-точка, шина, та довільні топології, утворені за допомогою перемичок. Кожне з'єднання може включати 1-256 ланок, що дозволяє досягати перепускної здатності більше ніж 100 Гб/с. Конфігурація ланок може бути як симетричною так і асиметричною, наприклад, для компонента, орієнтованого на зчитування, можна задати співвідношення 1:3, де одна ланка відповідає за прийом пакетів, а 3 – за передачу.

GenZ підтримує абстракцію фізичного рівня, що дозволяє протоколу працювати, якщо потрібно, окрім власного, через фізичний рівень PCI Express або IEEE 802.3, таким чином діють обмеження по швидкості конкретного рівня, наприклад, якщо GenZ працює через PCI Express 4.0 шину, швидкість передачі буде обмежена 32 ГТ/с, але інші властивості втрачені не будуть.

Маючи на увазі переваги нової архітектури комунікацій між компонентами, можна зробити висновок, що GenZ буде мати попит в сферах, в яких вирішальну роль грає швидкість обміну даними, а саме, у хмарних технологіях, дослідженнях штучного інтелекту, BigData, тощо. Подальшим розвитком може стати також вихід на ринок мобільних пристроїв та персональних комп'ютерів.

Список використаних джерел:

1. <https://genzconsortium.org>
2. <https://en.wikipedia.org/wiki/Gen-Z>
3. <http://www.techrepublic.com/article/new-pci-express-4-0-delay-may-empower-next-gen-alternatives/>

РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ З ПОПЕРЕДНЬОЮ НОРМАЛІЗАЦІЄЮ ГЕОМЕТРИЧНИХ ПЕРЕТВОРЕНЬ НА БАЗІ АНАЛІЗУ ХАРАКТЕРНИХ ТОЧОК

Левченко К.Г.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Яковлева О.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: kateryna.levchenko@nure.ua, тел. +38 (097) 765-61-03

The given work is devoted to solution of image recognition problem. Special attention is paid to the methods based on the analysis of characteristic points, which are determined by calculating descriptors. In the work, characteristic points are proposed to be used for the normalization of geometric transformations, which distinguish an input image from a template. To research this approach, the series of experiments was conducted: a matrix of geometric transformation, based on the analysis of SURF descriptors, was found and normalization was made. The research, carried out in this paper, has shown the feasibility of using characteristic points for the normalization of geometric transformations.

Робота присвячена вирішенню задачі розпізнавання зображень. Для розв'язання цієї задачі використовується багато різноманітних підходів, але кожний з них зустрічається з перешкодами, які відрізняють вхідне зображення від еталонного. Це можуть бути геометричні перетворення (масштаб, зсув, проекція, кут огляду), коливання у освітленні та фоні, локальні перешкоди та інше.

Особова увага в даній роботі приділена методам на основі аналізу характерних точок. В таких методах характерні точки зображення визначаються за допомогою обчислень дескрипторів. На сьогодні існують велика кількість дескрипторів, наприклад, SURF, SIFT, BRIEF та ін., які відрізняються типом представлення ключової точки у векторі бінарному або числовому, інваріантністю до геометричних перетворень, швидкістю обчислення. В роботі використовувався дескриптор SURF. Після обчислення дескрипторів визначаються відповідні пари точок на вхідному зображенні та еталонному зображенні із колекції і відкидаються хибні пари. Для цього існують різні підходи, один з них RANCAS, який знаходить параметри геометричного перетворення між характерними точками зображень, а саме найкращу матрицю трансформації H , для якої досягається мінімум відхилення усіх характерних точок при цьому перетворенні.

В роботі пропонується використовувати знайдену методом RANCAS матрицю H для нормалізації геометричного перетворення, що відрізняє ці зображення, а вже нормалізоване вхідне зображення розпізнавати шляхом порівняння з еталонним на основі обчислення міри подібності.

Були проведені експерименти щодо нормалізації зображень двох типів: штучних та оригінальних. Для отримання штучного зображення над

еталоном виконувалося геометричне перетворення H_0 – симетричний зсув на 300 пікселей. Далі методом RANCAS отримувалася матриця гомографії F та проводилась нормалізація із зворотним перетворенням H^{-1} . Приклади експериментів наведені на рисунках 1,2.

Для проведення досліджень було використано мову Java та відкриту бібліотеку OpenCV.

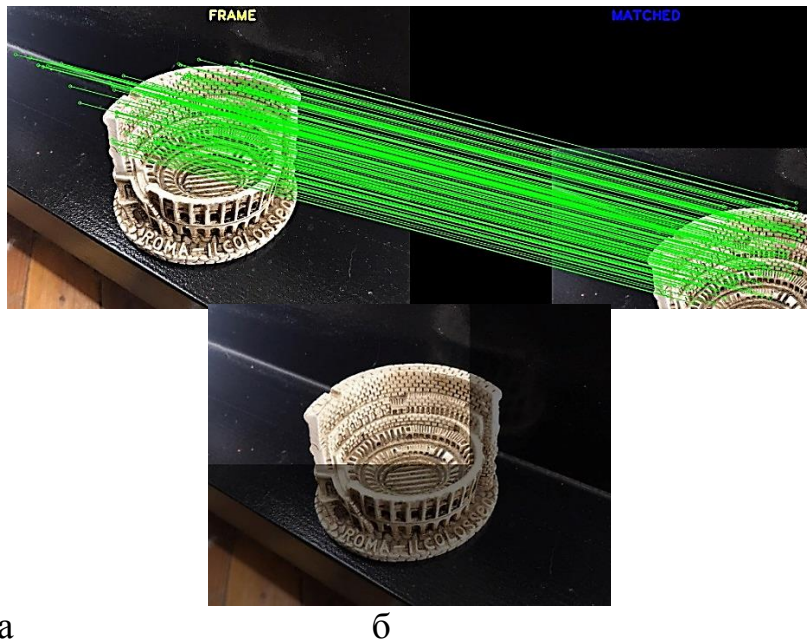


Рисунок 1 – Приклад експерименту із штучним зображенням:
 а) еталонне; б) вхідне штучне зображення; в) накладання еталонного зображення на вхідне нормалізоване, що отримано на основі матриці



Рисунок 2 – Приклад експерименту із оригінальним зображенням:
 а) еталонне; б) вхідне оригінальне зображення; в) нормалізоване зображення

Результати експериментів показали, що в реальних умовах значний вплив на результат нормалізації мають спотворення інших типів, які відрізняють вхідне зображення та еталон (зміна яскравості, локальні заступи та інше). Дане питання потребує подальшого дослідження в майбутньому. Таким чином, проведені у роботі дослідження показали доцільність використання характерних точок для нормалізації геометричних перетворень.

РОЗПІЗНАВАННЯ КОНТУРІВ ОБ'ЄКТІВ НА ЗОБРАЖЕННЯХ

Каплій А.В.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Гороховатський В.О.

Харківський національний університет радіоелектроніки

(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)

e-mail: andrii.kaplii@nure.ua

The boundary detector algorithm is not limited to calculating the gradient of a smoothed image. Only the maximum gradient points of the image are left in the border; the remaining points near the border are deleted. It also uses information about the direction of the border in order to remove points near the border and not to break the border itself near the local maxima of the gradient. On the one hand, the inclusion of noise cancellation in the Kenny algorithm increases the stability of the results, and on the other, increases computational costs and leads to distortion and even loss of details of the boundaries.

Розпізнавання контурів об'єкту потрібні для переходу від роботи із зображенням до об'єктів на цьому зображенні [1,2]. Коли об'єкт достатньо складний, то у більшості випадків єдиним способом роботи з ним є виділення контурів. Також виділення контурів скорочує об'єм даних, відсіює усю непотрібну інформацію, зберігаючи найважливіші структурні властивості зображення.

Алгоритм Кенні є найбільш відомим та оптимальним детектором краю. Для таких алгоритмів існує ряд обов'язкових вимог:

1. Існуючі границі не мають бути пропущені, також не має бути хибних розпізнань меж.

2. Гарна локалізованість крайових точок. Відстань між крайовими точками і фактичними точками межі повинна бути мінімальною.

3. Одне виявлення для однієї межі. Ця вимога була додана тому, що попередні не могли виключати повторного виявлення тих самих меж.

Перед виділенням контурів потрібно підготувати зображення. Для цього слід провести розмиття зображення та видалення шуму. Оператор Кенні використовує для цього розмивання Гауса з $\sigma = 1.4$:

$$\mathbf{B} = \frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} * \mathbf{A}.$$

Маска згортання менша, ніж зображення, тому вона рухається над зображенням, маніпулюючи квадратом пікселів за один раз. Чим ширша маска Гауса, тим менша чутливість детектора до шуму.

Оператор виконує 2-D просторовий вимір градієнта в зображенні. Тоді наближені градієнти абсолютних величин в кожній точці може бути

знайдено. Оператор використовує пару 3x3 масок згортки: оцінки градієнта в напрямку x (стовпці) і оцінки градієнта в Y-напрямку (рядків).

Всякий раз, коли градієнт в напрямку x дорівнює нулю, напрямком краю має дорівнювати 90 градусам або 0 градусів, в залежності від того, чому дорівнює значення градієнта в напрямку осі Y. Якщо G_Y має нульове значення, напрям краю буде дорівнює 0 градусів. В іншому випадку напрямок краю дорівнюватиме 90 градусів.

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

$$\Theta = \arctg\left(\frac{G_y}{G_x}\right).$$

Гістерезис використовується як засіб усунення смуг. Смуга - це розбиття контуру краю, викликане оператором вихідного колювання вище і нижче порогового рівня. В рівній мірі він буде також поширюватися вище порога прийняття краю, схожого на пунктирну лінію. Щоб уникнути цього, гістерезис використовує 2 порога, високий і низький. Для початку руху вздовж краю необхідний градієнт T₂, а для закінчення - градієнт нижче T₁.

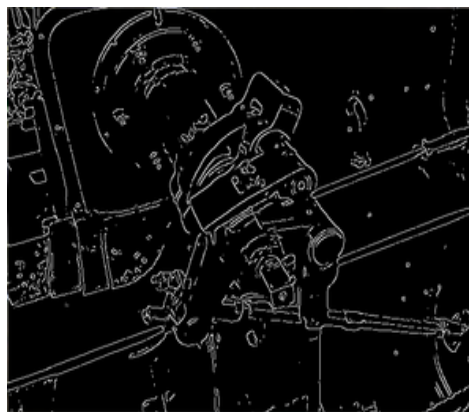
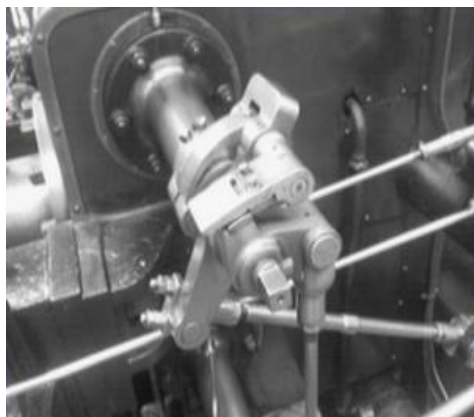


Рис. 1 Виділення границь об'єктів на зображенні

Список використаних джерел:

1. Пелевин Е.Е., Белясний С.В. Оптимальные алгоритмы выделения контуров изображения в системе технического зрения// *Juvenis scientia* 2016.
2. Canny J. A Computational Approach to Edge Detection// *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. pami-8 - No.6 November 1986.

АРХІТЕКТУРА СИСТЕМИ ВИСОКОНАВАНТАЖЕНИХ WEB-ЗАСТОСУВАНЬ

Санжаровський А.В.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Гороховатський В.О.

Харківський національний університет радіоелектроніки

(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)

e-mail: anton.sanzharovskyi@nure.ua.

У наш час є актуальною є розроблення web-застосувань, які розраховані на величезну кількість даних та користувачів. Тобто на web-застосування припадає величезне навантаження (потрібно працювати з мільйонами записів у базі даних та розраховувати систему на тисячі користувачів).

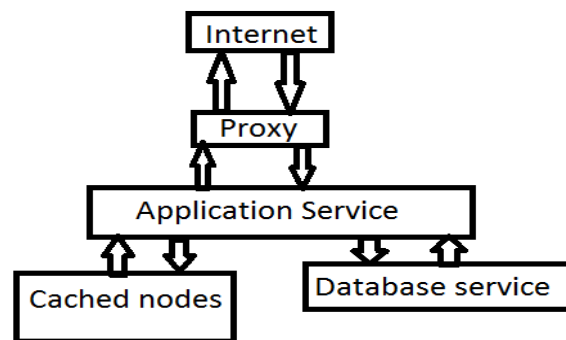


Рис.1. Типова архітектура високонавантаженого web-застосування

Рис. 1 містить архітектуру системи з основними компонентами.

Proxy – використовується для створення власних CDN або при деяких техніках кешування. Однак нечасто використовується на практиці.

Application Service – рівень додатків (серверна частина сайту). Призначений для обробки HTTP-запитів, взаємодії з кешем та БД.

Cached nodes – закешовані вузли (результати запитів до БД, які збережені в кеші). Кешування використовується для того, щоб пришвидшити HTTP - запит. Суть кешування полягає в тому, щоб не здійснювати постійні запити до БД, після першого запиту результат записується на деякий час в кеш. А при здійсненні того ж самого HTTP – запиту, замість запиту до БД ці дані дістаються із кешу, що займає в рази менше часу. Але не варто записувати в кеш дані на нескінченно довгий час, щоб не переповнювати пам'ять сервера. При оновленні або видаленні запису, який збережений у кеші, потрібно видалити відповідний запис із кешу. Найчастіше використовуються такі різновиди кешу: Memcached (на основі оперативної пам'яті сервера); кеш на основі файлової системи; БД Redis у якості кешу.

Database service – рівень баз даних. Призначений для зберігання даних та роботи з ними. (збереження, оновлення, видалення).

Обробка великих масивів даних також є затратною операцією. Це питання переважно вирішується одним із таких способів.

Оптимізація обчислень, пов'язаних з обробкою даних. Наприклад, при отриманні даних для каталогу в онлайн комерційній платформі, треба поррахувати рейтинг, кількість замовлень, щоб підкоригувати кількість доступних товарів, відформатувати дати і т.д. Використовуючи звичайні обчислення, цей процес займе багато часу. Тому для скорочення часу обчислення реалізуються процеси оброблення за спеціальними алгоритмами (наприклад швидке сортування). Також код серверної частини пишеться з урахуванням особливостей стеку технологій (наприклад, для PHP не можна робити запити в циклі, виклики функцій треба зводити до мінімуму. А для Node.JS рекомендується робити запити на вибірку та проводити схожі в циклі у зв'язку з асинхронністю, тобто паралельною роботою).

Застосування архітектури клієнт-сервер та виконання обчислень на стороні клієнта. Для цього серверна частина системи реалізується як REST-сервер (обмінюється з клієнтом даними у форматі JSON), а клієнт, як правило, є одно сторінковим додатком (Single Page Application), наприклад Angular, React, Vue JS.

Список використаних джерел:

1. PHP Highload - Блог о разработке высокопроизводительных PHP приложений. [Електронний ресурс]/ <http://www.phphighload.com/>, 2017 — Режим доступу: <http://www.phphighload.com/> - 20.02.2019 р. - Загол. с екрану.

2. Что такое highload. [Електронний ресурс]/ [https://ruhighload.com /](https://ruhighload.com/), 2017 — Режим доступу: <https://ruhighload.com/Что+такое+ highload> - 20.02.2019 р. - Загол. с екрану

3. High load system and multithreading. [Електронний ресурс]/ [https://stackoverflow.com /](https://stackoverflow.com/), 2019 — Режим доступу: <https://stackoverflow.com/questions/4651946/high-load-system-and-multithreading> - 20.02.2019 р. - Загол. с екрану

4. What is a Highload Project?. [Електронний ресурс]/ [http://allyouneedisbackend.com /](http://allyouneedisbackend.com/), 2019 — Режим доступу: <http://allyouneedisbackend.com/blog/2017/08/30/what-is-highload> - 20.02.2019 р. - Загол. с екрану

АНІМАЦІЯ ГРАФІЧНИХ ОБ'ЄКТІВ У ТЕХНОЛОГІЇ ЗАХОПЛЕННЯ РУХІВ

Павлова М. О.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Гороховатський В.О.
Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: mariia.pavlova@nure.ua

Describes the implementation options technology "motion capture" for the implementation of animation in computer graphics. This technology provides movements of physically moving objects, which is displayed in computer models. It provides the ability to accurately study the movement of a person and apply it in computer graphics.

Технологія захоплення рухів (motion capture) застосовувалася в медицині ще на початку 80-х. Використовувалися потенціометри, прикріплені до суглобів на людському тілі. Комп'ютер вимірював дані приладів і показував на екрані рухомий скелет людини. Цей винахід використовувався для наукового вивчення кінематики людського організму, а також дефектів мускулатурної системи. Пізніше технологія motion capture почала широко використовуватися в мультіплекаційних фільмах як заміна ротоскопії і кіноекранізаціях, а також в ігровій індустрії [1-3].

Для отримання анімації цим методом потрібна спеціально обладнана студія з обладнанням для захоплення руху, актор, з якого анімація буде захоплюватися і спеціальне програмне забезпечення (мал. 1) [3]. На сьогоднішній момент існує декілька систем передачі рухів.

В оптичних пасивних системах інфрачервоне світло посиляється на прикріплені датчики-світловідбивачі з встановлених на камерах високочастотних стробоскопів і, відбившись від маркерів, потрапляє назад в об'єктив камери, повідомляючи позицію маркера. Іноді при швидкому русі або близькому розташуванні маркерів один до одного система може їх плутати, оскільки ця технологія не передбачає ідентифікації кожного маркера окремо.

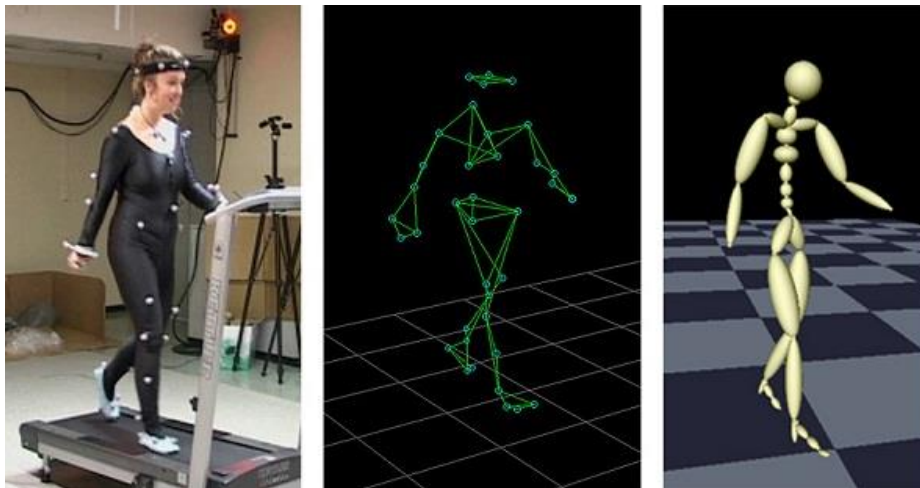
Оптичні активні системи названі так тому, що в костюмі актора використовуються світлодіоди з інтегрованими процесорами і радіо-синхронізацією. Кожному світлодіоду призначається ID (ідентифікатор), що дозволяє системі не плутати маркери один з одним, а також дізнаватися їх, після того як вони були перекриті і знову з'явилися в полі зору камер.

Далі з'явилися магнітні системи, в яких маркерами є магніти, а камерами - ресивери. Система вираховує позиції маркерів за спотворенням магнітного потоку. Також винайшли спеціальні костюми «exoskeleton», що дозволяли відстежити незначні рухи м'язів. Магнітні системи схильні до перешкод від металевих предметів і оточення.

Механічні системи безпосередньо стежать за згинами суглобів, для цього на актора надягається спеціальний механічний тосар-скелет, який повторює слідом за ним всі рухи. У комп'ютер при цьому передаються дані про кути згинів всіх суглобів. У системи немає можливості передачі тісної взаємодії двох і більше акторів, а також рухів на підлозі – перекиди або падіння через крихкість тосар-скелета.

Гіроскопічні або інерціальні системи для збору інформації про рух використовують мініатюрні гіроскопи і інерційні сенсори, розташовані на тілі актора. Система визначає не тільки положення сенсора, але також кут його нахилу. Для визначення положення актора в просторі потрібна додаткова міні-система (оптична або магнітна).

У всіх систем, крім оптичної пасивної, немає можливості аналізу рухів і міміки обличчя, а механічний зв'язок актора з маркерами і комп'ютером скоує його рухи [1-2].



Мал. 1 Захоплення рухів при анімації об'єктів

Motion capture в порівнянні з 3D-мультиплікацією дозволяє швидко отримати попередній результат - в реальному часі відображає рух актора в віртуальному середовищі. За допомогою додаткового програмного забезпечення і устаткування можна захоплювати складні рухи, а також міміку і передати їх комп'ютерній моделі.

Список використаних джерел:

1. Masked brothers «Анімація в трохмерной графіке». [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://www.maskedbrothers.ru/articles/animation_basic/
2. Livejournal «Технология Motion Capture». [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://masterok.livejournal.com>
3. ProGamer [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.progamer.ru/dev/motioncapture.htm>

КЛАССИФИКАЦИЯ МЕТОДОВ ОБНАРУЖЕНИЯ ЧЕЛОВЕЧЕСКИХ ЛИЦ

Пономаренко Т.С.

Науковий керівник – д.т.н., Машталір С.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки

(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики,

тел. (057) 702-14-19)

e-mail: tetiana.ponomarenko@nure.ua

Human face detection has always been an important problem for face, expression and gesture recognition. Face detection is the first and essential step for face recognition, and it is used to detect faces in the images. Face detection is a part of object detection and can use in many areas such as security, biometrics, law enforcement, entertainment, personal safety, etc. The given work describes faces detection methods based on their work principles, according to the classification by Yan, Kriegman, and Ahuja. The knowledge about how certain types of detection methods work provides the opportunity to choose the right one to accomplish given task.

Обнаружение и распознавание лиц является одним из перспективных направлений в области анализа изображений. Методы обнаружения заслуженно считаются сложной задачей, в большинстве своем из-за различных свойств, присущих человеческому лицу – его положения на изображении, эмоциональных выражений, цвета кожи и т.д.

Основной целью алгоритмов обнаружения лиц является процесс поиска ответа на вопрос – есть ли на изображении какое-либо лицо или нет. В свою очередь, результат является частью процесса распознавания лица, и может использоваться для разных целей – идентификации личности, обеспечения безопасности, для медицинских исследований.

Согласно классификации, предложенной М.С. Янгом, Д. Кригманом и Н. Ахуджой [1], методы обнаружения лиц можно разделить на четыре категории: knowledge-based, template-matching-based, feature-based, appearance-based.

Knowledge-based методы представляют собой группу методов, которые для обнаружения лиц используют набор заранее определенных правил, основанных на человеческих знаниях о лицах. Их способ работы основан на информации о том, что объединяет исследуемый объект – например, лицо должно иметь рот, нос, глаза на определенном расстоянии друг от друга и т.д. Основная проблема внедрения таких методов в систему – это необходимость создать уникальный набор правил, которые не должны быть слишком общими или слишком подробными.

Схожей является группа методов, которые основаны на работе с соответствующими шаблонами человеческих лиц. Такие методы используют предварительно определенные или параметризированные

шаблоны, и обнаруживают лица по корреляции с входящим изображением. Используя похожую методологию, как и группа knowledge-based методов, они так же могут построить модель лица, просто используя метод обнаружения ребер. Этот подход достаточно прост в реализации, но служит лишь вспомогательным элементом в задаче обнаружения лиц.

Feature-based – группа методов, основанная на выделении особенных признаков, характерных для человеческого лица. Для оптимальной работы система сначала обучается классифицировать их, после чего успешно отличает части лица от других участков изображения. Главная идея подобных методов – позволить алгоритмам определить те признаки, которые сложно идентифицируются человеком внешне, но достаточно просты для вычислительных машин. Хотя внедрение таких методов и происходит в несколько этапов, результат их применения достаточно успешен.

Существуют так же методы обнаружения лиц, задача которых – обучиться на специальном наборе предложенных изображений с целью перехода к определению модели лица. Используя методы статистического анализа и машинное обучение, алгоритмы выделяют соответствующие характеристики, присущие человеческому лицу. К данной группе можно отнести методы, которые работают с помощью различных обученных классификаторов, нейронных сетей, машин опорных векторов, Байесовских классификаторов, скрытой модели Маркова и индуктивного обучения. Считается, что подход, свойственный методам этой группы, показывает лучшие статистические результаты, чем, к примеру, у методов, алгоритмы которых основаны на наборах правил. Однако трудоемкость создания работающих прототипов заставляет задуматься в необходимости их использования в системе – для решения узкоспециализированных задач лучше использовать эмпирические методы, ввиду их простоты реализации и достаточной гибкости настройки.

Подводя итоги, нужно отметить, что существует множество техник распознавания человеческих лиц, которые основаны на комбинированном использовании методов из вышеописанной классификации. В данной работе были описаны особенности, понимание которых дает возможность определить необходимость их использования в зависимости от поставленной задачи.

Список використаних джерел:

1. Ming-Hsuan Yang, David Kriegman, and Narendra Ahuja, "Detecting Faces in Images: A Survey", to appear in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), 2001. Mode access: https://www.researchgate.net/publication/3193340_Detecting_Faces_in_Images_A_Survey

РАЗРАБОТКА ПОРТАТИВНОГО УСТРОЙСТВА ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Резник М.В.

Научный руководитель - д.т.н., проф. Машталир В. П.

Харьковский национальный университет радиоэлектроники
(61166, Харьков, просп. Науки, 14, каф. Информатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: maksym.reznik@nure.ua, тел. (096) 202-19-65.

Following work is devoted to developing software and hardware parts for a portable device used for pattern recognition. To meet hardware requirements and follow the criteria of mobility and low space used, the choice of device came to Raspberry Pi 3 B. For device to provide required functionality of capturing images and sending them for further processing, while being applicable for on-the-go use, different official modules and additional hardware were used, such as: camera module, Wi-Fi module, USB cable, power bank. After being captured, images are sent to a host application via internet, where they are processed to detect the preassigned object using Deep Learning methodology.

В нынешнюю технологическую эру проблема распознавания образов стоит как никогда остро - современные системы полностью полагаются на автоматизацию процессов, таких как: распознавание лиц рабочих на предприятии, объектов на изображении для изучения местности или же просто препятствий на пути управляемого дрона. Ввиду возросшего интереса в данной среде и уже безусловной необходимости данных технологий для развития современного общества, стала интересна тема создания портативного устройства для распознавания образов, которое сможет беспрепятственно выполнять те же функции в онлайн режиме, не отделяя камеру и само обрабатывающее устройство на 2 отдельных элемента, а также может быть перепрограммировано и адаптировано для использования большего функционала, что невозможно для обычных камер и мобильных телефонов. Для данной задачи вполне целесообразным смотрится использовать Raspberry Pi.

Raspberry Pi — серия малых одноплатных компьютеров, разработанных в Великобритании, предназначенных для разработки проектов, связанных с Embedded Systems (встроенные системы). Данная серия плат использует OS Raspbian, подобную дистрибутиву Linux Debian, ввиду чего достаточно просто проводить разработку кросс-платформенных приложений, базированных на Linux.

Помимо плат, компания Raspberry Pi Foundation производит поддерживаемые платами официальные модули для реализации особых специальных возможностей Embedded и IoT (internet of things, «интернет вещей») проектов. Для этих целей являются полезными Wi-Fi module и высокоскоростной Camera Module. Они, соответственно, обеспечивают

возможность беспроводного подсоединения к публичной или мобильной точке сети Wi-Fi и высококачественной, высокоскоростной передачи изображения.

Для обработки изображений и распознавания образов была использована методология Deep Learning, отличающаяся от обычных подходов обучением представлений, нежели алгоритмами для специфической задачи.

Для реализации методологии Deep Learning используется библиотека TensorFlow, которая может быть установлена как для серверного приложения на OS Linux, так и на само портативное устройство, ввиду схожести OS Raspbian с Linux дистрибутивами.

Этапы работы:

1. Подготовка необходимого оборудования для сборки конечной версии работающего устройства.
2. Компоновка модулей и подключений, необходимых для бесперебойной работы устройства.
3. Настройка библиотек и протоколов, необходимых для работы модулей и передачи данных.
4. Обустройство мобильного интернета и переносного источника питания для обеспечения портативного использования.
5. Написание программной части для захвата изображений и передачи их на серверное приложение для обработки.
6. Создание серверного приложения, которое принимает изображение и запускает процесс распознавания образов.
7. Интеграция Deep Learning в приложение для распознавания конкретно заданных видов объектов.

Недостатками такого подхода является необходимость интернет-подключения у портативного устройства и проблемы с обеспечением его длительного питания. В дальнейшем планируется перенос серверного приложения напрямую в устройство для решения проблем передачи данных по интернету и более скорого анализа изображения.

Список використаних джерел:

1. Christian Cawley. How to Set Up a Raspberry Pi Camera Module [Электронный ресурс]. – 2018. Режим доступа: <https://www.makeuseof.com/tag/set-up-raspberry-pi-camera-module/>, свободный.
2. Sarthak Jain. Deep Learning on Raspberry Pi [Электронный ресурс]. – 2018. Режим доступа: <https://medium.com/nanonets/how-to-easily-detect-objects-with-deep-learning-on-raspberrypi-225f29635c74>, свободный.

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ ДЛЯ ЛЮДЕЙ С НАРУШЕНИЯМИ ЗРЕНИЯ

Богдан Д. И.

Научный руководитель - д.т.н., доц. Машталир С. В.

Харьковский национальный университет радиоэлектроники
(61166, Харьков, просп. Науки, 14, каф. Информатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: denys.bohdan@nure.ua, тел. (097) 714-83-67.

This work is devoted to applying deep learning for object detection. The task was to create a mobile object detector application for the visually impaired using a convolutional neural network (CNN). For this research, Keras Python library with TensorFlow library was used for object detection. As a result, an API with a convolutional neural network which detects presence of indoors objects on an input image and a mobile application that communicates with the API were created. As a future improvement the trained CNN model can be used directly in the application to support offline mode.

В связи с активным развитием и распространением информационных технологий и использованием камер в мобильных устройствах возрастает необходимость в классификации и нахождении объектов на полученных изображениях. Для человека обычно не является затруднительным распознать объекты, которые он видит. Также человек может определить размеры объектов, их расположение относительно других объектов и окружающего мира и т. д. Но для людей с ограниченными возможностями зрения даже такие базовые задачи являются затруднительными или невыполнимыми. По данным Всемирной организации здравоохранения около 1 млрд. человек имеют различные формы нарушения зрения и от 40 до 65 млн. вовсе не могут видеть. Это все люди, жизнь которых можно сделать проще благодаря последним достижениям в науке и технологии, и в частности - благодаря компьютерному зрению.

В последнее время методы, решающие задачи компьютерного зрения, основаны на нейронных сетях (НС), в частности - сверточных нейронных сетях.

Сверточная нейронная сеть (СНС) - архитектура нейронных сетей, созданная специально для имитации зрительной коры головного мозга. СНС состоит из серии слоев. Входное изображение пропускается через набор сверточных слоев и с помощью полносвязного слоя порождается вывод (класс или вектор вероятностей классов, описывающих изображение).

Сверточный слой представляет собой набор фильтров (матриц), проводящих операцию свертки (поэлементное умножения пикселей изображения на элементы матрицы фильтра). Результатами работы сверточных слоев является набор деталей, от более абстрактных (кривые) к более конкретным (геометрические фигуры).

Наиболее популярными библиотеками для реализации НС являются Keras и TensorFlow. Keras - высокоуровневая библиотека для работы с НС на уровне моделей. Для манипуляции над тензорами и дифференцирования используется библиотека поддержки тензоров TensorFlow.

Для реализации СНС для приложения была выбрана модель MobileNet из библиотеки Keras, специально разработанная компанией Google для использования на устройствах, ограниченных в ресурсах (например, мобильные телефоны).

Этапы работы:

1. Выбор классов изображений. Для данной работы были выбраны следующие классы: дверь, лестница, человек, автомобиль.
2. Подготовка изображений для классификации: разбиваем их на три каталога: изображения для обучения, проверки и тестирования.
3. Создание генератора изображений, используя метод ImageDataGenerator (). Этот генератор произведет аугментацию данных (увеличит количество данных при помощи переноса, вращения, применения фильтров и т. д.). Для каждого каталога необходимо создать свой генератор.
4. Обучение сети при помощи метода fit_generator ().
5. Анализ результатов обучения. При необходимости дообучаем сеть.
6. Создание серверного приложения, которое передает изображение в СНС и возвращает результат классификации.
7. Создание мобильного приложения, которое проводит съемку, отправляет изображения на серверное приложение и отображает результаты классификации.

Недостатками такого подхода является необходимость интернет-подключения у мобильного устройства и использование большого количества интернет трафика для передачи изображений. В дальнейшем планируется избавление от серверного приложения и проведение классификации непосредственно на мобильном устройстве, а также добавление других классов изображений.

Список використаних джерел:

1. Романов А. А. Сверточные нейронные сети [Электронный ресурс]. – 2018. Режим доступа: <https://scientificresearch.ru/images/PDF/2018/21/svertochnye.pdf>, свободный.
2. Samer Hijazi, Rishi Kumar, and Chris Rowen. Using Convolutional Neural Networks for Image Recognition [Электронный ресурс]. – 2018. Режим доступа: https://ip.cadence.com/uploads/901/cnn_wp-pdf, свободный.

РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДА ИДЕНТИФИКАЦИИ ПОРОДЫ ДОМАШНИХ КОТОВ ПО ИХ ИЗОБРАЖЕНИЮ

Мануйлова Н.Я.

Научный руководитель – д.т.н, проф. Машталир С.В.

Харьковский национальный университет радиоэлектроники

(61166, Харьков, пр. Науки,14, каф. информатики, тел. (057) 702-14-19)

email: nataliia.manuilova@nure.ua

This work is dedicated to application development which will determine how much a cat looks like any of the existing breeds. It will help those people who is interested in cat breeds. Also, it could be useful for special shelters, which keep cats and aspires to find a home for them – cat breed detection may be used as additional advertisement. As for us, we are investigating approaches to implement this application using existing algorithms of pattern recognition, its segmentation and clustering, and we are trying to find out, are these methods able to cope with this kind of tasks or not.

В современном мире, когда возможности вычислительных систем значительно выросли, стало довольно популярным обсуждать методики для распознавания образов с различными целями. С ростом автоматизации производства человек стал куда чаще задаваться вопросом: «А что еще может сделать машина без участия людей?»

Мы задались целью создать приложение, способное по 2D изображению отличить породу кота, и, как результат взаимодействия, сформировать ответ для пользователя, в котором обозначалась бы степень схожести животного с каждой из пород кошачьих. Зачем? На самом деле, решение подобной задачи могло бы понадобиться владельцам котов или просто интересующимся в целях обучения, или же специализированным приютам для создания дополнительной рекламы животного (согласитесь, куда приятнее осознавать, что ваш потенциальный питомец на 70 процентов – персидский кот и на 30 – мейн-кун, чем бесхитростная надпись «беспородный»).

Породистыми считаются кошки, обладающие определёнными чертами или свойствами, присущими одной из зарегистрированных пород, которая признаётся одной из фелинологических организаций. Различные фелинологические организации признают разное количество пород кошек. Так, Livre Officiel des Origines Félines признаёт 74 породы кошек, The Governing Council of the Cat Fancy – 35, Cat Fanciers' Association – 50, The Cat Association – 63, World Cat Federation – 62, a Fédération Internationale Féline – 42. Каждая фелинологическая организация имеет своё представление о признанной ею породе, что закреплено в специальном описании, которое называется стандартом породы. Разнообразие пород домашней кошки – результат многолетней селекции и, в меньшей степени, случайных генетических мутаций.

Есть набор признаков, позволяющие определить, к какой из пород относится кошка: телосложение (форма головы, носа, туловища, длина лап), тип шерсти (прямая или вьющаяся, ее наличие в принципе и длина), окрас (наличие характерных для конкретной породы пятен, цвета), хвост (его наличие или отсутствие, длина), уши (прямо стоят или же загнуты вперед, назад). Есть менее значимые признаки, но их тяжелее определить, используя одно лишь фото – наличие «кисточек» между лапами, вес и габариты кота, что является величиной абсолютной, и ее нельзя оценить относительно других объектов на фото, как ту же длину лап.

Следовательно, перед нами стоят следующие задачи:

- определение требований к входным параметрам (положение кошки на фото, фон, степень освещения и т. п.);
- сегментация изображения с целью выделения кошки на нём и игнорированием всего, что кошкой не является;
- определение значимости каждого из признаков в рамках каждой породы отдельно;
- поиск алгоритмов, имеющих возможность распознать необходимый признак на фото;
- реализация алгоритмов, способных оценить степень наличия признака на фото;
- сведение результатов работы алгоритмов в цельный, понятный конечному пользователю ответ, состоящий из перечня пород и конечной степени схожести, выраженной в процентах;
- оценка конечного приложения, качества его работы, возможно, оптимизация решения и коррекция ошибок.

На данный момент для реализации распознавания некоторых признаков нами планируется использование метода Виолы-Джонса для распознавания характерных отличий в телосложении, ушей, хвоста и морды, и алгоритмов кластеризации на основе гистограмм для определения цветовой гаммы.

Для сегментации планируется использование алгоритма GrabCut. Он неплохо справляется с задачей отделения конкретного объекта от фона.

На данный момент сложно представить, каков будет итоговый результат совместной работы этих алгоритмов, собранных воедино, тем более, учитывая тот факт, что тот же метод Виолы-Джонса изначально предназначался для распознавания лиц, однако, теоретическая база свидетельствует о гипотетическом успехе.

Итого, задача определения породы кота – комплексная и сложная, и ее решение позволит не только расширить понимание о границах применения различных алгоритмов распознавания образов, кластеризации и интеллектуальной обработки данных, но, возможно, найти способ оптимизировать или улучшить их.

РОЗПІЗНАВАННЯ ТОРГОВИХ ЛОГОТИПІВ МЕТОДОМ СУМИ РІЗНИЦЬ КВАДРАТІВ

Довженко А. В.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Гороховатський В.О.
Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: anna.dovzhenko@nure.ua

The application was designed to recognize trade logos. Thanks to this, the user of the application will be able to easily navigate among various stores. Based on the data obtained, people will be able to choose only the necessary goods, which will significantly save the time of shopping. This is possible by comparing the template images in DB with video images.

Однією з найбільших проблем вибору товару є його надлишок на ринку.

На сьогоднішній день на прилавках можна побачити велику різноманітність речей, які виробляють різні компанії.

Торгові центри містять велику концентрацію магазинів, розташованих у випадковому порядку. Можна провести хоч цілий день, заходячи в кожен з них і вибираючи найбільш підходящі собі речі, порівнюючи ціни і якість між схожими товарами різних брендів.

Чим більше попит на певного роду товарів, тим більше його пропозиція.

Скільки ж часу можна було б заощадити, маючи програму, яка по зображенню логотипу бренду зможе видавати базову інформацію про те, чим займається дана компанія, що виробляє, пошук за ключовими словами товарів, каталог і т.д.

Саме тому на ринку починає набирати популярність ідея мобільного додатку з базою інформації про торговельні марки. Уявити складно, скільки ця концепція збереже часу і грошей людям з можливістю пошуку та порівняти ціни та склад товарів у каталогах.

Активно ведуться дослідження по даному напрямку у сфері програмного забезпечення. Перед розробниками постають дві крупні задачі: швидко та якомога точніше розпізнавати логотипи та тримати завжди свіжі дані у базі.

Роботу програми можна описати так: необхідно занести в базу даних необхідні нам логотипи і дати кожному з них ідентифікатор, за яким програма буде розуміти, що їй робити.

Зняти на камеру логотипи можливо буде в реальному часі. Кожний кадр аналізується за допомогою контурного аналізу та виконується знаходження та розпізнавання логотипу за допомогою методу суми різниць квадрату.

Для реалізації програми була застосована бібліотека OpenCV, за допомогою якої на вхідному зображенні знаходяться та розпізнаються усі замкнуті контури.

Для всіх еталонних зображень було надано ідентифікатор, який дає кількісну оцінку контуру. Ця інформація буде застосовуватися для розпізнавання реальних логотипів які будуть поступати у систему з камери.

За формулою $R(x, y) = \sum_{x', y'} (T(x', y') - I(x + x', y + y'))^2$,

де T – це еталонне зображення, а I – зображення з камери, виявляємо значення, за яким можна буде розцінювати схожість еталонних зображень з кадрами відео.

Чим нижче це значення, тим більша схожість. Мінімальне значення схожості необхідно встановити саморуч.

Похибка можлива при нахилі знаку більше, ніж на 45 градусів.

Подібні програми покликані значно скоротити час шопінгу.

Підводячи підсумки, можна сказати, що з часом все більш повсякденних дій буде спрощено

Список використаних джерел:

1. Порев В. Н. Компьютерная графика. – СПб.: БХВ-Петербург, 2002 – 432 с.
2. matchTemplate method [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://docs.opencv.org/2.4/modules/imgproc/doc/object_detection.html?highlight=matchtemplate#matchtemplate
3. OpenCV Template Matching [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://docs.opencv.org/2.4/doc/tutorials/imgproc/histograms/template_matching/template_matching.html

СЕРВІС ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ REACTJS ТА TUI

Дзюбенко Н.О.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Кобилін О.А.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: mykyta.dziubenko@nure.ua, тел. (097) 616-43-36

This work is devoted to solving the problem of image processing based on WEB technology. The task was to process images on WEB resource using a TOAST UI. For this research, ReactJS library was used.

As a result, was created WEB image editor, which is able to process images on WEB.

Nowadays you need to download an editor tool, if you want to process an image, so TUI has an advantage, because it does not need to be loaded. In the future this editor can replace all desktop photo editors.

Обробка зображення в мережі робить неоціненний внесок в прискорення обробки. Більше не треба завантажувати програми собі на пристрій - це суттєво економить час.

Для дослідження була поставлена задача: реалізувати функціонал редактора, як на стаціонарних програмах. Великою перевагою вважається відсутність залежності від конфігурацій власного ПК, користувач навіть з дуже слабким ПК зможе користуватись цим додатком. Для вирішення задачі використовуються бібліотека ReactJS та Toast UI.

ReactJS - відкрита JavaScript бібліотека для створення інтерфейсів користувача, яка покликана вирішувати проблеми часткового оновлення вмісту веб-сторінки.

React дозволяє розробникам створювати великі веб-застосунки, які використовують дані, котрі змінюються з часом, без перезавантаження сторінки. Його мета полягає в тому, щоб бути швидким, простим, масштабованим.

React обробляє тільки користувацький інтерфейс у застосунках. Це відповідає видові у шаблоні модель-вид-контролер (MVC), і може бути використане у поєднанні з іншими JavaScript бібліотеками або в великих фреймворках MVC.

TOAST UI - програмна бібліотека для мови JavaScript призначена для візуалізації інтерактивної тривимірної графіки і двомірної графіки в межах сумісності веб-браузера без використання плагінів. TUI приносить в веб тривимірну графіку, вводячи API, який побудований на основі OpenGL ES 2.0, що дозволяє його використовувати в елементах canvas HTML5. Підтримка TUI присутній в Firefox 4+, Google Chrome 9 +, Opera 12+, Safari 5.1+ і Internet Explorer 11+. Однак крім підтримки TUI браузером, необхідна також його підтримка графічним процесором клієнта.

Сервіс надає такий функціонал:

- Комплексний набір інструментів для малювання (олівець, кисть, клони і ін.);
- Засоби трансформації (обертання, нахил, масштаб, віддзеркалення);
- Текстове редагування шарів за рахунок альфа-каналів;
- Пакетна обробка, фільтри, експозиція;
- Обрізка зображення по передумовках або вручну;
- Збереження історії цифрових зображень.

Етапи роботи:

- для використання методів TUI, перше, що треба зробити, це створити посилання на використання компонента `createRef()`. Але компонент не дозволяє безпосередньо викликати методи TUI. Замість цього ви можете викликати метод компонента `getInstance()`, щоб надалі викликати для нього методи.

- отримання кореневого елемента. Якщо ви хочете керувати кореневим елементом безпосередньо, ви можете звернутись до методу `getRootElement` щоб отримати елемент.

В основі алгоритмів обробки зображень покладені в основному інтегральні перетворення: згортка, перетворення Фур'є тощо. Також використовуються статистичні методи.

Методи обробки зображень класифікують зазвичай за кількістю пікселів беруть участь в одному кроці перетворення:

- Поточечні методи в процесі виконання перетворюють значення в точці в значення незалежно від сусідніх точок;
- Локальні методи для обчислення значення використовують значення сусідніх точок в околиці;
- Глобальні методи визначають значення на основі всіх значень вихідного зображення.

Недоліками такого підходу є великий обсяг часу, необхідний для обробки зображення в мережі.

У нашому випадку мережа опрацювала зображення за 5 хвилин, коли стаціонарні програми виконали цю роботу за 1 хвилину.

Великий недолік цього проекту в тому, що швидкість обробки зображення у стаціонарній програмі залежить лише від конфігурацій власного ПК, коли обробка в мережі залежить від: швидкості з'єднання, навантаженість серверів.

Отже, сервіс обробки зображення забезпечує обробку без завантаження додатку на персональний комп'ютер.

Список використаних джерел:

1. fullstack.io. Fullstack React [Текст] , 2019. – 814с.
2. Toast UI [Електронний ресурс]. – 2019. Режим доступу: <https://ui.toast.com/>, вільний. – Заголов. з екрану.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ДЛЯ ДЕТЕКТУВАННЯ ТА ІДЕНТИФІКАЦІЇ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ

Нікітіна Г. О.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Машталір С. В.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. +38 (057) 702 14
19) e-mail: hanna.nikitina@nure.ua

The given work is devoted to the researching and problem decision of image recognition and identification of car license plates for their further application in various spheres. Here will be considered some existing methods, technics and systems of image recognizing. This work will describe the main idea of identification of car license plates and a concept of its possible using. Also will be reviewed a technology for mobile application developing and its further implementation. As a conclusion here would be described all desired parts of mobile application and possible way of its improving.

На сьогоднішній день важливим аспектом безпеки дорожнього руху та контролю є ідентифікація автомобілів по їх реєстраційному номерному знаку. Системи розпізнавання номерних знаків мають різні сфери застосування, такі як автотранспортні підприємства, контроль в'їзду на територію підприємства і переміщення транспортних засобів на об'єктах з обмеженим доступом, заправні станції, контроль швидкості руху, автомобільні стоянки. У деяких країнах системи розпізнавання, встановлені на кордонах країни, автоматично виявляють і контролюють пункти перетину кордону. Кожен транспортний засіб може бути зареєстрований у центральній базі даних та порівнювати з чорним списком викрадених транспортних засобів.

Актуальність завдання розпізнавання номерних знаків транспортних засобів полягає в тому, що з кожним днем збільшується потреба автоматизації контролю в'їзду на територію підприємств, контролю швидкості руху і визначення порушення правил дорожнього руху.

Основною ідеєю проекту являється аналіз та розпізнавання автомобільного номерного знаку на зображенні за допомогою мобільного застосунку, а також подальше детектування для отримання інформації про регіон автомобілю без додаткового пошуку.

Коли йдеться про систему автоматичного розпізнавання номерів (License Plate Recognition, LPR), мається на увазі програмний або апаратно-програмний комплекс, який реалізує алгоритми автоматичного розпізнавання номерних знаків для реєстрації подій, пов'язаних з переміщенням автомобілів, тобто для автоматизації введення даних і їх подальшої обробки. Строго кажучи, LPR-система - це пристрій, який реєструє проїзд транспортного засобу, зчитує його реєстраційний номер і виводить його в ASCII-систему обробки даних.

В даний час існує досить багато LPR-систем з різним рівнем якості розпізнавання, швидкодії і спектром послуг додаткових функцій. Продукти, що володіють високою швидкодією і точністю розпізнавання, як правило, дуже дорогі. Їх висока вартість не дозволяє здійснити масове впровадження.

Крім платних програм, призначених для розпізнавання автомобільних номерів, існують безкоштовні програми і бібліотеки, які не поступаються платним аналогам у плані функціоналу. Для найкращої роботи застосунку та чіткого розпізнавання автомобільного номера найбільш ефективним буде використання програмного модулю Tesseract OCR, що виконує функцію розпізнавання тексту. Дана програма в даний час є кращою відкритою бібліотекою для розпізнавання символів, має гарну швидкість роботи і добре документована. Бібліотека Tesseract підтримує українську мову тексту і працює під управлінням операційних систем Windows і Linux.

За допомогою технології Xamarin можлива реалізація кросплатформового мобільного застосунку, тобто такого, що можна використовувати на базі різних операційних систем. Користувач зможе завантажувати зображення у застосунок, або зробити миттєве фото, отримувати автомобільний номер після розпізнавання, а також додаткову інформацію про регіон даного транспортного засобу.

Дана система детектування та ідентифікації автомобілів по їх реєстраційному номерному знаку дозволяє вирішити проблеми з контролем доступу, дуже актуальна у наш час і системи даного напрямку мають різні сфери застосування. У зв'язку з глобальною комп'ютеризацією системи розпізнавання будуть актуальні і надалі, завдяки їх можливості автоматизування багатьох процесів. У подальшому можливе розширення програмного засобу для використання у різних операційних системах.

Список використаних джерел:

- 1) Фисенко, В.Т. Компьютерная обработка и распознавание изображений. [Текст] — СПб.:, 2008.
- 2) Анисимов Б.В., Курганов В.Д., Злобин В.К. Распознавание и цифровая обработка изображений. [Текст] — 1983.
- 3) Xamarin Documentation [Електронний ресурс] – Електрон. дані – Режим доступу: <https://docs.microsoft.com/en-us/xamarin/#pivot=platforms&panel=Android>.
- 4) Шелехин, Андрей. Подробно о Xamarin [Електронний ресурс] / А. Шелехин. – Електрон. дані – 2013. – Режим доступу: <https://habr.com/post/188130>.

СЕГМЕНТАЦІЯ МЕТОДОМ КЕРОВАНОГО ВОДОДІЛУВ ОБРОБЦІ ЗОБРАЖЕНЬ

Ткаченко Д.А.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Путятін Є.П.

Харківський національний університет радіоелектроніки

(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)

e-mail: dmytro.tkachenko1@nure.ua

Quite often, when analyzing images, the problem of image segmentation arises. The most famous are two types of segmentation - segmentation by brightness for binary images and segmentation by color coordinates for color images. Segmentation methods can be viewed as a formalization of the notion of an object being distinguished from the background or concepts associated with a brightness gradient. Segmentation algorithms are characterized by some parameters of reliability and reliability of processing. They depend on how fully the additional characteristics of the brightness distribution in the areas of objects or the background, the number of differences in brightness, the shape of objects are taken into account.

Достатньо новим підходом до вирішення задач сегментації зображення є метод вододілу [1, 2].

Слід розглядати зображення як де-яку місцевість, де значення яскравості являє собою значення висоти відносно деякого рівня. При заповненні водою цієї місцевості утворюються басейни. При подальшому заповненні водою басейни об'єднуються, а місцями з'єднання є лінії вододілу.

Метод включає в себе три базові концепції:

- виявлення та усунення розривів;
- порогова обробка;
- обробка областей.

Завдяки цим концепціям метод вододілу дозволяє отримувати більш стабільні результати сегментації.

На рис. 1 показано покрокове виконання методу сегментації.

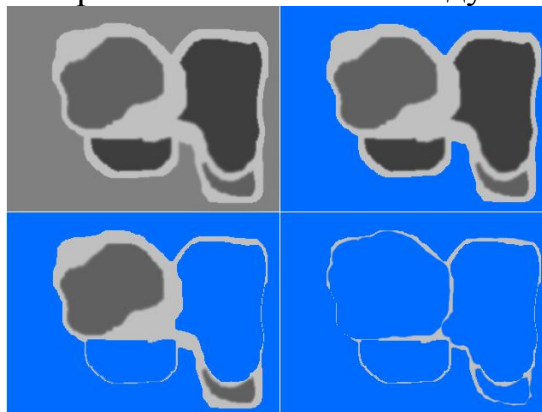


Рис 1. Приклад роботи методу вододілів.

Пошук лінії вододілу є основною задачею даного методу сегментації. Часто для вирішення задачі використовується метод маркерного вододілу. При перетвореннях за допомогою цього методу потрібно виокремити «басейни» та «лінії вододілу» на зображенні шляхом обробки локальних областей в залежності від характеристик яскравості.

Метод маркерного вододілу є найбільш ефективним методом сегментації зображення. При реалізації цього метода виконуються наступні процедури:

1. Розраховується функція сегментації.

Це стосується зображень, де об'єкти знаходяться в темних областях та їх важко розрізнити.

2. Знаходження маркерів переднього плану зображення.

Розраховуються на основі аналізу зв'язності пікселів кожного об'єкта.

3. Знаходження фонових маркерів. Являють собою пікселі, котрі не є частинами об'єкту.

4. Модифікація функції сегментації на основі значень розташування маркерів фону та маркерів переднього плану.

5. Обчислення на підставі модифікованої функції сегментації.

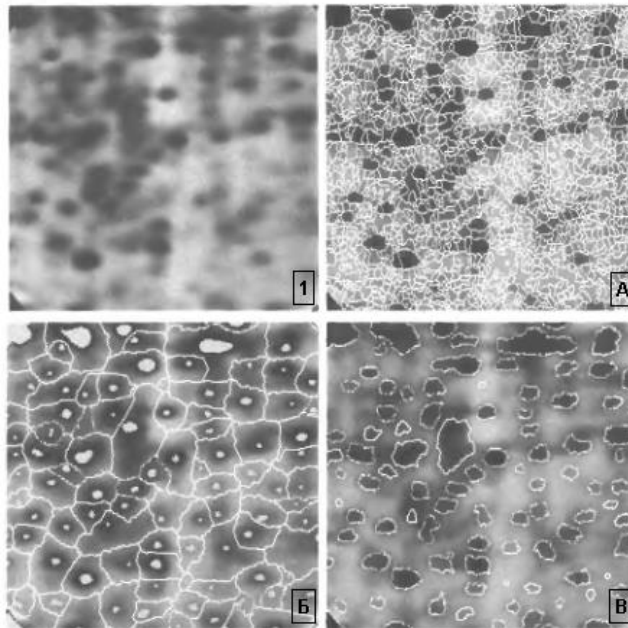


Рис 2. Приклад вододілу з використанням маркерів,

Список використаних джерел:

1. Пуятин Е.П., Аверин С.И. Обработка изображений в робототехнике. – М.: Машиностроение, 1990. – 320 с.

2. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. - М.: Техносфера, 2012. - 1104 с.

ЗАСТОСУВАННЯ ПЕРЕТВОРЕННЯ ХАФА ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ НА ЗОБРАЖЕННІ

Харченко В.В.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Гороховатський В.О.
Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: vladislavakharchenko1029@gmail.com

Обговорюється використання перетворень Хафа для виявлення прямих та окружностей на зображенні. Метод дає змогу вказати параметри аналітичного сімейства кривих та забезпечує пошук на зображенні безлічі кривих заданого сімейства. Описані математичні моделі, алгоритми пошуку та шляхи реалізації розглянутого методу.

При обробленні цифрових зображень виникає проблема виявлення простих фігур, таких як прямі, кола або еліпси. Наприклад, пошук прямолінійних сегментів зображень може використовуватися у завданні навігації робота в незнайомому навколишньому середовищі на основі відеоінформації від монокулярного джерела. Пошук кіл і еліпсів застосовується при вирішенні задачі розпізнавання кіл черенковського випромінювання в детекторі частинок. Перетворення Хафа (Hough transformation) розроблене в 1962 році, воно стало ефективним засобом вирішення таких завдань [1-3].

Пряма на площині описується рівнянням $y = kx + b$ і може бути задана парою незбіжних точок. Однак зручніше надати пряму за допомогою двох інших параметрів ρ і θ . Параметр ρ – це довжина перпендикуляра, опущеного на пряму з початку координат, а θ – це кут між цим перпендикуляром і віссю x (рис. 1). Площину (ρ, θ) називають простором Хафа (Hough space) для набору прямих або фазовим простором. Через одну точку декартової площини (x_0, y_0) можна провести нескінченну кількість прямих, і всі прямі, що проходять через неї, відповідають рівнянню $\rho(\theta) = x_0 \cdot \cos\theta + y_0 \cdot \sin\theta$.

Це відповідає синусоїдній кривій у просторі (ρ, θ) . У свою чергу, кожній точці простору (ρ, θ) відповідає набір точок (x, y) на зображенні, який утворює пряму.

Якщо синусоїди, що відповідають двом точкам декартової площини, накласти одну на одну, то точка (у просторі Хафа), де вони перетнуться, буде відповідати параметрам прямої, що проходить через обидві ці точки. Таким чином, ряд точок, які формують пряму лінію, визначають синусоїди, які перетинаються у точці параметрів (ρ_0, θ_0) для цієї лінії.

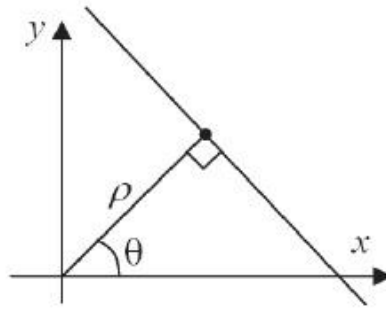


Рис. 1 Пряма на площині з параметрами ρ і θ

Кожній точці (ρ_0, θ_0) простору (ρ, θ) можна поставити у відповідність лічильник, що відповідає кількості точок (x, y) , які лежать на прямій $x \cdot \cos\theta_0 + y \cdot \sin\theta_0 = \rho_0$. Таким чином, досить вибрати на зображенні, побудованому у полярних координатах, найбільш "жирні плями", отримавши тим самим параметри відповідної прямої.

Точки кола можна представити формулою $(x - a)^2 + (y - b)^2 = R^2$, де (a, b) – координати центру кола, а R – її радіус. Набір центрів всіх можливих кіл радіуса R , що проходять через конкретну точку, утворює коло радіуса R навколо цієї точки. Таким чином, геометричне місце точок, які могли б бути центрами кола даного розміру, що проходить через цю точку, являє собою коло такого ж розміру з центром у голосуючій точці.

Алгоритм пошуку кіл заданого радіуса на зображенні зводиться до "малювання" у фазовому просторі кіл з центрами в усіх непустих точках зображення і подальшому пошуку локальних максимумів простору Хафа. Можуть використовуватися різноманітні методи аналізу простору параметрів, наприклад, пошук фіксованого числа локальних максимумів, порогова сегментація акумуляторної функції або поетапний пошук, який виключає глобальний максимум акумуляторної функції.

Список використаних джерел:

1. Вершок Д.А. Алгоритмические средства обработки и анализа изображений на основе преобразования Хафа / Д.А. Вершок. – Минск, 2002.
2. Лебедев С.А., Ососков Г.А. Быстрые алгоритмы распознавания колец и идентификации электронов в детекторе RICH эксперимента CBM // С.А. Лебедев, Г.А. Ососков. – №2 (151). – М.: Письма в ЭЧАЯ, 2009. – С. 260-284.
3. Дегтярева А., Вежневцев В. Преобразование Хафа (Hough transform). Компьютерная графика и мультимедиа [Электронный ресурс] // А. Дегтярева, В. Вежневцев. – №1 (1). – 2003. Режим доступа: <http://cgm.computergraphics.ru/content/view/36>

ЗАСТОСУВАННЯ ПЕРЕТВОРЕННЯ УОЛША ДЛЯ АНАЛІЗУ ЗОБРАЖЕНЬ

Девятилова А.Е.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Гороховатський В.О.
Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: nastia.devyatylova@gmail.com

The expediency and effectiveness of applying Walsh transformations to image analysis is discussed. The method of image representation and processing, processing of data matrices using Walsh's integral transformation is described, the properties and efficiency of the method are discussed.

Ефективним засобом формування наборів ознак є дискретні перетворення, які можна застосувати до зображення або до його фрагментів. До таких перетворень в силу властивостей простоти і швидкодії реалізації можна віднести перетворення Уолша-Адамара [1-3].

Перетворення Уолша, Адамара і близькі до них будуються на основі квадратних матриць Адамара, елементи яких приймають значення плюс або мінус одиниці, а рядки і стовпці утворюють ортогональні вектори. Нормована матриця Адамара N -го порядку задовольняє співвідношенню

$$H_N H_N^T = I_N,$$

де T – символ транспонування, I_N - одинична матриця порядку N . Серед ортонормальних матриць Адамара найменшою являється матриця другого порядку

$$H_2 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}.$$

Якщо H_N - матриця Адамара порядку N , то матрицю Адамара порядку $2N$ отримуємо на основі рекурентних співвідношень як

$$H_{2N} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} H_N & H_N \\ H_N & -H_N \end{bmatrix}.$$

Рядки матриці Адамара можна розглядати як послідовність відліків прямокутних періодичних коливань, період яких кратний $1/N$. Схожі безперервні функції називають функціями Уолша, а перетворення, пов'язане з розкладанням функцій по сімейству прямокутних базисних функцій, називають перетворенням Уолша. Функції Уолша $wal_i(x)$, $i=0,..7$, упорядковані за Адамаром [1-3].

В залежності від упорядкування функцій розглядають системи функцій, упорядкованих за Адамаром, Уолшем, Пелі, Уолша-Адамара і т. д. Ці системи мають різні властивості.

Аналогічно до перетворення Фур'є розроблені швидкі алгоритми для ПУ. Енергетичний спектр ПУ, упорядкованого за Адамаром, має властивість інваріантності до циклічного зсуву вихідного сигналу X_N .

Одновимірний інваріант - енергетичний спектр S ПУ визначається як

$$S(0) = U^2(0), \quad S(r) = \sum_{k=k_1}^{k_2} U^2(k),$$

$$r = 1, \dots, n, \quad n = \log_2 N, \quad k_1 = 2^{r-1}, \quad k_2 = 2^r - 1.$$

Двомірне дискретне ПУ зображення $B(m_1, m_2)$, $m_1 = 1, \dots, N_1$, $m_2 = 1, \dots, N_2$ у матричній формі виглядає

$$U(u_1, u_2) = \frac{1}{N_1 N_2} H_{N_1} B(m_1, m_2) H_{N_2},$$

а зворотне перетворення виглядає як добуток $B(m_1, m_2) = H_{N_1} U(u_1, u_2) H_{N_2}$.

Перетворення U і зворотне ПУ можна обчислити з використанням швидких одновимірних алгоритмів ПУ, якщо спочатку здійснювати БПУ для рядків вихідного зображення, а потім застосувати БПУ до стовпців отриманого масиву.

Інваріанти для двомірного зображення можуть бути обчислені або прямим узагальненням одновимірних формул, або за аналогією з двомірним швидким ПУ шляхом послідовних операцій над рядками і стовпцями. Наприклад, для зображення 16×16 елементів отримаємо 25 інваріантів до зсувів, тобто замість 256 елементів зображення можна використовувати 25 (а можна і менше) інваріантних ознак.

Проведені експерименти підтверджують доцільність застосування спектрів Уолша для кодування зображень. Це перевірялося шляхом застосування спочатку прямого, а потім і зворотного перетворень Уолша з відкиданням незначущих (близьких до нуля) коефіцієнтів.

Список використаних джерел:

1. Ярославский Л. П. Введение в цифровую обработку изображений. – М.: Сов. радио, 1979. – 312 с.
2. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений/ Р. Гонсалес, Р. Вудс; [пер. с англ. под ред. П.А. Чочиа]. – М.: Техносфера, 2005. – 1070 с.

НОРМАЛІЗАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ ЗА ДОПОМОГОЮ ГЕНЕРАТИВНИХ ЗМАГАЛЬНИХ МЕРЕЖ

Стребков Г. С., Кіріченко І. К.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Путятін Є.П.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: heorhii.strebkov@nure.ua, igor.kirichenko.07@gmail.com

The problem of recognition and reconstruction of damaged or low-quality images was solved. The problem of generating potential prototype or corrected images was solved. The algorithm of generative adversarial networks functioning was discussed, researched and described. Potential use cases and algorithm purposes in the field of image normalization were proposed. In practice, dataset serves the initial training data for the discriminator. Training the discriminator involves presenting it with samples from dataset, until it reaches certain level of accuracy. Typically, the generator is seeded with a randomized input that is sampled from a predefined latent space. Backpropagation is applied in both networks so that the generator produces better images, while the discriminator becomes more skilled at flagging synthetic images.

Генеративні змагальні мережі є відносно новим структурним середовищем оцінювання генеративних моделей за допомогою змагального процесу, в якому відбувається одночасне тренування двох мереж: генеративної мережі А, яка відповідає за зчитування, розміщення зразків даних відносно один одного, та дискримінаційної мережі В, метою якої є оцінка вірогідності такого результату, що передбачає надходження оцінюваного зразка з даних для навчання, а не з мережі А.

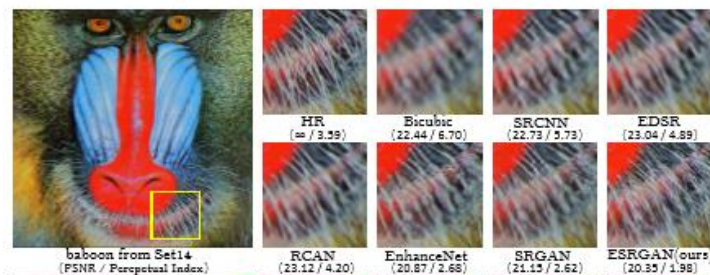
Процедура навчання А ставить за мету досягнення такого рівня реконструкції зображення, за якого мережа В припуститься помилки. Взаємодія мереж такого структурного середовища є практичною реалізацією мінімаксної стратегії гри двох гравців. Для довільних значень функцій А і В існує унікальне спільне рішення: А реконструює розподіл навчальних даних, а результат В дорівнює 0,5 у кожному окремому випадку. У тому випадку, якщо А і В задаються багатопаровим перцептроном, навчання всієї системи може виконуватися за допомогою зворотного поширення. Потенціал структурного середовища можна виразити кількісною та якісною оцінкою згенерованих зразків [1].

Найпростіша реалізація структурного середовища для моделювання змагальної мережі полягає в використанні для обох мереж багатопарових перцептронів. Для вивчення розподілу P_g по даних x змінні величини шуму, який вплинув на зображення до його впровадження до мережі, можна зазначити як $P_z(z)$, поступлення до простору даних позначити як $A(z; \theta_g)$, де A є диференційованою функцією, представленою

багатошаровим перцептроном із параметрами θ_g . Другий багатошаровий перцептрон, на виході якого модель отримуватиме одиничний вектор, позначимо як $B(x; \theta_d)$. Величина $B(x)$ є вірогідністю того, що зразок x надійшов із даних, а не з P_g . Навчання мережі B спрямовано на максимізацію ймовірності правильного маркування як навчальних зразків, так і тих, які надійшли з мережі A . Одночасно з цим відбувається навчання мережі G , спрямоване на мінімізацію $\log(1 - B(A(z)))$. Мережі B і A виконують ролі гравців в мінімакській грі двох гравців, функція цінностей якої виражається за допомогою формули:

$$\min_A \max_B V(B, A) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log B(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - B(A(z)))] .$$

За допомогою алгоритмів, які використовують генеративні змагальні мережі, вирішують задачі single image super-resolution (SISR — відновлення зображення з високою розподільною якістю [HR] із зображення з низкою розподільною якістю [LR]), які привертають увагу дедалі більшого числа дослідницьких спільнот та компаній, що займаються розробкою систем штучного інтелекту [3].



Генеративні змагальні мережі допомагають в генерації та прототипуванні нових зразків конструкторських рішень в сфері ергономіки та дизайну [4]. Універсальність та глибокі можливості конфігурації генеративно-змагальних мереж забезпечують широкий спектр використання цієї технології.

Список використаних джерел:

8. Krizhevsky, A. and Hinton, G. (2009). Learning multiple layers of features from tiny images. Technical report, University of Toronto
9. Gregor, K., Danihelka, I., Mnih, A., Blundell, C., and Wierstra, D. (2014). Deep autoregressive networks. In ICML'2014.
10. Gulrajani, I., Ahmed, F., Arjovsky, M., Dumoulin, V., Courville, A.C.: Improved training of Wasserstein GANs. In: NIPS. (2017)
11. A. Achille and S. Soatto. On the emergence of invariance and disentangling in deep representations. CoRR, abs/1706.01350, 2017.

НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ МЕТОДИ СТРУКТУРНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

Пупченко Д.В.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Гороховатський В.О.

Харківський національний університет радіоелектроніки

(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)

e-mail: dmytro.pupchenko@nure.ua

The given work is devoted to solving the problem of invariant recognition of visual objects by using methods that classify descriptors of singular points of the image via Kohonen network. A classification method using a variable number of adapted neurons is proposed. The criteria for assessing the level of correct classification are analyzed. Software modeling of the proposed method is carried out. The results of the software modeling of the network using different variants of processing and formation of classes and cluster centers are presented.

У середовищі С++ під операційною системою Windows нами реалізована модель кластеризації на основі бази зображень, з використанням методу детектування ОТ, обрахування дескрипторів ORB [2, 3] та класифікації з використанням самоорганізаційної мережі Кохонена. Переваги обраного підходу полягають в забезпеченні самоорганізації даних та високої швидкодії за рахунок спрощення процесу обробки бінарної інформації.

Обчислення, аналіз і обробка дескрипторів ОТ реалізовані у вигляді програмного засобу на основі модуля features2d для крос-платформної бібліотеки OpenCV [3]. Для роботи програми побудовано базу еталонів зображень грошових знаків (рисунок 1) дані яких використані при навчанні нейронної мережі та для побудови центрів кластерів.



Рисунок 1 – Приклади зображень грошових знаків

Оскільки робота мережі Кохонена в значній мірі визначається вибором значень центрів кластерів, нами реалізовані варіанти вибору центрів:

- 1) довільно по одному дескриптору із кожного зразку;

2) за допомогою розробленої процедури формування центрів (1).

З огляду на бінарне представлення дескрипторів, для кожного Z^i вектор центру класу знаходиться на підставі логічного правила

$$m_i(\mathbf{b}) = \begin{cases} 1, & \sum_{d=1}^{s(i)} x_d(\mathbf{b}) \geq s(i)/2, \\ 0, & \sum_{d=1}^{s(i)} x_d(\mathbf{b}) < s(i)/2, \end{cases} \quad x_d \in Z^i, \quad \mathbf{b} = 1, \dots, 256, \quad (1)$$

де $x_d(\mathbf{b})$ – біт з номером \mathbf{b} для дескриптора d в описі еталону [3].

Розроблені три варіанти класифікатора, що відрізняються числом нейронів, які модифікуються в процесі адаптації мережі:

- 1) налаштовується нейрон-переможець;
- 2) модифікуються три найближчих до нейрона-переможця нейрона;
- 3) модифікується повна мережа нейронів.

Значення помилки кластеризації оцінено за формулами

$$E = \frac{1}{sN} \sum_{j=1}^J \sum_{v=1}^{s(j)} \rho(x_v, m_j) \quad \text{та} \quad \beta = \sum_{j=1}^J (s_j - a_j) / s, \quad \text{де } N - \text{розмір}$$

дескриптора, a_j – число ознак із загального їх числа s_j в описі еталона Z^j , віднесених до класу j , а s – кількість елементів навчальної множини [1].

У разі застосування довільних центрів кластерів динаміка значень β для трьох варіантів обробки склала 0,34; 0,26 та 0,20, а критерію E – 0,38; 0,30; 0,22. При застосуванні варіанту спеціально сформованих центрів (1), динаміка значень β склала 0,34; 0,26; 0,20 та E – 0,38; 0,30; 0,22.

У проведених експериментах спостерігається високий рівень розрізнення еталонів, а значення помилок невеликі. Застосування мережі Кохонена в разі обчислення центрів за моделлю (1) значно знижує помилку класифікації.

Список використаних джерел:

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
2. Ethan Rublee, Vincent Rabaud, Kurt Konolige, Gary Bradski. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF. – Computer Vision (ICCV), IEEE International Conference on IEEE, pp. 2564 – 2571, 2011.
3. Гороховатський В.О. Аналіз властивостей, характеристик та результатів застосування новітніх детекторів для визначення особливих точок зображення / В.О. Гороховатський, Д.В. Пупченко, К. Г. Солодченко // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2018. – №1 (47). – С. 93–98.

РАЦІОНАЛЬНИЙ ПІДХІД ОПТИМІЗАЦІЇ КОНВЕРСІЇ ВЕБ-СИСТЕМИ

Кравець Р.А.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Кобилін О. А.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: roman.kravets@nure.ua

Nowadays the website is a must-have for every business. However, the lack of data about website conversions might lead to the business fail. The method we analyzing allows bringing more clarity and giving the answer “what actually makes our business work”.

На сьогоднішній день динамічний розвиток інформаційно-комунікаційних технологій надає нам глобальні можливості не тільки в пошуку і організації доступу до потрібної інформації, а також ведення ефективного бізнесу. Кожного року конкуренція у сфері digital тільки зростає, тому дуже важливо утримати користувачів на сайті та розуміти “що працює, а що ні”. Саме в умовах жорсткої конкуренції особливо важливого значення набуває інформація щодо вдосконалення та підвищення результативності роботи веб-системи.

Підвищення конверсії веб-системи прямо пропорційне до росту прибутку бізнесу. Саме тому впровадження раціонального підходу до оптимізації конверсії веб-системи є критичним з точки зору розвитку бізнесу.

Дане дослідження присвячене прогнозу росту конверсії веб-системи у зв'язку з кількісними та поведінковими метриками. Датасет був отриманий за допомогою багатофункціонального сервісу для аналізу веб-систем та додатків - Google Analytics. Трекінговий javascript код був встановлений на веб-сайт. Кожного разу, коли користувач завантажує сторінку сайту, в його браузері виконується код відстеження. Під час першого візиту він записує в браузер відвідувача cookie-файл, який містить унікальний ідентифікатор користувача - Client ID. Завдяки cookie-файлам всі наступні заходи з того ж браузера будуть зараховані системою Google Analytics як повторні відвідування. Прогнозування та оптимізація конверсії веб-системи буде вирахована на основі кількісних та поведінкових метрик. До кількісних метрик можна віднести кількість користувачів веб-системи, до поведінкових метрик такі параметри як середня тривалість сесії, показник відмов, кількість проглянутих сторінок за одну сесію. Дискретизаційний період - 1 місяць.

Технологічною основою аналізу є множинна регресія. За допомогою множинної регресії можна провести аналіз зв'язку між декількома незалежними змінними (які називають також регресорів або предикторами) і залежною змінною. Для визначення значень параметрів

рівняння множинної регресії використовують числову інформацію, яка розглядається як вибірка. Розраховані на її основі величини називають оцінками параметрів, підкреслюючи тим самим їх можливу неточність через неповноту інформації. Оцінки параметрів можуть змінюватися від вибірки до вибірки, тому вони розглядаються як випадкові величини. Для оцінки параметрів рівняння множинної регресії застосовують метод найменших квадратів (МНК). Метод найменших квадратів є одним з методів регресійного аналізу і призначений для оцінки невідомих величин за результатами вимірів, що містять випадкові похибки. Він застосовується також для наближеного представлення заданої функції іншими (простішими) функціями і часто виявляється корисним при обробці спостережень.

Реалізація підходу буде здійснена за допомогою інтерпретованої об'єктно-орієнтованої мови програмування високого рівня зі строгою динамічною типізацією - Python. Структури даних високого рівня разом із динамічною семантикою та динамічним зв'язуванням роблять її привабливою для швидкої розробки програм, а також як засіб поєднання наявних компонентів. Python підтримує модулі та пакети модулів, що сприяє модульності та повторному використанню коду. Інтерпретатор Python та стандартні бібліотеки доступні як у скомпільованій, так і у вихідній формі на всіх основних платформах. В мові програмування Python підтримується кілька парадигм програмування, зокрема: об'єктно-орієнтована, процедурна, функціональна та аспектно-орієнтована.

Рациональний підхід до оптимізації конверсії веб-системи дозволяє контролювати одне з головних напрямків розвитку бізнесу - оптимізацію витрат. Інформація, отримана в результаті застосування даного підходу, також забезпечує ресурсну базу для прийняття обґрунтованих бізнес рішень, а саме - який напрямок інвестування приносить найбільший прибуток.

Список використаних джерел:

1. Official Google Analytics Help Center [Електронний ресурс]. – 2019. – Режим доступу: <https://support.google.com/analytics/?hl=en#topic=3544906> – Заголов. з екрану.
2. Машинное обучение в повседневной жизни: типы ML и способы их применения [Електронний ресурс]. – 2019. – Режим доступу: <https://dou.ua/lenta/articles/ml-in-real-life/>, вільний. – Заголов. з екрану.
3. Теорія економічного аналізу. – [М. В. Мельник]. – Режим доступу: https://stud.com.ua/53254/ekonomika/teoriya_ekonomichnogo_analizu, вільний. – Заголов. з екрану.

РОЗПИЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ НА ОСНОВІ ІНВАРІАНТНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ

Алмакаєва А. Є.

Науковий керівник – канд.т.н., ст. викл. Пелешенко Д.С.
Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: anastasklyar@gmail.com

In my work, I analyzed the problem of invariant image recognition under the influence of growing noise. The existing methods of solving the problem of analyzing objects in real visual scenes do not allow to solve many important problems sufficiently. The model of their functioning fundamentally does not take into account the influence of external false influences and the resulting partial representations of objects. In this paper, we considered methods for solving this problem: moment invariants, systems of differential features, and wavelet analysis.

У даній роботі досліджуються властивості інваріантних ознак бінарних зображень, що необхідно для формування їх набору в задачі розпізнавання графічних образів. Показано, що інваріанти мають різні вхідні дані і різну чутливість до їх змін, що визначає стратегію їх вибору.

Відображення $\Omega: M \rightarrow P$ із множини зображень у множину ознак називається інваріантним щодо дії групи G , якщо $\Omega(gB) = \Omega(B)$ для будь-якого елемента $g \in G, B \in M$, тобто ознаки зображень з того ж самого класу еквівалентності збігаються між собою.

Інваріантне відображення загального вигляду $\Omega: M \rightarrow P$ має будуватися з урахуванням визначеної групи перетворень, набору еталонів та вимог до необхідної імовірності правильного розпізнавання.

Основні типи ознак аналізованих об'єктів:

- метричні ознаки, що набувають значення у межах деякого числового відрізка (довжина, площа, яскравість, діаметр, висота тощо);
- логічні знаки, що приймають значення 0 або 1 (істинне або хибне твердження про зображення);
- топологічні ознаки, як і логічні, стосуються якісного характеру зображення, але можуть набувати кілька значень замість двох; це може бути число компонентів зв'язності контуру зображення, число отворів у області об'єкта;
- структурно-лінгвістичні ознаки пов'язані з двома подібними підходами до проблеми розпізнавання: структурним та лінгвістичним. Під час структурного – зображення розглядають як сукупність окремих компонентів. Ці компоненти разом із правилами зв'язку формують спеціальну мову – граматику, яку аналізують під час структурно-лінгвістичного підходу. Отже, структурно-лінгвістичні методи полягають у синтаксичній формалізації класів зображень: кожному класові відповідає його граматика з визначеними правилами. Зображення належить до даного

класу, якщо його фраза відповідає правилам граматики для цього класу зображень. [1]

Система ознак обирається таким чином, щоб їх значення для зображень з одного класу еквівалентності співпадали між собою. Критерій розпізнавання полягає у порівнянні наборів інваріантних ознак об'єкту та еталону. Обчислюють міру схожості у просторі ознак та оптимізують значення цієї міри на множині еталонів. Інваріантні ознаки мають інтегральний характер та відображають властивості всього об'єкту.

Серед інваріантних ознак найчастіше користуються моментними інваріантами. Вони обчислюються на основі центральних моментів m_{pq} :

$$m_{pq} = \iint_0 (x-x_0)^p (y-y_0)^q B(x,y) dx dy, \quad p, q = 0, 1, 2, \dots,$$
$$x_0 = \iint_0 x B(x,y) dx dy / \iint_0 B(x,y) dx dy,$$
$$y_0 = \iint_0 y B(x,y) dx dy / \iint_0 B(x,y) dx dy. \quad [2]$$

Ще одним напрямком є використання систем диференційних ознак, в основі яких полягають похідні від функції яскравості. Ці методи використовуються в задачах аналізу контуру двовимірних об'єктів. У наш час диференційні підходи допомагають сформулювати особливості зображень на локальних ділянках.

Вейвлет-аналіз – це спектральний аналіз локальних характеристик зображення. З його допомогою можна оцінити вид геометричних перетворень, знайти контури зображення та побудувати інваріанти інтегрального типу. В якості еталонної моделі ознак використовують вектор коефіцієнтів одновимірного вейвлет-перетворення для декількох масштабів і зміщень як параметрів. Розглянуті методи мають ті ж переваги, що й спектральні. Вони дозволяють додатково виконати локальний просторовий енергетичний аналіз. До недоліків вейвлетових методів відносять великі витрати резерву пам'яті для зберігання проміжних перетворень. [3]

Існуючі методи в більшості вирішують проблему розпізнавання об'єктів шляхом узгодження описів у деякому просторі ознак. Кожен метод має свою раціональну область використання. Для деяких конкретних задач використовують комбіновані варіанти.

Список використаних джерел:

1. Путятін Є. П. Методи та алгоритми комп'ютерного зору: навч. посіб. / Є. П. Путятін, В. О. Гороховатський, О. О. Матат. – Харків : СМІТ, 2006. – 236 с.
2. Гороховатский В. А. Структурный анализ и интеллектуальная обработка данных в компьютерном зрении : [моногр.] / В. А. Гороховатский. – Харьков : СМІТ, 2014. – 316 с
3. Шапиро Л. Компьютерное зрение/ Л. Шапиро, Дж. Стокман.;[пер. с англ. А.А. Богуславского, под ред. С.М. Соколова].- М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с.

ЗАСТОСУВАННЯ АЛГОРИТМУ FEATURE DETECTION ДЛЯ ПОВУДОВИ ДОПОВНЕННЇ РЕАЛЬНОСТІ

Танянський О.С.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Яковлева О.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки

(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. 0996863382)

e-mail: tanyanski@gmail.com

Theory of a computer vision - the basis for the development of technologies of additional reality. The article discusses the possibility of using the algorithm of feature detection to build augmented reality. To increase the speed of the algorithms, various ways of filtering points are used to minimize their number and eliminate completely ineffective combinations.

Теорія комп'ютерного зору є основоположною для розвитку технологій доповненої реальності, і передусім в області використання маркерів. Основний напрям цього напрямку досліджень – це аналіз і обробка зображень (у тому числі і відеопотоків).

Алгоритми комп'ютерного зору дозволяють виділяти ключові особливості на зображенні (кути, межі області), здійснювати пошук фігур і об'єктів в реальному часі, виконувати 3d реконструкцію за декількома фотографіями і багато що інше. В області доповненої реальності алгоритми комп'ютерного зору використовуються для пошуку у відеопотоці спеціальних маркерів. Залежно від завдання, маркером можуть виступати як спеціально сформовані зображення, так і обличчя людей [1].

Після знаходження маркера у відеопотоці і обчисленні його місця розташування, з'являється можливість побудови матриці проєкції і позиціонування віртуальних моделей. За їх допомогою можна накласти віртуальний об'єкт на відеопотік таким чином, що буде досягнутий ефект присутності. Основна складність полягає в тому, щоб знайти маркер, визначити його місце розташування в кадрі і спроектувати відповідним чином віртуальну модель.

Концепція feature detection в комп'ютерному зорі відноситься до методів, які націлені на обчислення абстракцій зображення і виділення на ньому ключових особливостей. Ці особливості можуть бути як у вигляді ізольованих точок, так і кривих або пов'язаних областей. Не існує строгого визначення того, що таке ключова особливість зображення. Кожен алгоритм розуміє під цим своє (кути, грані, області і тому подібне).

Часто для пошуку маркерів використовуються алгоритми, які виконують пошук і порівняння зображень за ключовими точками. Ключова точка – це деяка ділянка картинки, яка є відмітною для заданого зображення. Що саме береться за цю точку – безпосередньо залежить від використовуваного алгоритму.

Для їх знаходження і подальшого порівняння використовуються три складові:

– детектор (англ. feature detector) – здійснює пошук ключових точок на зображенні;

– дескриптор (англ. descriptor extractor) – робить опис знайдених ключових точок, оцінюючи їх позиції через опис навколишніх областей;

– матчер (англ. matcher) – здійснює побудову відповідностей між двома наборами точок.

Спочатку за допомогою детектора здійснюється пошук ключових точок шаблонного (шуканого) зображення. Отримані точки потім описуються за допомогою дескриптора. Ця інформація зберігається в окремий файл (чи базу даних), щоб не виконувати цей процес знову. При обробці відеопотоку з метою пошуку заданого шаблону описаний процес виконується для кожного кадра (за винятком збереження даних). Для встановлення відповідності між ключовими точками і дескрипторами застосовується матчер.

Матчер – це метод аналізу і обробки структур даних в мовах програмування, заснований на виконанні певних інструкцій в залежності від збігу досліджуваного значення з тим чи іншим зразком, в якості якого може використовуватися константа, предикат, тип даних або інша підтримувана мовою конструкція.

Різні алгоритми працюють з різною швидкістю і ефективністю. В умовах застосування їх для побудови доповненої реальності необхідно використати тільки ті, які показують високу швидкість роботи при досить хорошій якості відстежування позицій ключових точок. Інакше ми можемо отримати помітні відставання у відеоданих, що знімаються.

Для підвищення швидкості роботи алгоритмів feature points detection застосовуються різні способи фільтрації точок, щоб мінімізувати їх число і відсіяти зовсім неефективні поєднання. Таким чином, можна добитися не лише підвищення швидкості роботи алгоритмів, але і якості трекінгу маркерів [2].

Список використаних джерел:

1. Шапиро, Л. Компьютерное зрение [Текст] / Л. Шапиро, Дж. Стокман; Пер. с англ. – М.: Бинум. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с.

2. Шапиро Л. Компьютерное зрение [Текст] / Л. Шапиро, Дж. Стокман; перевод с англ. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с.

3. Путятін, Є.П. Методи та алгоритми комп'ютерного зору [Текст] : Навч. посібник / Є.П. Путятін, В.О. Гороховатський, О.О. Матат. – Харків : ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 236 с.

4. Arth C. Instant Outdoor Localization and SLAM Initialization from 2.5D Maps [Text] /C. Arth, C. Pirchheim, J. Ventura. // IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2015. – № 11. – p. 1309–1318.

РЕАЛІЗАЦІЯ АЛГОРИТМУ РОЗДІЛЕННЯ ТРЕКІНГУ ТА ПОБУДОВИ КАРТИ ДЛЯ ПЛАТФОРМИ ANDROID

Кочкін А.С.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Яковлева О.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. 0996863382)
e-mail: andrii.kockin@nure.ua

The algorithm of Parallel Tracking and Mapping (PTAM) is examined for a platform Android. A key feature of this algorithm is the separation of the tracking and the construction of the map for execution in different streams. This allows for better mapping of the map, which was previously unavailable in real-time algorithms.

Ключовою особливістю цього алгоритму є розділення трекінгу і побудови карти для виконання в різних потоках. Це дозволяє використати для побудови карти досконаліші методи, раніше недоступні в алгоритмах, що працюють в реальному часі. Основний потік, який відповідає за трекінг, обробляє поточний кадр з камери і на основі наявної карти визначає поточний стан камери. Для побудови карти вводиться поняття ключових кадрів – кадрів з відеопотоку, що найкраще представляють інформацію про оточення. Потік побудови карти відповідає за додавання в карту нових ключових кадрів, оновлення положень точок на карті під час вступу нових вимірів і фільтрацію карти – видалення зайвих крапок і ключових кадрів.

Початковий алгоритм PTAM був адаптований Д.Клейном і Д.Мюрреєм для можливості роботи на смартфоні iPhone 3g, та ця версія не була викладена у відкритий доступ. Але навіть на такому пристрої виявляється можливим успішний трекінг маленького оточення з використанням цього алгоритму.

Попри те, що нині різниця в продуктивності смартфонів і комп'ютерів помітно скорочується, просте портування коду комп'ютерної версії PTAM виявляється недостатнім для його роботи в реальному часі на більшості пристроїв. У статті [1] автори пропонують варіант відповідної адаптації і оптимізації PTAM, у свою чергу додаючи використання орієнтації пристрою, отриманої за допомогою сенсорів IMU для уточнення позиціонування. Далі розглянемо деталі реалізації алгоритму для платформи Android, а також зміни і поліпшення, ґрунтовані на роботах Клейна і Мюррея, які були внесені в процесі реалізації в початковий алгоритм для кращої роботи на мобільних пристроях при збереженні досить точного і стійкого трекінгу.

Платформа Android була вибрана в якості цільової платформи як найпоширеніша платформа серед сучасних мобільних пристроїв. Додатки, що розробляються для цієї платформи, виконуються на багатьох пристроях

з процесорами різної архітектури: x86, ARM та інших. Для досягнення мультиплатформеності основна частина додатків і бібліотек реалізується на мові Java, і отриманий байткод виконується на віртуальній машині Dalvik VM. При цьому існує можливість для написання частини додатка з використанням нативного коду на C/C++. За допомогою Android Native Development Kit (NDK) він компілюється в динамічні бібліотеки під потрібні платформи. Це дозволяє використовувати ще раз основну частину коду і бібліотек, викликаючи його через JNI-обгортку з основного застосування.

Основна частина коду цієї системи написана на C++. Вибір мови обумовлений можливістю перевикористання великої частини початкового коду десктопної версії PTAM і наявністю хороших бібліотек комп'ютерного зору. Обгортки на Java використані тільки для передачі даних з камери пристрою в систему і передачі результату трекінгу назад в додаток. У цій реалізації використані наступні бібліотеки:

- CVD – високопродуктивна крос-платформенна бібліотека для комп'ютерного зору, обробки зображень і відео. Використовувалася для зручної роботи із зображеннями;

- TooN – бібліотека лінійної алгебри з великою кількістю ефективних алгоритмів. Використовувалася для роботи з векторами і матрицями: обчислення сингулярного розкладання матриці, розкладання Холецкого;

- Agast – ефективна реалізація різних детекторів кутів, наприклад FAST і AGAST;

- Tinyxml – бібліотека для роботи з XML, використовувалася для серіалізації карти оточення.

В якості інтерфейсу бібліотеки виступають класи-обгортки, які завантажують PTAM у вигляді динамічної бібліотеки libPTAM.so і потім звертаються до неї з використанням JNI.

На відміну від оригінального PTAM, при такій архітектурі система ніяк не зав'язана на відрисовку контенту в додатку і може бути зручно використана тільки для здійснення трекінгу. При цьому можливе отримання низькорівневої інформації про трекінг і карти оточення, недоступної в готових бібліотеках для побудови доповненої реальності для мобільних пристроїв.

Список використаних джерел:

1. Klein Georg, Murray David. Parallel Tracking and Mapping on a Camera Phone //Proc. Eighth IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR'09). — Orlando, 2009. — October.

2. Пилюгин К. С. Построение дополненной реальности на основе визуальной и пространственной информации. Санкт-Петербург, 2017. — 33с.

ДОСЛІДЖЕННЯ ПИТАННЯ НОРМАЛІЗАЦІЇ ГЕОМЕТРИЧНИХ ПЕРЕТВОРЕНЬ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ДЕСКРИПТОРІВ ХАРАКТЕРНИХ ТОЧОК

Чугаєв А. А.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Яковлева О.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: oleksii.chuhaiov@nure.ua

The given work is devoted to the study of the possibility of using the image characteristic points to eliminate geometric transformations that distinguish images. This process is called normalization and has a very important practical value. Characteristic points were determined on SURF descriptor based. For experimental research, the language of JAVA, the IntelliJ IDEA development environment, OpenCV library were used. The research, carried out in the work, allows us to conclude that it is expedient to use descriptors of characteristic points for the image normalization.

Одним з фундаментальних підходів до побудови оператора нормалізації є використання функціоналів [1]. Підхід на основі функціоналів дуже складно використовували в умовах афінних або проектних перетворень.

Метою даної роботи було знайти альтернативний підхід до нормалізації зображень при наявності складних геометричних перетворень, таких як афінні і проектні, на основі аналізу характерних точок зображень.

В основі даного підходу лежить відома властивість афінного і проективного перетворення про те, що будь-які три точки в разі афінного перетворення і чотири в разі проективного, що не лежать на одній прямій, і їх образи однозначно задають афінне або відповідно проективне перетворення.

В роботі запропоновано використовувати для пошуку відповідних точок дескриптори, які визначають і описують характерні точки зображення. На сьогоднішній день існує велика кількість дескрипторів, які відрізняються швидкістю обчислення, інваріантністю до геометричних спотворень, можливістю комерційного використання. Наприклад дескриптори SURF, SIFT, ORB, BRISK, AKAZE та ін. В роботі використовувався дескриптор SURF, який виконує два завдання - пошук особливих точок зображення та створення їх дескрипторів, інваріантних для масштабу та обертання [2]. Це означає, що опис ключової точки буде однаковий, навіть якщо зразок змінить розмір. SURF розглядає зображення як єдине ціле і виділяє особливості всього зображення, тому він погано працює з об'єктами простої форми. Загалом, техніка для досягнення масштабною інваріантності полягає в тому, щоб дослідити зображення в

різних масштабах, масштабному просторі, використовуючи гаусові ядра. SURF розподіляє масштабний простір на рівні та октави.

Після обчислення множини дескрипторів $D = \{d_i\}, i = 1 \dots |D|$, вхідного зображення B і множини дескрипторів $D_0 = \{d_{0j}\}, j = 1 \dots |D_0|$, еталона B_0 , де d_i, d_{0j} – вектора ознак дескрипторів, необхідно знайти відповідні пари точок (d_i, d_{0j}) на цих зображеннях, де $d_i \in D, d_{0j} \in D_0$. Для цього використовується метод найближчого сусіда, а для відкидання помилкових відповідностей метод RANSAC. Метод найближчого сусіда полягає в тому, що для кожного дескриптора $d_i \in D$ вибираються два йому найближчих з множини D_0 навпаки. Якщо у вибраного дескриптора вже є відповідні два дескриптора, то він пропускається і пошук триває. У підсумку кожному дескриптору на одному зображенні, відповідає два дескриптора на іншому зображенні. Схема роботи алгоритму RANSAC полягає в циклічному повторенні пошуку матриці трансформації H між випадково вибраними чотирма особливими точками на одному зображенні і відповідно їм чотирьом точкам на другому. Зв'язок між двома відповідними точками t_i і t'_i в однорідних координатах задається як:

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \\ 1 \end{bmatrix},$$

де h_{ij} – параметри матриці гомографії H ;

$(x_i, y_i), (x'_i, y'_i)$ – координати точок t_i і t'_i відповідно.

Краща матриця трансформації вважається тою, в якій досягнутий мінімум суми відхилень будь-яких спеціальних точок зображень при перетворенні. Таким чином, метод RANSAC дає можливість отримати матрицю гомографії, а саме, матрицю геометричних перетворень, що відрізняє два зображення, яку в роботі пропонується використовувати для нормалізації.

Для проведення експериментальних досліджень було використано мову JAVA, середовище розробки IntelliJ IDEA, бібліотеку OpenCV.

Проведені в роботі дослідження дозволяють зробити висновок про доцільність застосування дескрипторів характерних точок для нормалізації зображень.

Список використаних джерел:

1. Путятин Е.П., Аверин С.И. Обработка изображений в робототехнике. М: Машиностроение, [Текст]: учеб. пособие / 1990. – 320 с.
2. Bay H. Surf: Speeded up robust features [Text] / H. Bay, T. Tuytelaars, L. Van Gool // European Conference on Computer Vision. – 2006. – P.404 – 417.

ПРИМЕНЕНИЕ ДЕСКРИПТОРОВ ДЛЯ СШИВКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Шевченко Н. С.

Научный руководитель – к.т.н., доц. Яковлева Е.В.

Харьковский национальный университет радиоэлектроники

(61166, Харьков, просп. Науки, 14, каф. Информатики,

тел. (057) 702-14-19)

e-mail: mykyta.shevchenko@nure.ua, тел. +38 (093) 940-89-94

The given work is devoted to the problem of image stitching. Image stitching is the process of matching, aligning and overlaying two or more images of a scene which is captured from different viewpoints. It is extensively used in numerous vision based applications. Image registration has five main stages: feature detection and description, feature matching, outlier rejection, derivation of transformation function, and image overlaying. Timing and accuracy of feature-based image stitching mainly depend on computational efficiency and robustness of the selected descriptor. In this work, SURF and SIFT descriptors were considered. For experimental research, the language of JAVA and OpenCV library were used.

В работе были исследованы дескрипторы SIFT и SURF. Для получения дескриптора SIFT (Scale Invariant Feature Transform) строится пространство переменного масштаба, в нем вычисляются функции LoG с различным параметром сглаживания. Точка считается ключевой, если она является локальным экстремумом разности Гауссианов. После множество предполагаемых ключевых точек уточняется (удаляются точки с малым контрастом и на границе объектов) и вычисляются их ориентации. Для этого строится взвешенная гистограмма градиентов в окрестности, выбирается направление, соответствующее максимальной компоненте гистограммы. Точке присваиваются все направления, которым соответствуют значения компонент гистограммы, больших заданного порога. Дескриптора SIFT инвариантен относительно сдвигов, вращений, масштаба, не смещающим локальные экстремумы. В случае дескриптора SURF (Speeded Up Robust Features) для нахождения особых точек используется матрица Гессе [2]. Детерминант матрицы Гессе (гессиан) достигает экстремума в точках максимального изменения градиента яркости. После нахождения ключевых точек, метод SURF формирует их дескрипторы. Дескриптор представляет собой набор из 64 (либо 128) чисел для каждой ключевой точки. Эти числа отображают флуктуации градиента вокруг ключевой точки. Дескриптор SURF инвариантен к повороту.

Для поиска соответствующих пар характерных точек использовался метод ближайшего соседа, а для отброса ложных соответствий метод RANSAC. Метод ближайшего соседа заключается в том, что для каждого дескриптора одного изображения выбираются два ему ближайших

дескриптора из множества дескрипторов второго изображения и наоборот. В итоге каждому дескриптору на одном изображении, соответствует два дескриптора на другом изображении. На основе анализа соотношения длин отсеваются дескрипторы, не удовлетворяющие необходимому уровню определенности. В качестве меры сходства использовалось евклидово расстояние. Схема работы алгоритма RANSAC заключается в циклическом повторении поиска матрицы трансформации H между случайно выбранными четырьмя особыми точками на одном изображении и соответственно им четырьмя точками на втором и выбором наилучшей матрицы. После применения матрицы H к одному из изображений происходит непосредственно сшивка изображений (рис. 1).



а б в
Рисунок 1 – Сшивка изображений на основе дескриптора SIFT:

а) исходные изображения; б) соответствующие характерные точки, найденные на основе дескриптора SIFT; в) совмещение изображений, после применения найденной матрицы трансформации H

Для проведения исследований были использованы язык Java и открытая библиотека OpenCV, а именно, такие OpenCV Object: SIFT (128) ('ConstrastThreshold', 0.04, " Sigma ", 1.6); SURF (128) ('Extended', true, 'HessianThreshold", 100); SURF (64) ('HessianThreshold", 100)).

Эксперименты показали, что сшивка изображений на основе дескриптора SIFT работает медленнее, чем на основе дескриптора SURF (в нашем случае в 2,5 раза), также дескриптор SIFT плохо справляется с изменениями освещения. Однако дескриптор SIFT имеет преимущества перед SURF в том, что он инвариантен к вращению, изменениям масштаба и аффинным преобразованиям. В целом исследования позволяют сделать вывод о целесообразности использования дескрипторов для сшивки изображений.

Список использованных источников:

1. Lowe D. G. Object recognition from local scale-invariant features // Proc. Intl. Conference on Computer Vision. – 1999. – P. 1150–1157.
2. Bay H., Ess A., Tuytelaars T., Van Gool L. SURF: Speeded up robust features // Computer Vision and Image Understanding. – 2008. – V. 110. – P. 346–359.

СЕГМЕНТАЦІЯ НЕЧІТКИХ ТАК АДГЕЗИВНИХ КЛІТИН ГРУНТОВАНА НА МІНІМАЛЬНОМУ КІСТЯКОВОМУ ДЕРЕВІ ТА ВИЯВЛЕННІ УВІГНУТИХ ТОЧОК

Бакараєв І.С.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Кобилін О.А.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-14-19)
e-mail: illia.bakaraiev@nure.ua

The task of medical image segmentation has a wide range of applications in the field of medical research, such as clinical diagnostics, pathological analysis, surgical planning, computer surgery, and so on. In recent years, the global incidence of cancer is increasing, and early detection of cancer is particularly important. Accurate segmentation is an important part of computerized image analysis of blood cells. And the image of blood cells has characteristics of contact of cells, frequent strong adhesion, various sizes of cells, fuzzy border of cells and so on. It is difficult to accurately segment them. In particular, it has become a hot and complex topic for learning how to extract the cell area and achieve good segmentation of cell adhesion on a complex background.

Розпізнавання клітинної адгезії - важлива проблема сучасних медичних аналізів крові, які є важливою частиною діагностики раку крові.

Метод, заснований на модифікації стандартного методу графів і мінімального кістякового дерева, є дуже ефективним методом виокремлення клітин із загального фону. Модифікація даного методу полягає в поліпшенні ваги ребер графа і порогової функції.

Поділ клітинних утворень на окремі клітини здійснюється методом виявлення увігнутих точок, виявлення координат ядер окремих клітин і подальшої побудови відсутніх кордонів.

Найважливішим параметром у визначенні клітинної адгезії є коефіцієнт форми, що визначається за формулою:

$$PE = \frac{4\pi A}{C^2},$$

де C - довжина кола об'єкта, а A - його площа.

Складність форми об'єкта обернено пропорційна величині коефіцієнта форми, так для одиниці форм-фактором є коло - найпростіша форма, безальтернативно належить одиночним клітинам. Коли клітини злипаються і утворюють множинні освіти, їх коефіцієнт форми буде прагнути до нуля, сигналізуючи про наявність адгезії.

Граничний коефіцієнт визначається експериментальним шляхом, і в середньому становить близько 0,5, всі об'єкти з коефіцієнтом нижче є множинними утвореннями з злиплих клітин.

Клітинні утворення діляться на три типи - паралельні, послідовні і змішані. Їх розрізняють по співвідношенню кількості клітинних ядер і

кількості увігнутих точок. Виявлення увігнутих точок відбувається за допомогою алгоритму, що аналізує відсоток потрапляючих за межі фігури пікселів між точками і складаючих перелік локальних увігнутих точок, за якими в результаті знаходяться основні увігнуті точки - точки з найбільшим параметром утоплення в тіло об'єкта.

Кількість клітин в з'єднанні дорівнює кількості знайдених за координатами клітинних ядер.

Для послідовних клітинних з'єднань співвідношення кількості увігнутих точок до кількості ядер дорівнює

$$A = 2M - 2,$$

де A - кількість клітин, а M - кількість увігнутих точок.

Для паралельних з'єднань співвідношення дорівнює:

$$A = M.$$

Поділ клітинних об'єднань здійснюється в залежності від їх форм-фактора, і ґрунтується на розрахунку найближчих до клітинного ядра увігнутих точок об'єкта.

Для послідовних клітинних об'єднань алгоритм спочатку знаходить дві рівновіддалені від двох сусідніх ядер точки, а потім утворює клітинний кордон базуючись цими точками.

Для паралельних об'єднань кордони утворюються від вогнутих точок до умовного центру клітинного об'єднання.

Експерименти дали зрозуміти, що алгоритм в змозі ефективно розділяти дотичні клітинні осередки. Результат сегментації стабільний і контрольований, кількість втрат виявлених клітин становить менше 1% від загальної кількості.

Список використаних джерел:

1. Song Y. et al. Accurate segmentation of cervical cytoplasm and nuclei based on multiscale convolutional network and graph partitioning //IEEE Transactions on Biomedical Engineering. – 2015. – Т. 62. – №. 10. – С. 2421-2433.
2. Li, Gang, et al. "Segmentation of touching cell nuclei using gradient flow tracking." *Journal of Microscopy* 231.1 (2008): 47-58.
3. Al-Kofahi, Yousef, et al. "Improved automatic detection and segmentation of cell nuclei in histopathology images." *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 57.4 (2010): 841-852.
4. Ulle, Anand Raj, T. N. Nagabushan, and Vijaya Basavaraj. "Clump splitting in Histopathological images based on concave points." *2015 International Conference on Cognitive Computing and Information Processing (CCIP)*. IEEE, 2015.
5. Fabijańska, Anna, and Jarosław Goclański. "New accelerated graph-based method of image segmentation applying minimum spanning tree." *IET Image Processing* 8.4 (2014): 239-251.

МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ ТЕКСТУ З ЗОБРАЖЕННЯ

Угреватов Д.І.

Науковий керівник - к.т.н., доц. Кобилін О.А.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Інформатики, тел. (057) 702-13-19)

E-mail: dmytro.uhrevatov@nure.ua

Text recognition by automated methods is one of the most popular tasks of computer image recognition. This technology is used in many areas: in government structures, commercial projects, everyday life of ordinary people, etc. Several public libraries, such as OpenCV, have now been created that allow working with digital data, but their use still requires a certain technical education. Such libraries of computer vision do not contain ready-made solutions and are only a tool for creating working algorithms.

Для розпізнавання тексту використовується методи контурного аналізу. Основа контурного аналізу - контурний аналіз дозволяє, описувати, зберігати, порівнювати і робити пошук об'єктів, представлених у вигляді своїх зовнішніх обрисів – контурів. Контур букви або цифри з вхідного зображення порівнюється з контуром цього ж символу в загальноприйнятому шаблоні. Для даної роботи спочатку був зроблено демонстраційний шаблон, який містить в собі зразок зображення букв і цифр. Також використовується одна з найпопулярніших бібліотек для роботи з зображеннями OpenCV - бібліотека алгоритмів комп'ютерного зору, обробки зображень та чисельних алгоритмів загального призначення з відкритим кодом. Реалізована на C / C ++, також розробляється для Python, Java, Ruby, Matlab, Lua та інших мов. Може вільно використовуватися в академічних і комерційних цілях.

Метод складається з 3 етапів: попередня обробка зображення, виділення символів тексту, порівняння контурів.

Попередня обробка:

1. Переводимо зображення в градації сірого. У OpenCV це робиться за допомогою функції `cvtColor()`.

2. Для видалення шумів використовуємо медіанний фільтр, він добре справляється з шумами типу «перець і сіль», а так само покращує контур, що важливо для подальшого контурного аналізу. У OpenCV для цього використовується функція `medianBlur()`.

3. Наступний крок містить в собі бінаризація зображення або переведення зображення в чорно-біле за допомогою функції `thresholdMat()`.

Виділення символів. На даному етапі відбувається виділення кожного символу в окреме зображення:

1. За допомогою детектора кордонів Кенні, реалізованого в OpenCV у вигляді функції `Canny()`, на зображенні можна виділити кордону всіх об'єктів.

2. Потім за допомогою функції `findContours()`, можна отримати контури об'єктів у вигляді набору точок з координатами. Маючи набір точок для кожного контуру можна визначити найменший прямокутник, який буде містити область всередині контуру. Знайти прямокутник можна за допомогою функції `boundingRect()`.

3. Прямокутник буде знову ж представлений у вигляді набору точок його контуру. Використовуючи цю інформацію, виділяємо на початковому зображенні контур кожного прямокутника і зберігаємо внутрішню область у вигляді нового зображення.

Порівняння контурів:

1. Контур кожного символу порівнюється з контуром цього ж символу в нашому шаблоні за допомогою функції `computeDistance()` з бібліотеки `OpenCV`. Принцип роботи функції наступний: на вхід подається два контури, а на виході чисельне значення. Чим більше число, тим менше схожі контури. В основі методу лежить порівняння точок контурів між собою. Відшуковуються схожі точки і будується гістограма відмінностей, по якій вважається відстань.

В ході експериментів було встановлено, що функція `computeDistance()` дає досить точні результати і чутлива тільки до якості вхідного зображення і еталонного зображення символу. На жаль, існує одна істотна недолік - час роботи. Так як порівняння контурів йде по піксельно, при хорошому вхідному зображенні контури можуть досягати розмірності від 250 до 500 пікселів. Неодноразовий перебір такого масиву вимагає великої обчислювальної потужності.

Список використаних джерел:

1. Garcia G. B. et al. Learning Image Processing with OpenCV. – Packt Publishing Ltd, 2015.
2. Belongie S., Malik J., Puzicha J. Shape matching and object recognition using shape contexts //IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence. – 2002. – №. 4. – С. 509-522.
3. Dawson-Howe K. A practical introduction to computer vision with opencv. – John Wiley & Sons, 2014.
4. Suzuki S. et al. Topological structural analysis of digitized binary images by border following //Computer vision, graphics, and image processing. – 1985. – Т. 30. – №. 1. – С. 32-46.
5. Bradski G., Kaehler A. Learning OpenCV: Computer vision with the OpenCV library. – " O'Reilly Media, Inc.", 2008.

REVIEW OF TEXT RECOGNITION ALGOROTHTMS

Петухова К.С.

Науковий керівник – проф. Кузьомін О.Я.

Харківський національний університет радіоелектроніки

(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Інформатики, тел.)

e-mail: katernya.petukhova@nure.ua, тел. +380634731403

This work is created to consider various methods of text recognition on images. The aim of it is to categorize and analyze different algorithms. Text recognition can be defined as main technique for image labeling. In recent years machine learning and pattern recognition, which are useful for text extraction, became very popular in computer vision area. That is why a lot of new schemes and algorithms have appeared. There are a lot of different algorithms and some of them can be useful for one purpose and another for second one. That is why it is important to understand and consider variety of all these approaches and methods.

Firstly, let's review top-down, bottom-up and hybrid approaches of text recognition in scene-text images.

The main idea of top-down approach is to separate image to segments, starting from paragraphs and ending with characters, using recursive algorithms. According to comparing analysis [1] the highest precision, which is 91.8%, has algorithm, created by Liu and Samarabandu [2]. Results are very high but this method has errors because of using edge detector, which sometimes extracts unnecessary objects instead of words.

Bottom-up approach provides techniques, which divide images on character level and then aggregate small parts into words and sentences. All algorithms use different frameworks, techniques and function to extract characters and group them into words. For instance, divide image into some areas and assign label to each part [3]. Use two different detection operations for small and big characters [4] etc.

Secondly, let's review segmentation of document images. The main problem of this task are handwritten texts, so the biggest part of mentioned algorithms are aimed at recognition of handwritten characters. In general, segmentation of document images can be divided on 3 steps: text line, word and character segmentation. Sometimes second step needs previously extracted lines from the document, but in another cases this condition is not necessary.

Bolan Su and Shijian Lu propose new technique for text recognition in scene images in their article "Accurate Scene Text Recognition Based on Recurrent Neural Network"[5]. The main idea of their method is to recognize whole word instead of image segmentation to character level.

According to Su and Lu in their paper, a lot of algorithms make errors because of noise, perspective distortion and fonts. Author think that it is better to find word without dividing images to parts, what will decrease amount of fails. Firstly, the text-scene image is converted into unsegmented sequence, which

consists of column vectors of Histogram of Oriented Gradient (HOG). Second step is classifying these vectors to the words using the Recurrent Neural Network (RNN). Instead of simple Neural Network RNN was used, because, as Su and Lu explain, it uses long short-term memory (LSTM) structure for information incorporating. Second argument, presented by authors is absence of necessity to apply image labeling for each single column vector of the sequence. Su and Lu say, that it is very important factor, because of blurring, noise and distortion task of vector labeling becomes impracticable.

For word storing Su and Lu use as known Lexicon. It is list of potential words, which is used for looking for the best condition satisfying words. Algorithm counts possible score for the words and choose the best option if the score is maximum.

This work is helpful for understanding basic principles of text extraction and provide an overview of different text-segmentation algorithms, which use various methods and techniques. It considers, that it is better to use different schemes, because their performance depends on noise, background, light etc. That is why they compare different techniques, but with the same ideas.

References:

1. Sahare P. & Dhok S. B. (2017) Review of Text Extraction Algorithms for Scene-text and Document Images, IETE Technical Review, 34:2, 144-164, DOI:10.1080/02564602.2016.1160805
2. Liu X. and Samarabandu J., "Multiscale edge-based text extraction from complex images," in IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), Toronto, ON, Jul. 9A12, 2006, pp. 1721A1724.
3. Lee S. H. and Kim J. H., "Integrating multiple character proposals for robust scene text extraction," Image Vision Comput., Vol. 31, no. 11, pp. 823A840, Nov. 2013.
4. Ezaki N., Bulacu M., and Schomaker L., "Text detection from natural scene images: towards a system for visually impaired persons," in Proceedings of 17th International Conference on Pattern Recognition, Cambridge, Aug. 23A26, 2004, Vol. 2, pp. 683A686.
5. Su B., Lu S. (2015) Accurate Scene Text Recognition Based on Recurrent Neural Network. In: Cremers D., Reid I., Saito H., Yang MH. (eds) Computer Vision -- ACCV 2014. ACCV 2014. Lecture Notes in Computer Science, vol 9003. Springer, Cham

ПРО ОСОБЛИВОСТІ ТРИВИМІРНОГО ПОДАННЯ ПРОСТОРОВИХ ОБ'ЄКТІВ ЗАСОБАМИ ГЕОІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

к.т.н., доцент Творошенко І.С.,

Трубаєва С.С.

Харківський національний університет міського господарства

імені О. М. Бекетова

(61002, Харків, вул. Маршала Бажанова, 17,

кафедра земельного адміністрування та геоінформаційних систем)

e-mail: tvoroshenko@gmail.com

Three-dimensional visualization of territories by computer graphics methods and the development of three-dimensional geographic information systems can change the technology of management of territories, the environment, as well as the development and management of projects. A three-dimensional model is created based on thematic layers. They are an important tool for identifying and fixing issues. In addition, a three-dimensional model can assist the appraiser in evaluating real estate, as it contains a database, which in turn contains attribute information and visual imaging, on the basis of which it is possible to perform the necessary calculations.

Тривимірний спосіб представлення поверхонь у геоінформаційних системах – це подання поверхонь, що передбачає створення істинних тривимірних об'єктів (структур даних, де місцезрештування фіксується в трьох вимірах (X, Y, Z)).

Застосування тривимірних моделей дозволяє, наприклад [1]:

– наочно візуалізувати просторові об'єкти місцевості та розв'язати задачі, що пов'язані з їх моделюванням;

– по-новому вирішити задачі проектування житлової та громадської забудови, розміщення об'єктів побутового та господарського призначення в муніципальних системах;

– створювати нові типи тривимірних умовних знаків;

– розширювати можливості геоінформаційних систем, як систем підтримки та прийняття рішень;

– виконувати синтез тривимірних структур.

Тривимірна візуалізація територій методами комп'ютерної графіки та розробка тривимірних геоінформаційних систем здатні змінити технологію управління територіями, навколишнім середовищем, а також розробки та ведення проектів.

У даній роботі розроблено тривимірну модель подання території дитячого табору «Діброва», що знаходиться в селі Липці Харківської області, яка дозволяє деталізувати вибрану земельну ділянку для різних цілей, серед яких є аналіз просторового об'єкту для подальшого створення моделі поліпшення занедбаної території дитячого табору, а також як механізм для проведення оцінки нерухомого майна (рис. 1).

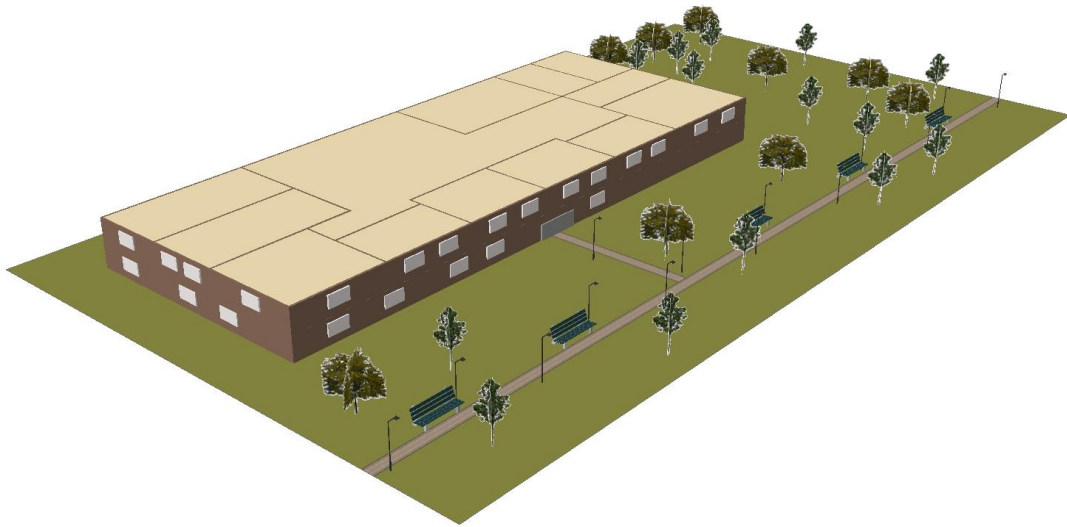


Рисунок 1 – Тривимірний модель дитячого табору «Діброва»

Перехід до тривимірного подання просторових об'єктів на місцевості відкриває нові можливості та дозволяє розв'язати такі задачі:

- візуалізація ландшафту території та її інфраструктури;
- візуалізація існуючих природних та штучних об'єктів;
- планування розвитку території, ескізне пророблення різних варіантів розвитку території;
- планування капітального ремонту, реконструкції і зносу об'єктів;
- аналіз просторових даних в об'ємі та подання результатів аналізу в зручному для сприйняття вигляді [1];
- пошук та проведення інвестиційної оцінки земельної ділянки;
- впровадження інтегрованих у карту систем підрахунку вартості нерухомості та земельних ділянок у залежності від розташування, стану, рельєфу місцевості тощо [2];
- моделювання просторового об'єкта з урахуванням природного ландшафту.

Слід зазначити, що тривимірне моделювання надає модель, яка максимально наближена до реальності, саме сучасні геоінформаційні технології дозволяють досягти такої високої деталізації.

Список використаних джерел:

1. Творошенко І.С. Розробка просторової моделі геоінформаційної підтримки людей з обмеженими можливостями, що пересуваються на інвалідних колясках, у місті Харкові / І.С. Творошенко, В.А. Табашник // Збірник наукових праць ХНУПС. – 2018. – Вип. 1 (55).
2. Творошенко І.С. Практичні аспекти створення вихідної інформації для проведення геоінформаційного аналізу у сфері управління нерухомістю / І.С. Творошенко, В.Р. Мгеброва, В.В. Білий // Збірник наукових праць ХУПС. – 2016. – Вип. 1 (46). – С. 107-111.

ДО ПИТАННЯ ОСОБЛИВОСТЕЙ ВЕКТОРНОГО ПОДАННЯ ФРАГМЕНТІВ ЗОБРАЖЕННЯ ПРОСТОРОВИХ ОБ'ЄКТІВ

к.т.н., доцент Творошенко І.С.

Харківський національний університет міського господарства
імені О. М. Бекетова

(61002, Харків, вул. Маршала Бажанова, 17,

кафедра земельного адміністрування та геоінформаційних систем)

e-mail: tvoroshenko@gmail.com

The paper deals with the question of the introduction of topological characteristics into the vector data structure, which avoids the main disadvantage of point polygonal structures and related errors: each point is remembered once in a segment, and then used repeatedly. A widespread vector polygonal spatial data structure is a triangular irregular network, known under the acronym TIN. The model is constructed by combining the known point values in a series of triangles using the Delone triangulation algorithm.

Формати графічних файлів можна розділити на два загальні класи [1]: векторні (об'єктно-орієнтовані) і растрові (пиксельні). Растрові формати призначені для відображення зображень зі складними гаммами кольорів, відтінків та форм, а саме: фотореалістичні зображення, малюнки, відскановані дані. Векторні формати добре пристосовані для креслень зображень із простими формами, тінями і забарвленням.

Слід зазначити, що у векторному поданні зображення будуються за допомогою математичних описів об'єктів (примітивів). Примітивом можуть виступати лінії, дуги, кола, багатокутники, криві, текст. Крім того, векторну графіку називають «об'єктно-орієнтованою» тому, що файл зображення формується з дискретних, не зв'язаних між собою елементів, розміри, форма і колір яких можуть бути незалежно один від одного змінені швидко і без втрати якості. Векторним способом подання просторових даних, або векторною моделлю, називають спосіб формалізації просторових даних, що ґрунтується на використанні набору елементарних графічних об'єктів [2].

В основу векторної моделі покладено точку – первинний графічний елемент із певними координатами, місце розташування якого відоме з заданою точністю. Дві точки з відповідними координатами формують другий графічний примітив – лінію (відрізок прямої), що з'єднує дані точки. Замкнута послідовність ліній відокремлює частину поверхні – полігон, який є третім з основних елементарних графічних об'єктів, на яких базується векторна модель просторових даних.

Сукупність цих трьох елементарних графічних об'єктів – точки, лінії та полігону – достатня для опису форми як лінійних, так і просторових об'єктів, які кодуються як сукупність координат точок, що апроксимують форму лінійного об'єкта, наприклад, контура територіального об'єкта, території землекористування населеного пункту [2].

У базі даних зберігається пооб'єктна інформація про координати точок введення, у структуру таблиць може бути введена атрибутивна інформація для об'єктів, що цифруються, а також інформація про графічне зображення просторових об'єктів.

Спосіб векторного подання метричних даних з використанням зазначених елементарних графічних об'єктів називається точковою полігональною структурою векторних даних. Основний недолік даного способу формалізації просторових даних полягає у відсутності в записі даних топологічної інформації, що вимагає при введенні метричних даних за допомогою дигітайзера проводити повний обхід кожного полігону. Слід зазначити, що це призводить до подвійного проходу по спільних для двох суміжних полігонів межах, що обумовлює значне збільшення витрат часу на введення, а також появу двох, що не збігаються через неточності позиціонування дигітайзера, спільних границь суміжних просторових об'єктів, які створюють так звані «паразитні» полігони.

Введення топологічних характеристик у структуру векторних даних дозволило уникнути основного недоліку точкових полігональних структур та пов'язаних з ним похибок: кожна точка запам'ятовується один раз у складі якого-небудь сегмента, а потім використовується багаторазово.

Поширеною векторною полігональною структурою просторових даних є трикутна нерегулярна мережа, відома під абревіатурою TIN. Модель будується шляхом об'єднання відомих точкових значень у серії трикутників за алгоритмом тріангуляції Делоне. TIN використовується для подання поверхні у вигляді сукупності суміжних тривимірних трикутних граней, що не перекриваються. Таким чином, завдяки «нерегулярності», TIN-модель є більш гнучкою порівняно з растровою, дозволяє компактно та з мінімальними похибками описати поверхні з вкладеними формами [1].

Дана модель розглядає вузли або точки мережі як первинні елементи. Топологічні відношення встановлюються шляхом створення в базі даних для кожної вузлової точки вказівки на сусідні вузли. Простір, що оточує територію, яка моделюється TIN, подається фіктивною вузловою точкою, це допомагає в описі топології примезових точок і спрощує цю процедуру.

Таким чином, база даних TIN-моделі повинна містити такі набори: список вузлових точок, список покажчиків, список трикутників.

Список використаних джерел:

1. Творошенко І.С. Розробка просторової моделі геоінформаційної підтримки людей з обмеженими можливостями, що пересуваються на інвалідних колясках, у місті Харкові / І.С. Творошенко, В.А. Табашник // Збірник наукових праць ХНУПС. – 2018. – Вип. 1 (55).

2. Творошенко І.С. Практичні аспекти створення вихідної інформації для проведення геоінформаційного аналізу у сфері управління нерухомістю / І.С. Творошенко, В.Р. Мгеброва, В.В. Білий // Збірник наукових праць ХУПС. – 2016. – Вип. 1 (46). – С. 107-111.

ДВОЕТАПНИЙ МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ МІСЬКОЇ ЗАБУДОВИ НА ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ЗОБРАЖЕННЯХ ДИСТАНЦІЙНОГО ЗОНДУВАННЯ ЗЕМЛІ

Соломоненко Ю.С., Хижняк І.А., Худов Р.Г.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Худов Г.В.

Харківський національний університет Повітряних Сил ім. І.Кожедуба

Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна

(61023, Харків, вул. Сумська 77/79, каф. тактики РТВ)

e-mail: 2345kh_hg@ukr.net

The goal is to develop a method for identifying urban objects in optical-electronic images of on-board remote sensing systems of the Earth. It is established that urban objects are quite contrasting and contain many straight lines. The selection of such objects is considered as a two-step method: the use of a Canny boundary detector and the application of the Hough transform. At the first stage, the selection of boundaries is made, at the second - the selection of straight lines. It has been established that visual quality allows revealing objects of interest, and the proposed method can be used to find urban objects.

Відомо[1], що детальне вивчення великих міст або окремих їх районів проводиться по великомасштабним планам, топографічним картам та даним дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) повітряного та космічного базування. Тому актуальним є розробка методу виявлення об'єктів міської забудови на зображеннях бортових систем ДЗЗ з використанням перетворення Хафа.

Встановлено, що об'єкти міської забудови є досить контрастними і містять багато прямих ліній [1]. Отже, якщо для кожного каналу кольорового простору представлення кольорового зображення (наприклад, RGB) за допомогою деякого детектора знайти границі, то за допомогою перетворення Хафа в кожному каналі можна виділити прямі лінії. Якщо лінії об'єкта знаходяться в усіх трьох каналах RGB одночасно, то це є ознакою штучного походження об'єкту. Якщо тільки в одному каналі – об'єкт має природне походження (наприклад, річка), якщо в двох каналах – класифікація ускладнена (це може бути, наприклад, польова дорога) [2].

Отже, виділення об'єктів міської забудови розглядається як двоетапний метод, а саме, застосування деякого детектора границь та застосування безпосередньо перетворення Хафа. На першому етапі проводиться виділення границь, на другому – виділення прямих ліній.

У якості детектору границь запропоновано використання детектору границь Канні, який включає в себе наступні етапи [3]:

1. Згладжування з метою зменшення впливу шумів та визначення границь, для чого використовується фільтр Гауса.

2. Пошук градієнту на зображенні після фільтру Гауса за допомогою оператора Собеля, основою якого є припущення, що функція розриву яскравості на гранях становиться значно більшою. Після використання

оператора Собеля інтенсивність кожного пікселя вихідного зображення дорівнює градієнту вектора яскравості.

3. Придушення хибних максимумів з метою перетворення "розмитих" границь в "чіткі". Це досягається збереженням локальних максимумів та видаленням усього іншого.

4. Подвійна порогова фільтрація, щодозволяє зменшити вплив шуму (за рахунок верхнього порогу) та не втратити "хвости" (за рахунок нижнього порогу). Сутність – кожен піксель, що перевищує верхній поріг, відмічається як "сильний", кожен піксель, що попадає між двома порогамі, – "слабкий" (яскравість таких пікселів приймає фіксоване середнє значення та буде уточнюватися на наступному етапі), пікселі, що менше нижнього порогу – видаляються.

5. Трасування області невизначеності. Задача зводиться до виділення груп пікселів, що отримали на попередньому етапі проміжне значення, та віднесенню їх до границі (якщо вони з'єднанні з однією з встановлених границь) або їх придушенню (в протилежному випадку).

У якості вихідного розглянуте оптико-електронне зображення, що отримане з бортової системи ДЗЗ Ikonos [2].

На першому етапі отримано результат застосування до вихідного зображення детектора границь Канні. Проведена обробка для кожного каналу кольорового простору RGB вихідного зображення.

На другому етапі отримано результат застосування перетворення Хафа до зображення після застосування детектору границь Канні. Обробка проводиться окремо для кожного каналу кольорового простору RGB.

Отримано остаточне зображення, як результат накладення зображення після другого етапу обробки на вихідне зображення з метою виявлення міських об'єктів.

Проведена візуальна оцінка якості результуючого зображення, яка дозволяє виявити міські об'єкти на обробленому зображенні. Отже, отримані результати показують, що запропонований метод може бути використано для знаходження об'єктів міської забудови.

Список використаних джерел

1. Remote Sensing of Planet Earth. Edited by Yann Chemin. – InTech. – P. 250.

2. Худов Г. В. Метод визначення об'єктів міської забудови на зображеннях бортових систем оптико-електронного спостереження з використанням перетворення Хафа / Г. В. Худов, О. М. Маковейчук, І. А. Хижняк, Ю. С. Соломоненко, І. Ю. Юзова // Системи управління, навігації та зв'язку. — 2018. — № 6(52). — С. 20–24.

3. Canny J. F. A Computational Approach to Edge Detection / J. F. Canny // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. — 1986. — № 8. — P. 679–698.

**МАТЕМАТИЧНЕ І КОМП'ЮТЕРНЕ
МОДЕЛЮВАННЯ
СКЛАДНИХ СИСТЕМ**

СИНГУЛЯРНЫЕ УРАВНЕНИЯ ДИНАМИКИ СИСТЕМ БЕЗОПАСНОЙ ЖИЗНЕДЕЯТЕЛЬНОСТИ В ИХ КРИТИЧЕСКИХ ТОЧКАХ

Стоянчук К.О.

Научные руководители: доц. Наумейко И.В., проф. Сова А.В.

Харьковский национальный университет радиоэлектроники
(61166, Харьков, пр. Науки, 14, каф. прикладной математики, тел. (057)
702-14-36), E-mail: igor.naumeiko@nure.ua; факс (057) 702-10-13

The paper introduces the new model of safety at critical points of the working Human-Machine system. The object of study is a system of protection against hazards which model is constructed as a system of nonlinear differential equations. For analytical solution the package “Mathematica” is used.

В каждой системе «Человек-машина-среда» (ЧМС) безопасность труда обусловлена наличием опасностей в окружающей среде и, в частности, на рабочем месте. Эти связи – назовем их опасными и вредными связями – порождают возникновение опасных и вредных производственных факторов (ОВПФ). В работе рассматриваются основные подсистемы ЧМС с указанием только таких опасных и вредных связей, а именно, подсистема, генерирующая вредный фактор и подсистема динамической защиты [1].

Целью работы является выявление точек в пространстве параметров системы, приводящих к критическим режимам функционирования, когда система защиты не справляется, а также оптимизация стоимости системы «человек–машина–среда» в той ее части, которая реагирует на нештатные ситуации с целью уменьшения уровней вредных факторов и их биовоздействия.

В работе, при составлении модели, использованы в качестве аксиом БЖД такие понятия и допущения, как «аддитивность вредных воздействий», их авто- и взаимная куммулятивность, по крайней мере, не противоречащие реальному положению дел с охраной труда и безопасной жизнедеятельностью [2].

Биовоздействие U вредного фактора u будем считать растущей функцией времени t и интенсивности самого фактора u . Также она может зависеть от интенсивности другого вредного фактора V . Аналогично, для $V(t, v, u)$.

Защита $z(t)$ может управляться программно или адаптивно – в зависимости от величины $u(t)$. Стоимость защиты $C=C(z)$ – монотонно растущая функция её интенсивности z .

В рассматриваемой здесь модели, в отличие от ранее исследованных случаев, вредный фактор является параметром порядка. Он изменяется значительно медленнее, чем на него реагирует защита.

Рассмотрим соответствующую систему дифференциальных уравнений с малым параметром при производной, который определяет различие в скорости динамики системы и срабатывания подсистемы защиты:

$$\begin{cases} u'(t) = \alpha u(t) - \beta z(t)u(t) \\ \varepsilon z'(t) = f(u(t), z(t)) \end{cases}, \quad (1)$$

где $f(u(t), z(t)) = f(u, z)$ – функция, которая может принимать вид:

а) $f(u, z) = \mu$;

б) $f(u, z) = \mu - \delta z$;

в) $f(u, z) = \gamma_1 u + \gamma_2 u^2 - \delta_1 z - \delta_2 z^2$.

Случай а) тривиален и, исходя из него, $u = 0$, z –любая $z = z_0$.

В случае б) функция $z(t)$ принимает вид

$$z = \frac{e^{t\alpha} z_0 \alpha}{\alpha - z_0 \beta + e^{t\alpha} z_0 \beta}, \quad (2)$$

где z_0 – стационарная, то есть постоянно присутствующая часть защиты.

Для случая в), выразив $u(t)$ через $z(t)$, получим $u = \frac{-\gamma_1 - \sqrt{\gamma_1^2 + 4z\gamma_2\delta_1 + 4z^2\gamma_2\delta_2}}{2\gamma_2}$ и подставим в дифференциальное

уравнение. Оно не имеет решение в элементарном виде – его находим в виде асимптотики по степеням ε .

Рассчитана стоимость системы защиты для случая (2) в нулевом приближении, т.е. для главного члена асимптотики, при значениях параметров системы: $C_0=1200$, $\alpha=0.2$, $\beta=0.2$, $z_0=12$, $\gamma=0.15$, $\delta=2$.

Для определенности примем ограничение $t = 4$ – время установления устраивающего нас состояния, т.е. когда $u \leq z_0$.

Стационар (критическая точка) системы (1): $z = 1$, $u = 4$. Время $t = 3$, за которое система перейдет в устраивающее нас состояние ($u \leq 12$) является приемлемым для нашего случая. Более того, есть возможность уменьшить затраты на стационарную защиту.

Список використаних джерел:

1. Наумейко И.В., Аль-Рефаи В.А. К вопросу анализа критических режимов систем с динамической защитой от вредных воздействий // Евпатория 2013, 16-22 сентября. ИСТ-2013, С.12

2. Наумейко И.В. Критические точки динамической модели распределенных вредных факторов // Матер.межд.н.-т.конф. ИСТЭ 2011 Харьков-Ялта 1-6 окт. 2011 С.60-61

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССОВ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ПОСЛЕ АВАРИИ ЧЕЛОВЕКО-МАШИННЫХ СИСТЕМ

Кострова Анна Юрьевна

Научные руководители – доц. Наумейко И.В., проф. Сова А.В.

Харьковский национальный университет радиоэлектроники
(61166, Харьков, пр. Науки, 14, каф. Прикладной математики,
тел. (057)702-14-36) E-mail: igor.naumeiko@nure.ua, факс (057) 702-11-13

The "man - machine - environment" system with finite state space is considered. In this work the flow of events from the "environment" is the simplest with great intensity $\lambda \geq 1$, and the reaction time by the "human - operator" is exponentially distributed. The proposed model is of current interest in the case of repeating disasters, the so called "after shock".

Рассматривается система «человек–машина–среда» с конечным пространством состояний S , обладающая марковским свойством, то есть вероятности перехода к новому состоянию вполне определяются текущим состоянием и моментом времени. Такие системы появляются, в частности, при восстановлении объектов после катастроф силами подразделений МЧС. К настоящему времени в Украине износ потенциально опасных технических систем (заводы, электростанции и др.) в среднем превышает 70%, что делает особенно актуальным моделирование работы систем этого типа. В рамках данной работы, как и в работах [1, 2], поток событий со стороны подсистем «машина» и «среда» является простейшим с интенсивностью λ , а время реакции на них со стороны «человека–оператора» распределено экспоненциально с параметром μ . Однако здесь $\lambda > \mu$, что соответствует случаю «мульти-катастрофы». Оба типа событий приводят к смене состояния системы. Величина $P_i(t)$ есть вероятность S_i состояния системы в момент времени t . В отличие от моделей из [1], в первом приближении, будем считать состояние здоровья оператора неизменным. Он последовательно выполняет n технологических операций, причем каждая следующая катастрофа аннулирует результат текущей операции. В отличие от классической схемы «гибели и размножения», интенсивность восстановления здесь не растет с увеличением номера состояния системы. В первом приближении, считаем её постоянной.

Схема установившегося процесса описана алгебраическими уравнениями Эрланга. Решая их, получим формулы, похожие на формулы Эрланга для вероятностей состояний системы.

$$P_i = a^{i-1} P_0, \quad i=1, \dots, n; \quad P_0 = 1 / (1 + a + a^2 + \dots + a^{n-1}); \quad a = \lambda / \mu.$$

Тогда: $P_i = a^{i-1} (1-a) / (1-a^n).$

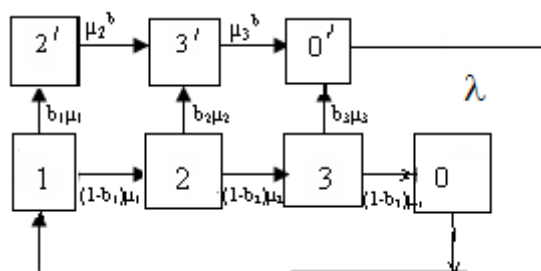


Рисунок 1 – Помеченный граф состояний

Отметим, что здесь, $a > 1$, все μ_i одинаковы.

Наибольший практический интерес представляет, конечно, P_0 – вероятность восстановления безаварийной работы системы.

Отметим, что в виду предположений постоянства интенсивностей, не возникает вопрос об устанавливаемости процесса и существования предельных вероятностей. Физический смысл системы подсказывает естественное обобщение – интенсивность восстановления для каждого состояния может быть различна: μ_i . Это никак не сказывается на процесс составления дифференциальных уравнений Колмогорова и последующий переход к $t \rightarrow \infty$. Дальнейшее естественное обобщение – переменная интенсивность катастроф $\lambda(t)$ может нарушить стационарность процесса и потребовать решения исходной системы Колмогорова с переменными коэффициентами для проверки адекватности модели при различных величинах μ_i и функциях $\lambda(t)$. Отметим, что μ в реальных условиях также может зависеть от времени. Дальнейшие усложнения модели, приближающие её к реальным системам ликвидации катастроф, требуют учета состояния работоспособности оператора, как это сделано в моделях из [3], и рассмотрения неклассических потоков событий, что может быть темой дальнейшей работы.

Список использованных источников

1. Наумейко И. В. Модели систем «Человек-Машина-Среда» с восстановлением при неклассических потоках событий / И. В. Наумейко, Р. Дж. Аль-Азави // Восточно-Европейского журнала передовых технологий. – Харьков, 2013. – Т. 2, № 10(62), – С. 55–58.
2. Аль-Азави Рази Джабур Об одном подходе к моделированию человеко-машинных систем восстановления в критических ситуациях / 16-й Международный молодежный форум «РАДИОЭЛЕКТРОНИКА И МОЛОДЕЖЬ В XXI веке» 17–19 апреля 2012 г. – С. 131-132
3. Razi J. Alazawi Markovian approach to Man-Machine-Environment systems / Радиотехника, №170, Харьков, 2012. С.14-18.

АНАЛИЗ ДИНАМИКИ ЛИНЕЙНЫХ МОДЕЛЕЙ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ЦИКЛОВ КЕЙНСА

Тютюнник Юлия Сергеевна

Научные руководители – доц. Наумейко И.В., проф. Сова А.В.
Харьковский национальный университет радиоэлектроники
(61166, Харьков, пр. Науки, 14, каф. Прикладной математики,
тел. (057)702-14-36) E-mail: igor.naumeuko@nure.ua, факс (057) 702-11-13

The study found the solution of the system describing the interaction of two or three states, investigated the stability of the system. The calculation is implemented in an environment «Mathematica». The results are presented in graphical form.

Работа инициирована дискуссией на одном из интернет-форумов. В ней выявлены «нелинейные эффекты» линейных моделей, которые заключаются в хаотичном поведении линейной модели четвертого и шестого порядка. Такое поведение ранее были описаны для нелинейных моделей малого порядка.

Была исследована не только модельная задача, но и экономическая система союза нескольких государств. Данные, нужные для обработки, взяты с официальных сайтов по экономике Америки, Европы и Украины.

К настоящему времени методология анализа взаимодействия многоакторных динамических систем оформилась в новое научное направление, называемое синергетикой. Эта междисциплинарная наука нацелена на выявление общих принципов эволюции и самоорганизации сложных систем в различных областях знания на основе построения и исследования нелинейных динамических математических моделей. Важными понятиями синергетики являются «катастрофа», «бифуркация», «предельный цикл», «странный аттрактор» и т. д.

До сих пор все новые «синергетические» понятия и объекты появились и исследовались в системах нелинейных, но сравнительно малой размерности ($n \leq 4$). Исследование многомерных систем приводит к сложностям как теоретическим, так и вычислительным. Ниже рассматривается модель экономической системы 6-го порядка. Она линейна, однако проявляет сложное поведение, похожее на детерминированный хаос, известный в нелинейных системах. В данной работе предложены модельные параметры экономик 3-х государств, при которых взаимодействие между экономиками приводит к фазовым портретам, похожим на детерминированный хаос типа резонансного тора.

В основе работы лежит численный анализ системы уравнений, с ограничениями на параметры, удовлетворяющие некоторому экономическому смыслу. Построить «хаотическую» систему линейных уравнений достаточно легко аналитически, что и было, в частности,

сделано. Но она может не иметь экономического смысла, то есть не быть адекватной объекту. А аналитически исследовать реальную модель часто невозможно, поскольку собственные числа системы 6-го порядка, в общем случае, не находятся в формульном виде.

Согласно Кейнсу, уравнения общей модели для i -ой из трёх стран, выглядят так:

$$\begin{cases} \frac{dY_i}{dt} = A_i(I_i - S_i) + Ex_i - Im_i, \\ \frac{dR_i}{dt} = B_i \left(L_i - \frac{M_i}{P_i} \right), \end{cases}$$

где:

A_i, B_i - константы;

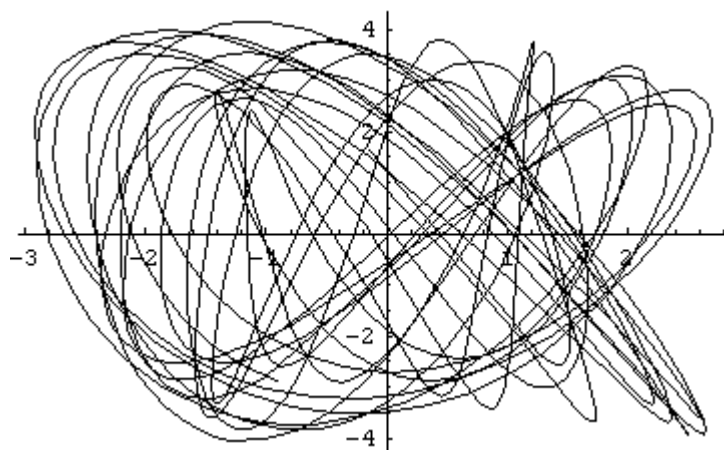
Y_i - национальный доход i -ой страны (фазовая переменная);

R_i - текущая ставка процента в i -ой стране (фазовая переменная);

I_i - функция спроса на инвестиции i -ой страны, которая после линеаризации может быть записана как $I_i = DY_i \cdot Y_i + DL_i \cdot (RR_i - R_i)$;

S_i - линейная по фазовым переменным функция сбережений i -ой страны, которая может быть записана как $S_i = SY_i \cdot Y_i + SL_i \cdot R_i - CA_i$.

На рисунке ниже приведен наглядный и характерный пример проекции на плоскость Y_1Y_2 фазового портрета циклов Кейнса для взаимосвязанных экономик 3-х стран с несоизмеримыми периодами собственных колебаний. Легко заметен квази-хаотический характер поведения экономик системы.



Для программной реализации разработанных моделей и отображения результатов использовался trial-вариант математического пакета «Mathematica».

ПРИМЕНЕНИЕ НЕРАВНОМЕРНОЙ СЕТКИ И МЕТОДА БРОЙДЕНА ПРИ МОДЕЛИРОВАНИИ НЕСТАЦИОНАРНЫХ РЕЖИМОВ ТЕЧЕНИЯ ГАЗА

Кравцова К. А.

Научный руководитель – к.т.н., проф. Гусарова И.Г.
Харьковский национальный университет радиоэлектроники
(61166, Харьков, пр. Науки, 14, каф. Прикладной математики,
тел. (057) 702-14-36)

e-mail: kateryna.kravtsova@nure.ua

This work is devoted to the simulation of unsteady gas flow regimes using a non-uniform finite-difference grid. The Broyden method is used to solve the system of nonlinear finite-difference equations that appears during the simulation of this process. The analysis of the results of solving the system of finite difference equations by this method is carried out.

На данный момент анализ причин аварий, возникающих в газовом комплексе, является одним из важнейших моментов для дальнейшего принятия обоснованных решений по повышению безопасности и надежности работы комплекса. Для ликвидации или предотвращения всех возможных аварийных ситуаций, возникающих в газотранспортных системах интуитивно понятен способ предугадывания всех возможных вариантов аварий для выработки наиболее эффективных действий дабы избежать выхода системы из строя. Возможности современной науки позволяют найти, выбрать, проверить работоспособность и проанализировать эффективность этих методов для конкретных задач, что позволяет выбрать лучший, в контексте поставленной цели, способ решения.

В газотранспортных системах процессы течения газа в нештатных или аварийных ситуациях являются нестационарными и неизотермическими. Такие процессы в общем случае описываются квазилинейной системой дифференциальных уравнений в частных производных (КС ДУЧП) [1].

Одним из методов, который можно применить к решению этой системы является метод конечных разностей с использованием неравномерной конечно-разностной сетки (НКРС), в процессе применения которого возникает необходимость решения системы нелинейных уравнений.

Целью данной работы является выбор математической модели нестационарного неизотермического режима течения газа (ННРТГ) по участку трубопровода, применение метода конечных разностей с использованием НКРС, разработка алгоритма для КС ДУЧП гиперболического типа, описывающих такие режимы, разработка алгоритма решения конечно-разностной системы нелинейных уравнений методом Бройдена в контексте данной модели, выбор шага по пространственной и временной переменной, анализ результатов.

Система для описания ННРТГ имеет вид:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + B(x, t, \phi) \frac{\partial \phi}{\partial x} = \Phi(x, t, \phi), (1)$$

где B , Φ – матрицы, элементы которых заданные непрерывно дифференцируемые в некоторой области изменения своих аргументов функции переменных x, t, W, P, T ; $\phi = (W(x, t), P(x, t), T(x, t))$ – некоторое непрерывно дифференцируемое в области G' решение уравнения(1) [1].

Применяя метод конечных разностей к данной системе, дополненной начальными и граничными условиями (ГУ), найдем ее решение. Для этого предлагается соответствующий алгоритм. Численное решение ищется использованием НКРС [1]. Подставляем в систему (1) аппроксимацию производных и получаем систему нелинейных алгебраических уравнений.

Данную систему будем решать методом Бroyдена. На s -й итерации k -го временного слоя получаем систему линейных уравнений, которая в общем виде будет иметь вид:

$$\begin{aligned} \left[\frac{\partial \psi^k}{\partial \phi^k} \right]_{\phi^{k,0}} \delta \phi^{k,1} &= \psi^{k,0}, \text{ при } s = 0, \\ A^{k,s} \delta \phi^{k,s+1} &= \psi^{k,s}, \text{ при } s = 1, 2, \dots, \end{aligned}$$

где $\left[\frac{\partial \psi^k}{\partial \phi^k} \right]_{\phi^{k,0}}$ – матрица Якоби, $A^{k,s}$ – аппроксимация матрицы Якоби,

которая на каждом шаге, кроме нулевого, пересчитывается по формуле:

$$A^{k,s+1} = A^{k,s} + \frac{(\psi^{k,s+1} - \psi^{k,s} + A^{k,s} \cdot \delta \phi^{k,s+1}) \cdot \delta \phi^{k,s+1}}{\|\delta \phi^{k,s+1}\|^2}.$$

Предлагаемый алгоритм позволяет находить значения параметров на k -ом временном слое, зная параметры с предыдущего временного слоя и ГУ.

Для решения поставленной задачи расчета ННРТГ для участка трубопровода был создан программный продукт, написанный в математическом пакете Mathematica 11.1.

В процессе моделирования были проведены численные эксперименты целью выбора шагов по пространственной и временной переменной. Результаты численных экспериментов показали, что применение метода Бroyдена на этапе решения нелинейной системы уравнений дает удовлетворительный результат для данной задачи при расчете ННРТГ методом конечных разностей.

Список использованных источников:

1. Гусарова И.Г., Мелиневский Д.В. Численное моделирование режимов течения газа методом конечных разностей/ И.Г. Гусарова, Д.В. Мелиневский // Системи Обробки Інформації: збірник наукових праць. – 2016. – №4(141). – С.23-27.

ПРИМЕНЕНИЕ НЕРАВНОМЕРНОЙ СЕТКИ И УПРОЩЕННОГО МЕТОДА НЬЮТОНА ПРИ МОДЕЛИРОВАНИИ НЕСТАЦИОНАРНЫХ РЕЖИМОВ ТЕЧЕНИЯ ГАЗА

Ревергук Р.В.

Научный руководитель – к.т.н., проф. Гусарова И.Г.

Харьковский национальный университет радиоэлектроники
(61166, Харьков, пр. Ленина, 14, каф. Прикладной математики,
тел. (057) 702-14-36)

E-mail: d_pm@nure.ua

This article is discussed the usage of simplified Newton's method in modelling of non-stationary gas flowing modes through a pipeline section. Non-uniform finite difference grid is used. The simplified Newton's method is used to solve the system of finite difference equations, which appear during the process modelling. The importance of problem is defined the need to develop of new numerical methods, which can help to model nonstationary processes of gas flowing. Since gas is shipping through Ukraine to Europe, the providing question of quality transport service is actual.

На сегодняшний день Украина остается транспортером газа в Европу, кроме того, сама добывает и потребляет большое количество газа, поэтому вопрос предоставления качественных транспортных услуг актуален. Одной из важных задач, возникающих при эксплуатации линейных участков, является эффективное управление режимами транспорта газа, особенно в аварийных ситуациях. Актуальность проблемы определяется необходимостью разработки новых численных методов, которые могут помочь моделировать нестационарные процессы протекания газа с заданной точностью и быстродействием.

Режимы, возникающие в системах транспорта газа в аварийных ситуациях, являются нестационарными и неизотермическими. Самым популярным среди численных методов для расчета таких режимов является метод конечных разностей с использованием неявных конечно-разностных схем. Повысить эффективность данного метода можно за счет применения эффективных численных методов на этапе решения нелинейной системы конечно-разностных уравнений.

Цель работы предусматривает выбор математической модели нестационарных неизотермических режимов течения газа (ННРТГ) по участку трубопровода, применение метода конечных разностей с использованием неравномерной конечно-разностной сетки (НКРС) для решения квазилинейной системы дифференциальных уравнений гиперболического типа с известным начальным распределением и граничными условиями, использование упрощенного метода Ньютона на этапе решения нелинейной системы конечно-разностных уравнений, анализ полученных результатов.

В общем случае ННРТГ описывается системой:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + B(x, t, \phi) \frac{\partial \phi}{\partial x} = \Phi(x, t, \phi), \quad (1)$$

где B , Φ – матрицы, чьи элементы заданные непрерывно дифференцируемые в некоторой области изменения своих аргументов функции переменных x, t, W, P, T ; $\phi = (W(x, t), P(x, t), T(x, t))$ – некоторое непрерывно дифференцируемое в области G решение уравнения (1)

Предлагается алгоритм для получения численного решения системы (1), которая дополнена начальными и граничными условиями (ГУ).

Численное решение ищется с использованием НКРС. Подставляем в данную систему (1) аппроксимацию производных и получаем систему нелинейных алгебраических уравнений. Для промежуточных точек уравнения имеют вид

$$-\frac{1}{2\Delta x} B_i^k \varphi_{i-1}^k + \frac{1}{\Delta t} \varphi_i^k + \frac{1}{2\Delta x} B_i^k \varphi_{i+1}^k = \Phi_i^k + \frac{1}{\Delta t} \varphi_i^{k-1}, \quad i = \overline{3, n-1}. \quad (2)$$

Эти уравнения дополняются уравнениями для 0-й, 1-й, 2-й точек:

$$\begin{aligned} \frac{1}{\Delta t} \varphi_0^k - \frac{2}{\Delta x} B_0^k \varphi_0^k + \frac{2}{\Delta x} B_0^k \varphi_1^k &= \Phi_0^k + \frac{1}{\Delta t} \varphi_0^{k-1}, \\ -\frac{1}{\Delta x} B_1^k \varphi_0^k + \frac{1}{\Delta t} \varphi_1^k + \frac{1}{\Delta x} B_1^k \varphi_2^k &= \Phi_1^k + \frac{1}{\Delta t} \varphi_1^{k-1}, \\ \frac{1}{\Delta t} \varphi_2^k + B_2^k \frac{(3\varphi_2^k + \varphi_3^k - 4\varphi_1^k)}{\Delta x} &= \Phi_2^k + \frac{1}{\Delta t} \varphi_2^{k-1}, \end{aligned}$$

а также уравнениями для n -й, $(n+1)$ -й, $(n+2)$ -й точек разбиения.

Данную нелинейную систему решаем упрощенным методом Ньютона, где матрицу Якоби в линейной системе считаем на первых m итерациях.

Разработан программный продукт, написанный на языке Mathematica 11.1, позволяющий находить параметры газового потока (удельный массовый расход, давление и температуру) при различных значениях ГУ и начальном распределении с заданной точностью. Приводятся результаты численных экспериментов.

ТЕСТУВАННЯ МЕТОДУ СКІНЧЕННИХ СУМ ФУР'Є ТА ФЕЙЄРА З ВИКОРИСТАННЯМ ФАНТОМА ШЕППА-ЛОГАНА

Білобородов А.А., Бобков М.І., Стародубець А.О.

Науковий керівник — проф. Литвин О.Г.

Харківський національний університет радіоелектроніки
61166, Харків, пр.Науки, 14, каф. Прикладної математики,
тел. (057) 702-14-36, e-mail: d_am@nure.ua

Testing of the method finite Fourier and Feuer sum using the Sheppa-Logan phantom is considered. The research results are presented. Effectiveness of the method is shown.

Задача томографічної реконструкції полягає у відновленні функції $f(x, y)$ за відомими проєкційними даними γ_k вздовж прямих L_k :

$$\int_{L_k} f(x, y) dl = \gamma_k, \quad k = 1, \dots, M. \quad (1)$$

В даній роботі досліджувався та тестувався новий метод реконструкції зображень, метод скінченних сум Фур'є та Фейєра, запропонований О. М. Литвином у роботі [1]. Згідно з цим методом розв'язок задачі відшукується у вигляді скінченної суми Фур'є.

$$f(x, y) \approx S_{N,N}(x, y) = \sum_{k=-N}^N \sum_{l=-N}^N F_{k,l} e^{i2\pi(kx+ly)}. \quad (2)$$

де коефіцієнти Фур'є обчислюються за формулою:

$$F_{k,l} = \iint_D f(x, y) e^{-i2\pi(kx+ly)} dx dy. \quad (3)$$

Коефіцієнти Фур'є обчислювались за допомогою даних Радона, тобто проєкційних даних (1) та з використанням кусково-сталих функцій. Використовувались також скінченні суми Фейєра.

$$SFE(x, y, N) = \sum_{k=-N}^N \sum_{l=-N}^N \left(1 - \frac{|k|}{N+1}\right) \left(1 - \frac{|l|}{N+1}\right) F_{k,l} e^{i2\pi(kx+ly)}. \quad (4)$$

Використання сум Фейєра (4) дозволяє нівелювати вплив ефекту Гіббса, що в свою чергу дозволить отримати більш адекватні результати при реконструкції зображень. Найяскравіші демонстрація цього факту очікуються при відновленні розривних функцій.

Для тестування методу використано фантом Шеппа-Логана.

Фантом Шеппа-Логана був створений як стандарт для моделювання реконструкції зображення комп'ютерної томографії людської голови. Зокрема двовимірний (2D) фантом був запроваджений Ларрі Шепом та Бенджаміном Ф. Логаном в науковій праці написаній у червні 1974 року. В цій праці йшлося про відтворення «головної секції» за допомогою дослідів Жана Батиста Фур'є. А це зображення використовувалося як модель голови людини в тестуванні та розробці алгоритмів відтворення людської голови.

Саме зображення є суперпозицією десяти еліпсів, що частково перекривають один одного. Значення щільності всередині кожного з еліпсів є сталим та може бути від'ємним. Найбільший з еліпсів відображає голову, в той час як інші відіграють роль мозку та внутрішніх його зон.

Його особливістю являється великий динамічний діапазон змін щільностей.



Рисунок 1 – Зображення фантома зі збільшеною контрастністю

Проводився чисельний експеримент, підраховувались похибки, наводились зображення, що свідчило про дієвість методу. Для збільшення точності відображення потрібно збільшувати число N у відповідних сумах, що веде до збільшення часу для розрахунків.

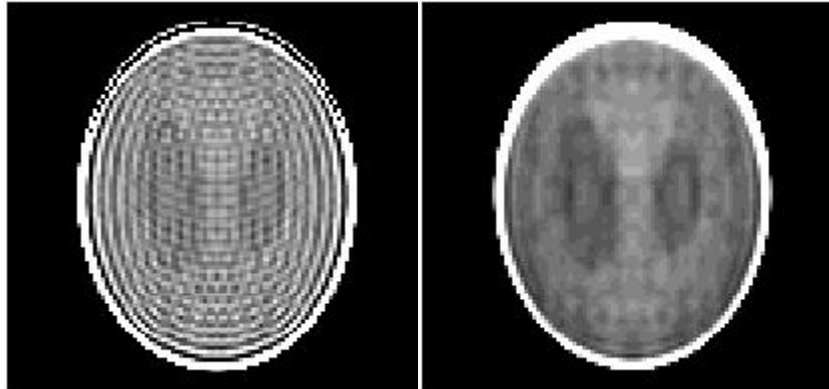


Рисунок 2 – Напівтонові зображення, отримані при відновленні фантома з використанням сум Фур'є та сум Фейєра відповідно при $N = 32$

Список використаних джерел:

1. Литвин О. М. Періодичні сплайни і новий метод розв'язання плоскої задачі рентгенівської комп'ютерної томографії / Системний аналіз, управління і інформаційні технології: Вісник Харківського держ. політех. ун-ту. Збірка наукових праць. Випуск 125. – Харків: ХДПУ, 2000. – С. 27 – 35.

2. Shepp, L.A., Logan, B.F.: The Fourier reconstruction of a head section. IEEE Trans. Nucl. Sci. 21, 21–43 (1974)

МОДЕЛЮВАННЯ РУХУ ОБ'ЄКТІВ У ТРИВИМІРНОМУ ПРОСТОРИ ЗА ДОПОМОГОЮ МЕТОДУ ГІДРОДИНАМІКИ ЗГЛАДЖЕНИХ ЧАСТИНОК

Литвин І.Р.

Науковий керівник – к. ф.-м. н., доц. Артюх А.В.
Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. прикладної математики,
тел. (057) 702-14-36) e-mail: ihor.lytvyn@nure.ua

One of the most interesting problems in computer graphics is computational fluid dynamics. In many engineering software packages there are ready-made solutions for hydrodynamic simulations. In the scientific community it is accepted to use the system of Navier-Stokes equations for modeling the motion of liquids. Using the Smoothed Particle Hydrodynamics method, we have implemented a stable particle-based approach to solve the motion of interactive fluids. With focus on the simulation part we provide a thorough insight of the mathematical theory of particle-based fluids

На сьогоднішній день одним з передових засобів вивчення і представлення явищ є математичне моделювання. Найчастіше воно зводиться до отримання розв'язків сформульованої задачі на основі аналітичних розв'язків або за допомогою чисельних методів. Одним із найпростіших та найзручніших чисельних методів розв'язання задач моделювання динамічних об'єктів вважається метод гідродинаміки згладжених частинок.

Моделлю роботи є нестационарні гідродинамічні процеси у в'язкій нестисливій рідині. Основне рівняння, яке описує модель системи, є система рівнянь Нав'є-Стокса:

$$\rho \left(\frac{\partial}{\partial t} + \mathbf{u} \cdot \nabla \right) \mathbf{u} = -\nabla p + \mu \nabla \cdot (\nabla \mathbf{u}) + \mathbf{f},$$
$$\nabla \cdot \mathbf{u} = 0,$$

де $\mathbf{u} : \Omega \times [0, t] \rightarrow \mathbb{R}^3$ – швидкість, $\rho = \text{const}$ – густина рідини, μ – динамічна в'язкість рідини, $p : \Omega \times [0, t] \rightarrow \mathbb{R}$ – гідродинамічний тиск рідини, \mathbf{f} – вектор зовнішньої сили, ∇ – оператор набла.

В основі методу гідродинаміки згладжених частинок лежить інтерполяція за допомогою функції ядра, загалом за функцію ядра прийнято брати Гаусове ядро, проте для збільшення продуктивності його замінюють сплайном. Відповідний сплайн шостого ступеня приймає вигляд:

$$W(\mathbf{r}, h) = \frac{315}{64\pi h^9} \begin{cases} \left(h^2 - \|\mathbf{r}\|^2 \right)^3, & 0 \leq \|\mathbf{r}\| \leq h, \\ 0, & \|\mathbf{r}\| > h. \end{cases}$$

Основними задачами роботи є:

– провести обчислювальні експерименти для різних початкових положень часток та параметрів суцільного середовища;

– показати результати моделювання руху частинок за допомогою методу гідродинаміки згладжених частинок.

Обчислювальний експеримент був проведений у кубічній області розмірами 1 кубічна умовна одиниця. Кількість модельованих частинок сягнула 6000, для кожної з яких було задано значення фізичного параметра, що відповідає характеристиці води. У таблиці 1 наведені відповідні параметри.

Таблиця 1 – Набір значень фізичних параметрів для моделювання води

Опис	Символ	Значення	Одиниці
Густина	ρ	998.29	$\frac{\text{КГ}}{\text{М}^3}$
Маса	m	0.02	КГ
В'язкість	μ	3.5	Па · с
Поверхневий натяг	σ	0.0728	$\frac{\text{Н}}{\text{м}}$
Порогова товщина	l	7.065	–
Коефіцієнт пружності	k	3.0	$\frac{\text{Н}}{\text{м}}$
Коефіцієнт повернення	c_R	0	–
Радіус згладжування	h	0.0457	м

В результаті було побудовано робочу математичну систему, частки і їх взаємодія візуально мають природний характер – плавну зміну швидкостей та геометрично збалансований перерахунок кутів відскоку частинок. Завдяки безсітковій природі, метод гідродинаміки згладжених частинок може з легкістю застосовуватися при складних геометричних налаштуваннях і великих ділянках простору, на яких повністю відсутні частинки. Проте основним недоліком даного методу є його обмежена точність у багатовимірних потоках. Як наслідок, спостерігалось деяке «тремтіння» у русі частинок, що при пересуванні швидко розростається у загальний шум.

Список використаних джерел

1. Kelager M. Lagrangian fluid dynamics using smoothed particle hydrodynamics / M. Kelager. – University of Copenhagen, 2006. – 88 p.

2. Hoover W. Smooth Particle Applied Mechanics / W. Hoover – World Scientific, 2006. – 300 p.

ПЛАЗМОННЫЕ РЕЗОНАНСЫ МЕТАЛЛИЧЕСКОГО НАНОПРОВОДА И НАНОТРУБКИ

Готовская А.В.

Научный руководитель – к. ф.-м. н. Стогний Н.П.
Харьковский национальный университет радиоэлектроники
(61166, Харьков, пр. Науки, 14, каф. ВМ, тел. (057) 702-13-72)
e-mail: nadiia.stohnii@nure.ua

Actual problem of radiophysics that based on effective analytical and numerical study of stationary fields in systems of two-dimensional structure has been solved. Isolated metal nanowire and nanotube were considered. All the possible plasmon modes of wires of the specified configurations has been described and classified. Corresponding equations for finding the complex eigenvalues has been obtained. Field distributions in the near field, their frequency and quality factor has been studied.

Основным преимуществом прямых численных методов является их универсальность, однако при этом возникает необходимость использования мощных вычислительных машин, а также могут возникнуть сложности с интерпретацией результатов, иногда появляются проблемы с медленной сходимостью или устойчивостью решения. Аналитические решения дают глубокое понимание основных физических свойств исследуемых явлений, но возможны только для узкого ограниченного класса задач [1, 2]. В нашей работе мы используем численно-аналитические методы, которые совмещают эти два подхода и предоставляют возможность создания эффективных вычислительных алгоритмов и облегчают интерпретацию полученных результатов.

В данной работе рассмотрены объемные и поверхностные плазмоны нанопровода и нанотрубки. Моделью провода служит круговой цилиндр радиуса a бесконечной протяженности, диэлектрическая проницаемость внутренней среды которого описывается моделью Друде $\varepsilon_p = 1 - \omega_p^2 \cdot (\omega(\omega - i\gamma))^{-1}$, где ω_p – плазменная частота, γ – коэффициент поглощения. Внешняя среда – диэлектрик с диэлектрической проницаемостью ε_1 . Все среды предполагаются немагнитными, зависимость от времени задается в виде $e^{i\omega t}$. Исходными уравнениями являются уравнения Максвелла, дополненные материальными уравнениями и граничными условиями. Исследованы собственные состояния поля (плазмонные моды), существующие в отсутствии источников, и колебания, возбуждаемые сторонними полями. Все собственные частоты, удовлетворяющие дисперсионному уравнению, комплекснозначны вида $\omega = \omega' + i\omega''$, $\omega'' > 0$.

Основное внимание уделено изучению поверхностных плазмонов, существующих в зоне непрозрачности металла и только в H -поляризации. Были исследованы комплексные собственные частоты, добротности и распределения полей поверхностных плазмонов сплошного провода и провода с аксиально симметричной полостью радиуса b – трубки. Установлено, что в отличие от провода, дисперсионное уравнение для трубки при каждом фиксированном s (s - число вариаций поля по угловой переменной) имеет не одно, а два различных решения. Существуют плазмоны, магнитное поле которых на внутренней и внешней стороне

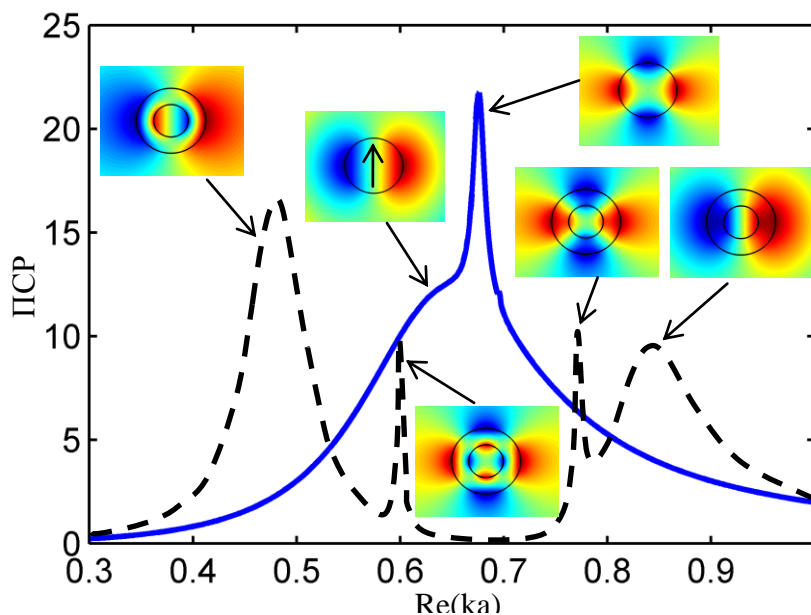


Рис. 1. ПСП для металлического провода (сплошная линия) и трубки (пунктирная линия):

$$w_p = 1, \gamma = 10^{-3} \cdot w_p, b/a = 0.5$$

число) и квадрупольный ($\text{Re}(ka) = 0.675$) плазмоны. В ПСП трубки наблюдается расщепление плазмонных резонансов. Нечетные плазмоны смещаются в область более низких частот ($\text{Re}(ka) = 0.48$ и $\text{Re}(ka) = 0.6$), а четные – в область более высоких частот ($\text{Re}(ka) = 0.77$ и $\text{Re}(ka) = 0.83$). Более широкие резонансные пики соответствуют дипольным плазмонам, более узкие – квадрупольным. Установлено существенное увеличение добротностей плазмонных резонансов для трубки по сравнению со сплошным проводом.

Список використаних джерел:

1. N.P. Stognii, N.S. Butenko and N.K. Sakhnenko. Plasmonic properties of selfsimilar cluster of silver nanowires. III International YSF on Applied Physics and Engineering, Pp. 323-326, Lviv, Ukraine, October 17-20, 2017.

2. D. M. Natarov. Modes of a core-shell silver wire plasmonic nanolaser beyond the Drude formula. J. Opt., vol. 16, no 7, pp. 075002/6, 2014.

трубки имеет один и тот же знак (четные плазмоны) или разные знаки (нечетные плазмоны) (см. вставки рис. 1).

На рис. 1 представлено поперечное сечение рассеяния (ПСП) для провода и трубки. Используются такие значения параметров: $w_p = 1$, $\gamma = 10^{-3} \cdot w_p$, $b/a = 0.5$. В ПСП провода присутствует дипольный ($\text{Re}(ka) = 0.63$, где $k = \omega/c$ – волновое

КЛАССИФИКАЦИЯ ВАРИАБЕЛЬНОСТИ СЕРДЕЧНОГО РИТМА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДА ОПОРНЫХ ВЕКТОРОВ

Гаевая А.Ю., Кобицкая Ю.А.

Научный руководитель – проф. Кириченко Л.О.

Харьковский национальный университет радиоэлектроники
(61166, Харьков, пр. Науки,14, каф. Прикладной математики, тел. (057)
702-14-36),

e-mail: anastalen@gmail.com, yuliiia.kobytska@nure.ua

The time series of ECG signals, the analysis of normal and abnormal signals characteristics (the presence of tachycardia and arterial fibrillation) were investigated in this work. Proposed method based on machine learning which allows to classify these signals. The proposed method includes pre-processing of ECG signals, selection of signs and classification by using the method of reference vectors.

Сердечно-сосудистые заболевания являются преобладающей и постоянной проблемой в области медицинского анализа. Для анализа и выявления проблемы, вызывающей сердечную недостаточность, существует множество методологии, предложенных разными учеными и ряд параметров, которые необходимы для прогнозирования состояния здоровья сердца человека.

Электрокардиограмма (ЭКГ) определяется как электрический сигнал, который представляет сердечную деятельность (рис. 1). Вариабельность сердечного ритма описывает вариации интервала между двумя последовательными сердцебиениями и представляет собой баланс между симпатической и парасимпатической ветвями вегетативной нервной системы.

В последние годы в медицинских исследованиях, в частности диагностике заболеваний, все чаще используются различные методы интеллектуального анализа данных и машинного обучения. В этом случае медицинские сигналы, такие как ЭКГ, рассматриваются как временные ряды. Временной ряд – это последовательно измеренные через некоторые (зачастую равные) промежутки времени данные.

Анализ временных рядов объединяет методы изучения временных рядов, как пытающиеся понять природу данных, так и пытающиеся построить прогноз. Классификация – один из разделов машинного обучения, посвященный решению следующей задачи. Имеется множество объектов, разделённых некоторым образом на классы. Задано конечное множество объектов, для которых известно, к каким классам они относятся. Это множество называется обучающей выборкой. Классовая принадлежность остальных объектов не известна. Требуется построить алгоритм, способный классифицировать произвольный объект из исходного множества. [1]

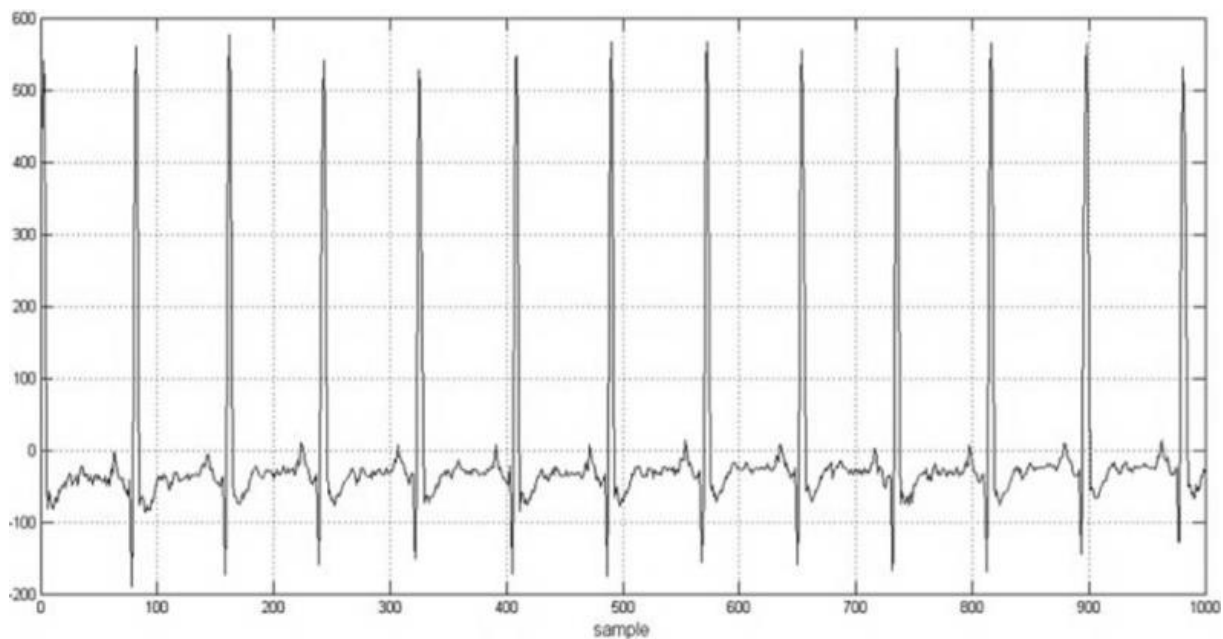


Рисунок 1. Пример электрокардиограммы

Целью данного исследования является классификация нормальных и аномальных сигналов ЭКГ на основе метода опорных векторов. Под аномальными понимаются нарушения ЭКГ, которые включают желудочковую тахикардию и артериальную фибрилляцию.

Машины опорных векторов являются одним из инструментов машинного обучения и представляют собой группу контролируемых методов обучения, которые могут применяться для классификации или регрессии. Машина опорных векторов является приблизительной реализацией метода минимизации структурных рисков. Метод опорных векторов может обеспечить хорошую производительность по проблеме классификации паттернов ременного ряда.

Предложенный метод включает в себя предварительную обработку сигналов ЭКГ, выделение признаков, уменьшение размеров признаков по общему алгоритму и классификацию аритмии с использованием метода опорных векторов.

Список використаних джерел:

1. MachineLearning.ru [Электронный ресурс] Режим доступа: <http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Классификация>
2. Кортес С, Вапник В. Опорно-векторные сети. Машинное обучение. 1995; 20:273–97. doi: 10.1007/BF00994018

ДОСЛІДЖЕННЯ ПАРАМЕТРІВ БАЗИСНОЇ ФУНКЦІЇ В ОПТИМАЛЬНОМУ МЕТОДІ СКІНЧЕННИХ ЕЛЕМЕНТІВ В ЗАЛЕЖНОСТІ ВІД МАКСИМАЛЬНОГО КРОКУ РОЗБИТТЯ

Семикіна А.А., Кобозєв В.К.

Науковий керівник – проф. Литвин О.М.

Харківський національний університет радіоелектроніки
61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Прикладної математики,
тел. (057) 702-14-36, e-mail: d_am@nure.ua

A significant extension of the finite element method caused many studies on the construction of complete systems of coordinate functions. For each task there is an optimal system of coordinate functions that corresponds to the chosen method of partitioning the area of integration into elements.

Метод скінченних елементів (далі як МСЕ) є одним із широко вживаних методів розв'язання краєвих задач [1-3].

Класична схема МСЕ пов'язана з виконанням наступних кроків:

1. Розбиваємо область інтегрування на елементи.
2. В кожному елементі будуємо наближений розв'язок у вигляді лінійної комбінації декількох базисних функцій.

Ці базисні функції повинні забезпечувати потрібну гладкість наближеного розв'язку на сторонах між елементами і потрібну точність при наближенні точного розв'язку у внутрішніх точках кожного елемента [2]. Для еліптичних задач з диференціальними операторами другого порядку такі базисні функції $h(t)$ повинні задовольняти умовам $h(0) = 1$ та $h(1) = 0$ і бути диференційовними функціями на відрізку $[0, 1]$. Тоді наближений розв'язок задачі

$$-\frac{\partial x}{\partial x} \cdot (p(x, y) \cdot \frac{\partial u}{\partial x}) - \frac{\partial}{\partial y} \cdot (q(x, y) \cdot \frac{\partial u}{\partial y}) + a \cdot u = f(x, y), \quad x, y \in D,$$

$u(x, y) = 0, \quad x, y \in \Gamma, \quad \Gamma$ – границя області D , можна записати у вигляді

$$u_{m,n}(x, y) = \sum_{k=1}^{m-1} \sum_{l=1}^{n-1} c_{k,l} \cdot \varphi_{k,l}(x, y), \quad \varphi_{k,l}(x, y) = H(mx - k) \cdot H(ny - l) \quad (1)$$

якщо $D = [0, 1] \cdot [0, 1]$,

$$H(t) = \begin{cases} 0, & t \leq -1 \vee t \geq 1 \\ h(-t), & -1 < t \leq 0. \\ h(t), & 0 < t \leq 1 \end{cases} \quad (2)$$

В роботі О.М. Литвина [1] доведено, що найкраще наближення енергетичній нормі до точного розв'язку задачі $-\Delta u(x, y) = 2, x, y \in D, u(x, y) = 0, x, y \in \Gamma$ досягається якщо

$$h(t) = \frac{1-2\gamma}{2} \frac{ch\mu(t-\frac{1}{2})}{ch\frac{\mu}{2}} - \frac{sh\lambda(t-\frac{1}{2})}{2sh\frac{\lambda}{2}} + \gamma, \quad (3)$$

де γ, λ, μ - деякі параметри, які знаходяться з умови мінімуму функціонала енергії $J(u_n) = \iint_D \left[\left(\frac{\partial u_n(x, y)}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial u_n(x, y)}{\partial y} \right)^2 + 4u_n(x, y) \right] dx dy$ одночасно із знаходженням матриці невідомих $c_{k,l}$.

Для розв'язання задачі знаходження невідомих $c_{k,l}$ треба розв'язати систему Рітца, яка має вигляд

$$\sum_{k=1}^{m-1} \sum_{l=1}^{n-1} a(p, q, k, l) \cdot c_{k,l} = -2 \iint_D \varphi_{p,q}(x, y) dx dy, \quad (4)$$

$$1 \leq p \leq m-1, 1 \leq q \leq n-1.$$

Авторами була складена програма для розв'язання задачі (4) одночасно із знаходженням мінімуму $J(u_n) \rightarrow \min_{\gamma, \lambda, \mu, c}$ для різних значень

$m = n,$

$$a(p, q, k, l) = \iint_D \left[\frac{\partial \varphi_{k,l}(x, y)}{\partial x} \cdot \frac{\partial \varphi_{p,q}(x, y)}{\partial x} + \frac{\partial \varphi_{k,l}(x, y)}{\partial y} \cdot \frac{\partial \varphi_{p,q}(x, y)}{\partial y} \right] dx dy \quad (5)$$

В Таблиці 1 наведені значення параметрів γ, λ, μ та $\max u_n(x, y)$:

$m = n$	γ	λ	μ	$\max u_n(x, y)$
2	0.566	1.641	0.345	0.19
4	0.532	1.284	0.409	0.154

Список використаних джерел:

1. Литвин О.Н., Интерлинация функций. Дис. на соискание учёной степени Д.Ф-М.Н. Киев. КДУ им. Т.Шевченка. 1989. – 300с.,
2. Литвин О.М., Методи обчислень. Додаткові розділи: Навч. посіб. – К.: Наук. думка, 2005. – 344с.

ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДУ КВАЗИФУНКЦІЙ ГРІНА-РВАЧОВА У ЧИСЕЛЬНОМУ АНАЛІЗІ ОДНІЄЇ ЕЛЕКТРОСТАТИЧНОЇ МІКРОЕЛЕКТРОМЕХАНІЧНОЇ СИСТЕМИ

Кончаковська О.С.

Науковий керівник – канд. фіз.-мат. наук, доц. Сидоров М.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. прикладної математики,
тел. (057) 702-14-36), e-mail: oksana.konchakovska@nure.ua

Nonlinear boundary value problem that is a mathematical model of simple electrostatic microelectromechanical system is investigated. To construct two-sided successive approximations and for numerical analysis of the problem was used the transition to an equivalent system of nonlinear integral equations based on the Green-Rvachev's quasi-function. Obtained an equivalent system of nonlinear integral equations is analyzed by methods of the theory of semiordeed spaces.

При математичному моделюванні електростатичних мікроелектромеханічних систем виникає необхідність дослідження нелінійної крайової задачі вигляду:

$$-\Delta u = \frac{\lambda f(\mathbf{x})}{(1-u)^2} \quad \text{у } \Omega \subset \mathbf{R}^2, \quad (1)$$

$$0 < u < 1 \quad \text{у } \Omega, \quad u|_{\partial\Omega} = 0, \quad (2)$$

де $f(\mathbf{x})$ – функція, яка характеризує фізичні властивості розглядуваного процесу, $0 < f(\mathbf{x}) \leq 1$, $\lambda > 0$ – числовий параметр, Δ – оператор Лапласа, $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$.

Для чисельного аналізу задачі (1), (2) у роботах [1, 2] було запропоновано метод двобічних наближень, заснований на використанні функції Гріна першої крайової задачі для оператора Лапласа. Метод показав свою ефективність при розв'язанні тестових задач, але мав недолік, пов'язаний з тим, що для його практичної реалізації треба знати аналітичний вираз функції Гріна. Це значно звузило практичне застосування метода до розгляду задачі (1), (2) лише у таких областях Ω як коло, квадрат та деякі інші. Одним зі шляхів поширення методу двобічних наближень розв'язання задачі (1), (2) на області довільної геометрії є використання замість функції Гріна відповідної квазіфункції Гріна-Рвачова [3].

Нехай відома функцію $\omega(\mathbf{x})$ така, що:

а) $\omega(\mathbf{x}) > 0$ у Ω ; б) $\omega(\mathbf{x}) = 0$ на $\partial\Omega$; в) $|\nabla\omega(\mathbf{x})| \neq 0$ на $\partial\Omega$.

Тоді задача (1), (2) еквівалентна нелінійному інтегральному рівнянню

$$u(\mathbf{x}) = \int_{\Omega} K(\mathbf{x}, \mathbf{s})u(\mathbf{s})d\mathbf{s} + \lambda \int_{\Omega} \frac{Q(\mathbf{x}, \mathbf{s})f(\mathbf{s})d\mathbf{s}}{(1-u(\mathbf{s}))^2}, \quad (3)$$

$$\text{де } K(\mathbf{x}, \mathbf{s}) = -\frac{1}{2\pi} \Delta_{\mathbf{s}} \left(\ln \frac{1}{\sqrt{r^2 + 4\omega(\mathbf{x})\omega(\mathbf{s})}} \right), \quad Q(\mathbf{x}, \mathbf{s}) = \frac{1}{2\pi} \ln \sqrt{1 + \frac{4\omega(\mathbf{x})\omega(\mathbf{s})}{r^2}}$$

– квазіфункція Гріна-Рвачова, $\mathbf{s} = (s_1, s_2)$, $r = |\mathbf{x} - \mathbf{s}| = \sqrt{(x_1 - s_1)^2 + (x_2 - s_2)^2}$.

Рівняння (3) розглядатимемо як нелінійне операторне рівняння у просторі $C(\bar{\Omega})$, напівупорядкованому конусом K_+ невід’ємних функцій. Оператор T , який визначається правою частиною рівняння (3), буде гетеротонним з супровідним оператором

$$\hat{T}(v, w)(\mathbf{x}) = \int_{\Omega} K^+(\mathbf{x}, \mathbf{s})v(\mathbf{s})d\mathbf{s} - \int_{\Omega} K^-(\mathbf{x}, \mathbf{s})w(\mathbf{s})d\mathbf{s} + \lambda \int_{\Omega} \frac{Q(\mathbf{x}, \mathbf{s})f(\mathbf{s})d\mathbf{s}}{(1-v(\mathbf{s}))^2},$$

де $K^+(\mathbf{x}, \mathbf{s}) = \max\{0, K(\mathbf{x}, \mathbf{s})\}$, $K^-(\mathbf{x}, \mathbf{s}) = \max\{0, -K(\mathbf{x}, \mathbf{s})\}$.

Умовами $\hat{T}(v^0, w^0) \geq v^0$, $\hat{T}(w^0, v^0) \leq w^0$ виділимо у конусі K_+ сильно інваріантний конусний відрізок $\langle v^0, w^0 \rangle$ і сформуємо ітераційний процес

$$v^{(k+1)} = \hat{T}(v^{(k)}, w^{(k)}), \quad w^{(k+1)} = \hat{T}(w^{(k)}, v^{(k)}), \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (4)$$

($v^{(0)} = v^0$, $w^{(0)} = w^0$). Існують границі $v^*(\mathbf{x})$ і $w^*(\mathbf{x})$ цих послідовностей і справджується ланцюг нерівностей

$$v^0 = v^{(0)} \leq v^{(1)} \leq \dots \leq v^{(k)} \leq \dots \leq v^* \leq w^* \leq \dots \leq w^{(k)} \leq \dots \leq w^{(1)} \leq w^{(0)} = w^0.$$

Рівність $v^* = w^*$ матиме місце, якщо $\gamma = M_1 + \frac{2\lambda \max_{\mathbf{x} \in \Omega} f(\mathbf{x})}{(1-M_0)^4} M < 1$, де

$$M_0 = \max_{\mathbf{x} \in \Omega} w^0(\mathbf{x}), \quad M = \max_{\mathbf{x} \in \Omega} \int_{\Omega} Q(\mathbf{x}, \mathbf{s})d\mathbf{s}, \quad M_1 = \max_{\mathbf{x} \in \Omega} \int_{\Omega} [K^+(\mathbf{x}, \mathbf{s}) + K^-(\mathbf{x}, \mathbf{s})]d\mathbf{s}.$$

Отже, справджується теорема.

Теорема. Нехай $\langle v^0, w^0 \rangle$ – сильно інваріантний конусний відрізок і $\gamma < 1$. Тоді ітераційний процес (4) двобічно збігається у нормі простору $C(\bar{\Omega})$ до єдиного на $\langle v^0, w^0 \rangle$ неперервного додатного розв’язку u^* крайової задачі (1), (2).

Список використаних джерел:

1. Кончаковська О.С., Сидоров М.В. Метод двобічних наближень у чисельному аналізі однієї мікроелектромеханічної системи // Вісник ХНУ ім. В.Н. Каразіна. Сер. Математичне моделювання. Інформаційні технології. Автоматизовані системи управління. – Вип. 39, 2018. – С. 33 – 41.
2. Кончаковская О.С., Сидоров М.В. Применение методов нелинейного анализа в математическом моделировании микроэлектромеханических систем // Бионика интеллекта. – 2017. – № 1 (88). – С. 60-64.
3. Sidorov M.V. Green-Rvachev’s quasi-function method for constructing two-sided approximations to positive solution of nonlinear boundary value problems // Carpathian Mathematical Publications. – 2018. – Т. 10. – №. 2. – С. 360-375. DOI:10.15330/cmp.10.2.360-375.

ЧИСЕЛЬНИЙ АНАЛІЗ ФІЛЬТРАЦІЙНИХ ТЕЧІЙ В КУСКОВО-ОДНОРІДНОМУ ҐРУНТІ МЕТОДОМ R-ФУНКЦІЙ

Подгорний О.Р.

Науковий керівник – канд. фіз.-мат. наук, доц. Сидоров М.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. прикладної математики,
тел. (057) 702-14-36), e-mail: alex.aminuts@gmail.com

The problem of calculating the porous media flow in piecewise-homogeneous soil is considered. For its numerical analysis it is proposed to use the R-functions method. shows the results of a computational experiment for a test problem.

Течії рідини в пористому середовищі (фільтраційні течії) широко розповсюджені у природі. До розгляду таких течій приходять при дослідженні процесів зрошення чи осушення, втікання морської води в прісну, обтікання гідротехнічних споруд тощо. При цьому область фільтрації може мати складну геометричну форму, що призводить до втрати точності при чисельному розв'язанні відповідних задач математичної фізики. Отже, розробка нових та модифікація існуючих методів чисельного аналізу фільтраційних течій є актуальною науковою задачею.

Розглянемо задачу стаціонарної безнапірної фільтрації у кусково-однорідному ґрунті. Вважатимемо, що фільтрація відбувається в площині, що паралельна до координатної площини xOy , і позначимо через Ω розрахункову область.

Для кусково-однорідного ґрунту коефіцієнт фільтрації задамо у вигляді $\kappa(x, y) = \begin{cases} \kappa_1, & (x, y) \in \Omega_1, \\ \kappa_2, & (x, y) \in \Omega_2, \end{cases}$ де $\bar{\Omega} = \bar{\Omega}_1 \cup \bar{\Omega}_2$, $\text{int } \Omega_1 \cap \text{int } \Omega_2 = \emptyset$, і $\partial\Omega_{12}$ є лінією розділу двох ґрунтів.

Аналіз плоских течій зручно проводити за допомогою функції течії, яка вводиться за формулами $v_x = \frac{\partial\psi}{\partial y}$, $v_y = -\frac{\partial\psi}{\partial x}$.

Якщо теоретичне дослідження фільтрації базується на основі закону Дарсі [2], то для функції течії $\psi(x, y) = \begin{cases} \psi_1(x, y), & (x, y) \in \Omega_1, \\ \psi_2(x, y), & (x, y) \in \Omega_2, \end{cases}$ можна отримати рівняння

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{1}{\kappa(x, y)} \frac{\partial\psi}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{1}{\kappa(x, y)} \frac{\partial\psi}{\partial y} \right) = 0, \quad (x, y) \in \Omega. \quad (1)$$

Нехай межа $\partial\Omega$ області Ω складається з чотирьох ділянок: $\partial\Omega = \partial\Omega_1 \cup \partial\Omega_2 \cup \partial\Omega_3 \cup \partial\Omega_4$. На $\partial\Omega_2$, $\partial\Omega_4$ ґрунт межує з областями вільної

рідини (наприклад, це дно водойми), а $\partial\Omega_1$, $\partial\Omega_3$ відповідають непроникним поверхням (гранітна основа або бетонна гідротехнічна споруда) (рис. 1). Тоді рівняння (1) слід доповнити такими крайовими умовами:

$$\psi|_{\partial\Omega_1} = 0, \quad \psi|_{\partial\Omega_3} = Q, \quad \frac{\partial\psi}{\partial\mathbf{n}}|_{\partial\Omega_2} = 0, \quad \frac{\partial\psi}{\partial\mathbf{n}}|_{\partial\Omega_4} = 0, \quad (2)$$

де \mathbf{n} – зовнішня нормаль до $\partial\Omega$.

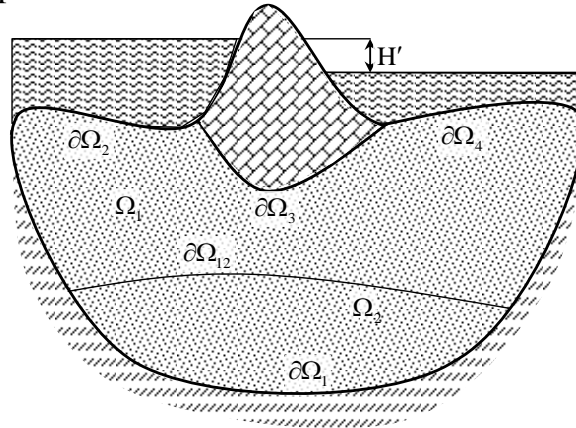


Рис. 1. Область фільтрації Ω

Величина Q є невідомою сталою, що задає повні витрати рідини. Для її визначення слід використати інтегральним співвідношенням

$$\int_{\partial\Omega_3} \frac{1}{\kappa} \frac{\partial\psi}{\partial\mathbf{n}} ds = -H', \quad (3)$$

де H' – діючий напір.

Крім того, слід поставити умови спряження на лінії $\partial\Omega_{12}$ розділу двох ґрунтів. Ці умови мають вигляд:

$$\psi_1|_{\partial\Omega_{12}} = \psi_2|_{\partial\Omega_{12}}, \quad \kappa_1 \frac{\partial\psi_1}{\partial\mathbf{n}}|_{\partial\Omega_{12}} = \kappa_2 \frac{\partial\psi_2}{\partial\mathbf{n}}|_{\partial\Omega_{12}}, \quad (4)$$

де \mathbf{n} – нормаль до $\partial\Omega_{12}$.

Для розв'язання задачі (1) – (4) пропонується використати структурний метод R -функцій, що дає можливість точно і повно врахувати геометричну та аналітичну інформацію, яка міститься у постановці задачі [1]. Відповідно до цього методу, побудовано повну структуру розв'язку, що лінійно містить невідому константу Q і задовольняє всім крайовим умовам (2) і (4). Для апроксимації невизначеної компоненти структури пропонується застосувати варіаційний метод Рітца з подальшим визначенням Q зі співвідношення (3).

Список використаних джерел:

1. Кравченко В.Ф., Рвачев В.Л. Алгебра логики, атомарные функции и вейвлеты в физических приложениях. М.: Физматлит, 2006. – 416 с.
2. Полубаринова-Кочина П.Я. Теория движения грунтовых вод. – М.: Наука, 1977. – 664 с.

МЕТОД ЧИСЕЛЬНОГО АНАЛІЗУ ВЕРТИКАЛЬНОГО РОЗПОВСЮДЖЕННЯ ДОМІШКИ В НЕСТАЦІОНАРНОМУ ПОГРАНИЧНОМУ ШАРІ АТМОСФЕРИ

Чернов О.Г.

Науковий керівник – канд. фіз.-мат. наук, доц. Сидоров М.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. прикладної математики,
тел. (057) 702-14-36), e-mail: oleksandr.chernov@nure.ua

The problem of evaluation of the vertical propagation of the ground source impurity in a non-stationary constant boundary layer of the atmosphere is considered. For an approximate solution to this problem, it is proposed to use the Galerkin method.

Збільшення обсягів виробництва, транспортування і зберігання низькотемпературних отруйних речовин становить підвищену небезпеку для довкілля і людини. Тому актуальною є розробка методів моделювання аварійних ситуацій, пов'язаних з розливами, викидами і витокami низькотемпературних речовин у навколишнє середовище.

Вертикальне розповсюдження осідаючої домішки від миттєвого точкового джерела потужності Q , що знаходиться на висоті H , описується за допомогою наступної початково-крайової задачі [1]:

$$\frac{\partial q}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z} \left(k_z \frac{\partial q}{\partial z} \right) + w \frac{\partial q}{\partial z}, \quad z_0 < z < h(t), \quad t > 0, \quad (1)$$

$$q|_{t=0} = Q\delta(z - H), \quad (2)$$

$$k_z \frac{\partial q}{\partial z} + (w - \beta)q \Big|_{z=z_0} = 0, \quad (3)$$

$$k_z \frac{\partial q}{\partial z} \Big|_{z=h(t)} = 0. \quad (4)$$

Тут q – середня концентрація домішки, k_z – вертикальний коефіцієнт турбулентної дифузії, w – швидкість гравітаційного осідання частинок, β – швидкість сухого осідання (параметр, що характеризує взаємодію частинок із підстилаючою поверхнею), z_0 – параметр шороховатості, h – висота верхньої границі нестационарного усталеного пограничного шару атмосфери, H – висота джерела домішки ($0 \leq H \leq h$), $\delta(z)$ – дельта-функція.

Випадку домішки, яка не осідає та не осаджується, відповідають значення $w = \beta = 0$, а випадку домішки, яка не осідає, але осаджується, відповідає $w = 0$, $\beta \neq 0$.

Точні розв'язки задачі (1) – (4) отримано лише для обмеженого класу задач, що робить актуальною задачу розробки ефективних чисельних

методів. Скористаємося для отримання наближено-аналітичного розв'язку задачі (1) – (4) методом R-функцій [3] і методом Гальоркіна для нестационарних задач [2].

Наближений розв'язок задачі (1) – (3) шукатимемо у вигляді

$$q_N(z, t) = \sum_{j=1}^N c_j(t) \varphi_j(z),$$

де $\varphi_j(z)$ – повна система квадратично сумованих лінійно незалежних функцій, що задовольняє крайовим умовам (3), (4).

Згідно з методом Гальоркіна для нестационарних задач для визначення коефіцієнтів $c_i(t)$, $i=1, 2, \dots, N$, ми отримуємо систему звичайних диференціальних рівнянь вигляду

$$\sum_{j=1}^N \frac{dc_j}{dt} (\varphi_j, \varphi_k) + \sum_{j=1}^N c_j ([\varphi_j, \varphi_k] + (K\varphi_j, \varphi_k)) = 0 \quad (5)$$

із початковими умовами, що отримуємо із системи

$$\sum_{j=1}^N c_j(0) (\varphi_j, \varphi_k) = Q\varphi_k(H), \quad k=1, 2, \dots, N. \quad (6)$$

Тут

$$\begin{aligned} (\varphi_j, \varphi_k) &= \int_{z_0}^h \varphi_j \varphi_k dz, \\ [\varphi_j, \varphi_k] &= \int_{z_0}^H k_z \frac{d\varphi_j}{dz} \frac{d\varphi_k}{dz} dz + (\beta - w) \varphi_j \varphi_k \Big|_{z=z_0}, \\ (K\varphi_j, \varphi_k) &= -w \int_{z_0}^h \frac{d\varphi_j}{dz} \varphi_k dz, \quad j, k=1, 2, \dots, N. \end{aligned}$$

Відповідно до загальної методики побудови структур розв'язку крайових задач [3] базисні функції візьмемо у вигляді

$$\begin{aligned} \varphi_j(z) &= \left(1 + \frac{(\beta - w)(H - z)^2(z - z_0)}{k_z(H - z_0)^2} \right) \tau_j(z) - \\ &\quad - \frac{(H - z)(z - z_0)(-2z + z_0 + H)}{(H - z_0)^2} \frac{d\tau_j(z)}{dz}, \end{aligned}$$

де $\tau_j(z)$ – повна система функцій (поліномів Лежандра, сплайни та ін.)

Список використаних джерел:

1. Берлянд М.Е. Прогноз и регулирование загрязнения атмосферы. – Л.: Гидрометеоздат, 1985. – 277 с.
2. Михлин С.Г. Численная реализация вариационных методов. – М.: Наука, 1966. – 432 с.
3. Рвачев В.Л. Теория R-функций и некоторые ее приложения. – К.: Наук. Думка, 1982. – 552 с.

МЕТОД ЧИСЕЛЬНОГО АНАЛІЗУ НЕСТАЦІОНАРНИХ В'ЯЗКИХ ТЕЧІЙ У ОБЛАСТЯХ З РУХОМОЮ МЕЖЕЮ

Полковниченко Є.Ю.

Науковий керівник – канд. фіз.-мат. наук, доц. Сидоров М.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. прикладної математики,
тел. (057) 702-14-36), e-mail: eoha77@gmail.com

The problem of the numerical analysis of the unsteady flow of a viscous incompressible fluid in a bounded area with a moving boundary is considered. For its numerical analysis it is proposed to use the principle of superposition, the R-functions method with approximation of the uncertain component using the nonlinear Galerkin method.

При аналізі реальних течій в науці і техніці часто виникає проблема математичного моделювання і чисельного аналізу течій в'язкої нестисливої рідини. При цьому звичайною є ситуація, коли з плином часу змінюються не тільки характеристики потоку, але і сама область, в якій розглядається течія.

Розглянемо плоску нестационарну течію в'язкої нестисливої рідини в області $\Omega(t)$, форма якої змінюється з плином часу t . Нехай область $\Omega(t)$ є двозв'язною і її межа $\partial\Omega(t)$ складається з зовнішнього контуру $\partial\Omega_0$, який вважатимемо незмінним в часі, і внутрішнього контуру $\partial\Omega_1(t)$, форма якого з плином часу може змінюватися (рис. 1). Вважатимемо, що межі області є непроникними твердими стінками, зовнішня межа нерухома, а течію викликано обертанням «пропелера» з постійною кутовою швидкістю ω . Потрібно визначити поле швидкостей (v_x, v_y) течії в області $\Omega(t)$.

Для функції струму $\psi(x, y, t)$, яка вводиться співвідношеннями

$$v_x = \frac{\partial\psi}{\partial y}, \quad v_y = -\frac{\partial\psi}{\partial x},$$

можна поставити наступну початково-крайову задачу:

$$-\frac{\partial\Delta\psi}{\partial t} + \frac{1}{\mathbf{Re}}\Delta^2\psi = \frac{\partial\psi}{\partial y}\frac{\partial\Delta\psi}{\partial x} - \frac{\partial\psi}{\partial x}\frac{\partial\Delta\psi}{\partial y} \quad \forall(x, y) \in \Omega(t), \quad t > 0, \quad (1)$$

$$\psi|_{t=0} = 0, \quad (2)$$

$$\psi|_{\partial\Omega_0} = 0, \quad \psi|_{\partial\Omega_1(t)} = c(t), \quad (3)$$

$$\frac{\partial\psi}{\partial\mathbf{n}}|_{\partial\Omega_0} = 0, \quad \frac{\partial\psi}{\partial\mathbf{n}}|_{\partial\Omega_1(t)} = g(t), \quad (4)$$

де \mathbf{Re} – число Рейнольдса, $c(t)$ – деяка невідома функція від t , \mathbf{n} – зовнішня нормаль до межі області $\Omega(t)$, Δ^2 – бігармонічний оператор.

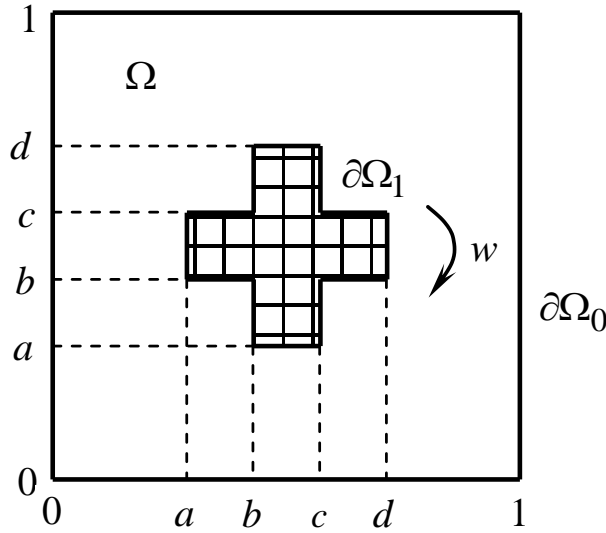


Рис. 1. Вигляд області $\Omega(t)|_{t=0}$

Функція $g(t)$ задається, виходячи із заданої на $\partial\Omega_1(t)$ швидкості рідини. Функцію $c(t)$ потрібно знайти з умови однозначності тиску в многозв'язній області, яке має вигляд

$$\oint_{\partial\Omega_1(t)} \frac{\partial\Delta\Psi}{\partial\mathbf{n}} ds = 0,$$

де Δ – оператор Лапласа.

Позначимо $\partial\Omega(t) = \partial\Omega_0 \cup \partial\Omega_1(t)$. Для розв'язання задачі (1) – (4) скористаємося принципом суперпозиції і методом R-функцій. Структура розв'язку задачі (1) – (4) була побудована у вигляді

$$\psi(x, y, t) = -\frac{\omega \cdot g \cdot \omega_0}{\omega_0 + \omega_1} + \omega^2 \Phi_0 + c(t) \left[\frac{\omega_0}{\omega_0 + \omega_1} - \omega D_1 \left(\frac{\omega_0}{\omega_0 + \omega_1} \right) + \omega^2 \Phi_1 \right].$$

Тут Φ_0 , Φ_1 – невизначені компоненти, $D_1 = \frac{\partial\omega}{\partial x} \frac{\partial}{\partial x} + \frac{\partial\omega}{\partial y} \frac{\partial}{\partial y}$, а функції

$\omega = \omega(x, y, t)$, $\omega_0 = \omega_0(x, y)$, $\omega_1 = \omega_1(x, y, t)$ будуються за допомогою методу R-функцій і повинні відповідати умовам

$$\forall t \geq 0 \quad \omega = 0 \text{ на } \partial\Omega(t); \quad \omega > 0 \text{ у } \Omega(t); \quad \frac{\partial\omega}{\partial\mathbf{n}} = -1 \text{ на } \partial\Omega(t),$$

$$\omega_0 = 0 \text{ на } \partial\Omega_0; \quad \omega_0 > 0 \text{ у } \Omega(t) \cup \partial\Omega_1(t); \quad \frac{\partial\omega_0}{\partial\mathbf{n}} = -1 \text{ на } \partial\Omega_0,$$

$$\forall t \geq 0 \quad \omega_1 = 0 \text{ на } \partial\Omega_1(t); \quad \omega_1 > 0 \text{ у } \Omega(t) \cup \partial\Omega_0; \quad \frac{\partial\omega_1}{\partial\mathbf{n}} = -1 \text{ на } \partial\Omega_1(t).$$

Для апроксимації невизначених компонент в структурних формулах можна скористатися нелінійним методом Гальоркіна для нестационарних задач.

**МЕТОД ДВОБІЧНИХ НАБЛИЖЕНЬ ПОШУКУ
ВІСЕСИМЕТРИЧНИХ РОЗВ'ЯЗКІВ КРАЙОВИХ ЗАДАЧ
З МОНОТОННИМИ НЕЛІНІЙНОСТЯМИ**

Пархоменко В.Г.

Науковий керівник – канд. фіз.-мат. наук, доц. Сидоров М.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. прикладної математики,
тел. (057) 702-14-36), e-mail: vladyslav.parkhomenko1@nure.ua

The problem of constructing two-sided approximations to a unique radial-symmetric positive solution of the first boundary-value problem for an equation $-\Delta u = f(u)$ in the radius R sphere is considered. The efficiency of the method is confirmed by computational experiments for $f(u) = \sqrt{u}$.

Проблема математичного моделювання процесів, що протікають у нелінійних середовищах, призводить до необхідності аналізу нелінійної крайової задачі вигляду

$$-\Delta u = f(u) \text{ у } \Omega, \quad (1)$$

$$u > 0 \text{ у } \Omega, \quad (2)$$

$$u|_{\partial\Omega} = 0, \quad (3)$$

де Ω – вимірна за Жорданом область з \mathbb{R}^3 , $f(u)$ неперервна і додатна для всіх $u > 0$ функція.

Якщо Ω – сфера радіуса R у \mathbb{R}^3 , то можна поставити задачу відшукування розв'язку задачі (1) – (3), який має радіальну симетрію, тобто розв'язку, залежному лише від $r = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$.

Це призводить до наступної задачі для визначення $u = u(r)$:

$$-\frac{1}{r^2} \frac{d}{dr} \left(r^2 \frac{du}{dr} \right) = f(u), \quad 0 < r < R, \quad (4)$$

$$u(r) > 0, \quad 0 < r < R, \quad (5)$$

$$|u(0)| < +\infty, \quad u(R) = 0. \quad (6)$$

Задача (4) – (6) еквівалентна інтегральному рівнянню Гаммерштейна

$$u(r) = \int_0^R K(r,s) f(u(s)) ds, \quad (7)$$

$$\text{де } K(r,s) = \begin{cases} s - \frac{s^2}{R}, & 0 \leq r \leq s, \\ \frac{s^2}{r} - \frac{s^2}{R}, & s < r \leq R. \end{cases}$$

Рівняння (7) розглядатимемо як нелінійне операторне рівняння у банаховому просторі $C[0, R]$, напівупорядкованому конусом K_+ невід'ємних на $[0, R]$ неперервних функцій [1, 2]. Неперервний і додатний на $[0, R]$

розв'язок рівняння (7) прийmemo за узагальнений розв'язок крайової задачі (4) – (6).

Оператор $(Tu)(r) = \int_0^R K(r,s)f(u(s))ds$ має наступні властивості:

а) є додатним оператором;

б) є u_0 -додатним оператором, де $u_0(r) = \frac{R^2 - r^2}{6}$;

в) є монотонним оператором, якщо функція $f(u)$ монотонна за u ;

г) є угнутим і навіть u_0 -угнутим оператором, де $u_0(r) = \frac{R^2 - r^2}{6}$, якщо

$f(\tau u) > \tau f(u)$ для будь-якого додатного числа u при будь-якому $\tau \in (0, 1)$.

Для монотонного оператора T умовами $Tv_0 \geq v_0$, $Tw_0 \leq w_0$ виділімо інваріантний конусний відрізок $\langle v_0, w_0 \rangle$, де $v_0(r) = \alpha u_0(r)$, $w_0(r) = \beta u_0(r)$, $0 \leq \alpha < \beta$, і сформуємо два ітераційні процеси

$$v^{(n+1)}(r) = \int_0^R K(r,s)f(v^{(n)}(s))ds, \quad n = 0, 1, 2, \dots,$$

$$w^{(n+1)}(r) = \int_0^R K(r,s)f(w^{(n)}(s))ds, \quad n = 0, 1, 2, \dots,$$

$$v^{(0)}(r) = v_0(r), \quad w^{(0)}(r) = w_0(r).$$

Послідовність $\{v^{(n)}(x)\}$ не спадає за конусом K_+ , послідовність $\{w^{(n)}(x)\}$ не зростає за конусом K_+ . Оскільки конус K_+ є нормальним, а оператор T є цілком неперервним, то обидві побудовані ітераційні послідовності збігаються у нормі простору $C[0, R]$ до єдиного додатного розв'язку u^* крайової задачі (4) – (6) і має місце ланцюг нерівностей

$$v_0 = v^{(0)} \leq v^{(1)} \leq \dots \leq v^{(n)} \leq \dots \leq u^* \leq \dots \leq w^{(n)} \leq \dots \leq w^{(0)} = w_0.$$

За наближений розв'язок крайової задачі крайової задачі (4) – (6) на n -й ітерації обираємо функцію $u^{(n)}(r) = \frac{v^{(n)}(r) + w^{(n)}(r)}{2}$. При цьому похибка

наближення оцінюється нерівністю $\|u^{(n)} - u^*\|_{C[0, R]} \leq \frac{1}{2} \max_{r \in [0, R]} (w^{(n)}(r) - v^{(n)}(r))$.

Обчислювальний експеримент проведено для $f(u) = \sqrt{u}$.

Список використаних джерел:

1. Красносельский М.А. Положительные решения операторных уравнений. – М.: Физматгиз, 1962. – 394 с.
2. Опойцев В.И., Хуродзе Т.А. Нелинейные операторы в пространствах с конусом. – Тбилиси: Изд-во Тбилис. ун-та, 1984. – 246 с.

**ПОБУДОВА ДВОБІЧНИХ НАБЛИЖЕНЬ ДО РОЗВ'ЯЗКІВ
НЕЛІНІЙНИХ КРАЙОВИХ ЗАДАЧ ДЛЯ
ЗВИЧАЙНИХ ДИФЕРЕНЦІАЛЬНИХ РІВНЯНЬ**

Вороненко М.Д.

Науковий керівник – канд. фіз.-мат. наук, доц. Сидоров М.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. прикладної математики,
тел. (057) 702-14-36), e-mail: mykyta.voronenko@nure.ua

The problem of mathematical modeling of many stationary processes leads to the need for finding on $[0, 1]$ positive solution of the boundary-value problem for equation $-u'' = f(u)$, where $f(u)$ is a nonnegative and continuous function for $u \geq 0$. When using two-sided iterative methods, two iterative sequences (upper and lower solutions) are constructed, which on both sides coincide with the exact solution of the problem, which allows at each step of the iterative process to have an a posteriori estimate of the error. The effectiveness of the developed method is demonstrated by the computational experiment for $f(u) = u^p$, $0 < p < 1$.

Точні розв'язки нелінійних крайових задач відомі лише у поодиноких випадках, тому актуальною є розробка чисельних методів розв'язання задач такого класу. Робота присвячена дослідженню можливості побудови двобічних наближень до додатного розв'язку нелінійного звичайного диференціального рівняння $-u'' = u^p$, розглядуваного на відрізку $[0, 1]$ за мішаних крайових умов. Метод двобічних наближень є зручним інструментом як при дослідженні питань існування та єдиності розв'язків операторних рівнянь, так і для фактичного їх знаходження. При цьому двобічні наближення дозволяють отримати верхню та нижню оцінку розв'язку на кожній ітерації, а отже, пропонують зручну апостеріорну оцінку похибки наближеного розв'язку [1, 2].

Розглянемо при $0 < p < 1$ задачу

$$-u'' = u^p, \quad x \in (0, 1), \quad u(0) = u'(1) = 0. \quad (1)$$

На конусі K_+ невід'ємних у $C[0, 1]$ функцій крайова задача (1) еквівалентна інтегральному рівнянню Гаммерштейна

$$u(x) = \int_0^1 G(x, s) u^p(s) ds, \quad (2)$$

де $G(x, s) = \begin{cases} x, & 0 \leq x \leq s, \\ s, & s \leq x \leq 1, \end{cases}$ – функція Гріна крайової задачі (1).

Розглянемо оператор T , що діє у $C[0, 1]$ за правилом

$$(Tu)(x) = \int_0^1 G(x, s) u^p(s) ds.$$

Оператор T на конусі K_+ є цілком неперервним, додатнім, монотонним, угнутим та u_0 -угнутим, де $u_0(x) = x - \frac{x^2}{2}$. Це гарантує існування у K_+ єдиного додатного розв'язку u^* рівняння (2), який можна прийняти за узагальнений розв'язок крайової задачі (1).

Для монотонного оператора T умовами $Tv_0 \geq v_0$, $Tw_0 \leq w_0$ виділімо інваріантний конусний відрізок $\langle v_0, w_0 \rangle$, де $v_0(x) = \alpha u_0(x)$, $w_0(x) = \beta u_0(x)$. Тоді для констант α і β ($0 \leq \alpha < \beta$) отримуємо нерівності:

$$\alpha \leq \left(\frac{\Gamma(p+1)\Gamma(p+2)}{2^p \Gamma(2p+3)} \right)^{\frac{1}{1-p}}, \quad \beta \geq \left(2^{p+3} B\left(\frac{1}{2}, p+2, p+1\right) \right)^{\frac{1}{1-p}}.$$

Далі розглянемо схему послідовних наближень

$$v_{n+1}(x) = \int_0^1 G(x, s) v_n^p(s) ds, \quad w_{n+1}(x) = \int_0^1 G(x, s) w_n^p(s) ds, \quad n = 0, 1, 2, \dots$$

Послідовність $\{v_n(x)\}$ не спадає за конусом K_+ , а послідовність $\{w_n(x)\}$ не зростає за конусом K_+ . Тоді мають місце нерівності

$$v_0 \leq v_1 \leq \dots \leq v_n \leq \dots \leq u^* \leq \dots \leq w_n \leq \dots \leq w_1 \leq w_0,$$

де u^* – точний розв'язок задачі (1).

Отже, побудовано дві ітераційні послідовності, що збігаються до точного розв'язку задачі (1) зверху і знизу відповідно. За наближений розв'язок крайової задачі (1) на n -й ітерації можна взяти функцію $u_n = \frac{v_n + w_n}{2}$. При цьому абсолютна похибка оцінюється нерівністю

$$\varepsilon_n = \|u_n - u^*\| \leq \frac{1}{2} \max_{x \in [0,1]} (w_n(x) - v_n(x)),$$

а відносна похибка –

$$\delta_n \approx \frac{\max_{x \in [0,1]} (w_n(x) - v_n(x))}{\max_{x \in [0,1]} (w_n(x) + v_n(x))} \cdot 100\%.$$

Наближені розв'язки знаходились з точністю $\varepsilon = 10^{-7}$. У таблиці наведена залежність оцінки відносної похибки наближеного розв'язку від p .

p	0,2	0,4	0,6	0,8
δ_n	$0,65 \cdot 10^{-5} \%$	$0,77 \cdot 10^{-5} \%$	$0,28 \cdot 10^{-4} \%$	$0,31 \cdot 10^{-3} \%$

Список використаних джерел:

1. Красносельский М.А. Положительные решения операторных уравнений. – М.: Физматгиз, 1962. – 394 с.
2. Опойцев В.И., Хуродзе Т.А. Нелинейные операторы в пространствах с конусом. – Тбилиси: Изд-во Тбилис. ун-та, 1984. – 246 с.

ВИКОРИСТАННЯ НАВЧАННЯ З ПІДКРІПЛЕННЯМ ДЛЯ ЗАДАЧІ УНИКНЕННЯ ПЕРЕШКОД АВТОМОБІЛЕМ

Кравченко М. О.

Науковий керівник – доц., Єсілевський В.С.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. Прикладної математики,
тел. (057) 702-14-36), e-mail: mykyta.kravchenko1@nure.ua

The task of constructing an intellectual agent who is trained on a program simulator to avoid obstacles on the road while driving is considered in the paper. The solution of the problem is based on the theory of training with reinforcement using the Q-learning algorithm. The conducted computational experiment showed the convergence of the learning process and the feasibility of using the proposed approach in the systems of autonomous driving of an automobile.

В роботі розглядається одна з важливих задач у системі автономного водіння автомобіля – задача побудови інтелектуального агента, який зміг би самостійно навчатися на тренажері уникненню перешкод на дорозі під час руху. Основою вирішення проблеми самонавчання є класична теорія навчання з підкріпленням[1]. Цей підхід до формування стратегії на основі винагороди запозичений з методу визначення оптимальних стратегій в марковських процесах прийняття рішень. Оптимальною є така стратегія, яка максимізує очікуваний сумарний винагороду.

Марковські процеси прийняття рішень модулюють стохастичні задачі з дискретно часом та кінцево-просторовим управлінням. Марковські процеси прийняття рішень це кортеж $M = (X, A, R, P, \gamma)$ де X це простір стану, A простір дії, R функція винагороди $\gamma \in [0, 1]$ коефіцієнт дисконтування та P стохастичне ядро моделювання одношагової марковської динаміки ($P(y|x, a)$ ймовірність переходу з стану y , обираючи дію a , до стану x). Стохастична політика π відображає кожний стан до розподілу над діями $\pi(\cdot|x)$ і дає ймовірність $\pi(a|x)$ вибору дії a в стані x . Якість методу π оцінюється функцією дії-значення Q^π визначену як:

$$Q^\pi(x, a) = E^\pi \left[\sum_{t=0}^{+\infty} \gamma^t R(x_t, a_t) \right],$$

де E^π є очікування щодо розподілу допустимих траєкторій $(x_0, a_0, x_1, a_1, \dots)$ отримані шляхом виконання політики π починаючи з $x_0 = x$ та $a_0 = a$. Тому, кількість $Q^\pi(x, a)$ представляє очікуваний γ -дисконтовану кумулятивну винагороду, зібрану шляхом виконання політики π , починаючи від x та a . Політика є оптимальною, якщо жодна інша політика не дає більш високого прибутку. Функція дії-значення оптимальної політики $Q^*(x, a) = \arg \max_\pi Q^\pi(x, a)$. Значення функції V^π

для політики визначається як $V^\pi(x) = E_{a \sim \pi(\cdot|x)}[Q^\pi(x,a)]$, і являє собою очікування γ -дисконтовану прибутку, зібраний шляхом виконання політики π , починаючи з стану x .

Для вирішення задачі самонавчання треба побудувати модель середовища, яка б забезпечувала формування винагорода за обминання перешкод та штрафів за аварію. В цій моделі повинні бути імітовані дані датчиків і зображення камери як вхідні дані.

В цій роботі запропоновано застосовувати для побудови моделі дороги та імітації процесу керування автомобілем програмне середовище Unity для розробки комп'ютерних ігор. Для ускладнення стратегії управління, що наближена до реальної, запропоновано використання додаткових функцій безпеки. Функції безпеки: контролюється швидкість транспортного засобу, що дорівнює швидкості транспортного засобу попереду; якщо відстань між двома транспортними засобами надто близька, швидкість знижується; якщо транспортний засіб знаходиться в центрі смуги руху, переміщує автомобіль до центру смуги.

Транспортний засіб для управління має п'ять дій, такі як прискорення, уповільнення, зміна смуги на ліву смугу, зміна смуги на праву смугу та нічого не робити.

У симуляторі присутні п'ять типів винагород. Винагорода за швидкість, розраховується за формулою:

$$\frac{S - S_{\min}}{S_{\max} - S_{\min}} \text{ де } S_{\min} = 0, S_{\max} = 1.$$

Під час зміни смуги, постійно отримується зворотна винагорода -0,5.

Під час перегону, отримується винагорода за формулою:

$$O = 0.5 \cdot (O_{total} - O_{old}), R = \frac{0.5}{O},$$

де, O_{total} - загальна кількість перегонів авто, R - винагорода.

Якщо транспортний засіб перемикається на ліву смугу на лівому попередженні, він отримує винагороду за порушення -0.1, те саме при перемиканні на праву смугу. Якщо відбуваються зіткнення, отримуються $R = -10$. В основі вирішення задачі формування оптимальної стратегії керування автомобілем лежить алгоритм Q-learning [1], який використовує віртуальну таблицю (Q-таблиці - звідси і назва методу), в якій для кожного можливого стану запам'ятовується винагорода для кожної можливої дії.

Проведений обчислювальний експеримент показав збіжність процесу навчання і принципову можливість застосування запропонованого підходу в системах автономного водіння автомобіля.

Список використаних джерел:

1. Richard S Sutton and Andrew G Barto. Reinforcement learning: An introduction. Cambridge Univ Press, 1998.

НЕЛІНІЙНИЙ МЕТОД ГАЛЬОРКІНА У ЧИСЕЛЬНОМУ АНАЛІЗІ СТАЦІОНАРНИХ В'ЯЗКИХ ТЕЧІЙ

Шпакович М.О.

Науковий керівник – канд. фіз.-мат. наук, доц. Сидоров М.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. прикладної математики,
тел. (057) 702-14-36), e-mail: maksym.shpakovych@nure.ua

The problem of calculating the stationary flow of a viscous incompressible fluid in a bounded simply connected domain is considered. For its numerical analysis it was proposed to use the R-function method and the nonlinear Galerkin method. The results of a computational experiment for a test problem are given.

При дослідженні різних процесів у геофізиці, біології, теплоенергетиці, біомедицині часто виникає необхідність моделювати стаціонарні течії в'язкої нестисливої рідини. Для цього зазвичай використовується система диференціальних рівнянь Нав'є-Стокса. Складність безпосереднього аналізу цієї системи пов'язана перш за все з її нелінійністю і з тим, що у просторовому випадку вона складається з чотирьох рівнянь. Для плоскопаралельних течій введенням функції течії $\psi(x, y)$ за допомогою співвідношень

$$v_x = \frac{\partial \psi}{\partial y}, \quad v_y = -\frac{\partial \psi}{\partial x} \quad (1)$$

від вихідної системи Нав'є-Стокса можна перейти до одного нелінійного рівняння четвертого порядку

$$\Delta^2 \psi = \text{Re } J(\Delta \psi, \psi) \text{ у } \Omega, \quad (2)$$

де Re – число Рейнольдса, $J(\Delta \psi, \psi) = \frac{\partial \Delta \psi}{\partial x} \frac{\partial \psi}{\partial y} - \frac{\partial \Delta \psi}{\partial y} \frac{\partial \psi}{\partial x}$, Ω – область течії.

Виходячи із заданого на $\partial \Omega$ вектора швидкостей рідини, для функції течії $\psi(x, y)$ можна поставити такі крайові умови:

$$\psi|_{\partial \Omega} = f_0(s), \quad \frac{\partial \psi}{\partial \mathbf{n}}|_{\partial \Omega} = g_0(s), \quad s \in \partial \Omega, \quad (3)$$

де $\frac{df_0}{ds}$, g_0 – розподіли нормальної та тангенціальної складових швидкості потоку відповідно.

Для розв'язання задачі (2), (3) застосуємо структурний метод R -функцій, запропонований акад. НАН України В.Л. Рвачовим [1]. У відповідності до загальної методики побудови структури розв'язку задачі Стокса [2] отримаємо, що структура розв'язку задачі (2), (3) має вигляд

$$\psi = f - \omega(D_{\perp} f + g) + \omega^2 \Phi, \quad (4)$$

де $f = \text{EC } f_0$, $g = \text{EC } g_0$ – продовження функцій f_0 , g_0 в область Ω , $\omega = 0$

– нормалізоване рівняння $\partial\Omega$, $D_1v = (\nabla\omega, \nabla v)$, Φ – невизначена компонента структури.

Для апроксимації невизначеної компоненти структури скористаємося нелінійним методом Гальоркіна. Функцію Φ шукатимемо у вигляді

$$\Phi \approx \Phi_n = \sum_{k=1}^n c_k \tau_k,$$

де $\{\tau_k\}$ – деяка повна у $L_2(\Omega)$ система функцій.

Невідомі коефіцієнти c_1, \dots, c_n знайдемо з умови ортогональності у $L_2(\Omega)$ відхилу $R_n = \Delta^2 \psi_n - \text{Re} J(\Delta \psi_n, \psi_n)$, де $\psi_n = f - \omega(D_1 f + g) + \omega^2 \Phi_n$, першим n координатним функціям $\omega^2 \tau_1, \dots, \omega^2 \tau_n$. Це призводить до системи нелінійних алгебраїчних рівнянь, розв'язання яких можливе, наприклад, методом Ньютона.

Після знаходження функції ψ_n за формулами (1) можна знайти поле швидкостей рідини. Для відтворення поля тиску пропонується наступний підхід. З системи Нав'є-Стокса маємо, що

$$\begin{aligned} \frac{\partial p}{\partial x} &= \frac{1}{\text{Re}} \Delta v_x - v_x \frac{\partial v_x}{\partial x} - v_y \frac{\partial v_x}{\partial y} = \frac{1}{\text{Re}} \frac{\partial \Delta \psi}{\partial y} - \frac{\partial \psi}{\partial y} \frac{\partial^2 \psi}{\partial x \partial y} + \frac{\partial \psi}{\partial x} \frac{\partial^2 \psi}{\partial y^2}, \\ \frac{\partial p}{\partial y} &= \frac{1}{\text{Re}} \Delta v_y - v_x \frac{\partial v_y}{\partial x} - v_y \frac{\partial v_y}{\partial y} = -\frac{1}{\text{Re}} \frac{\partial \Delta \psi}{\partial x} + \frac{\partial \psi}{\partial y} \frac{\partial^2 \psi}{\partial x^2} + \frac{\partial \psi}{\partial x} \frac{\partial^2 \psi}{\partial x \partial y}. \end{aligned}$$

Застосовуючи далі процедуру відновлення функції за її повним диференціалом, отримаємо

$$p(x, y) = \int_{M_0 M} \frac{\partial p}{\partial x} dx + \frac{\partial p}{\partial y} dy + C,$$

де $M_0(x_0, y_0)$ – фіксована точка, а $M(x, y)$ – довільна точка області Ω .

Обчислювальний експеримент в задачі (2), (3) було проведено у квадратній каверні $\bar{\Omega} = \{0 \leq x \leq 1, 0 \leq y \leq 1\}$ з рухомою верхньою кришкою для числа Рейнольдса $\text{Re} = 100$. Крайові умови (3) в цьому випадку є

$$\psi|_{\partial\Omega} = 0, \quad \frac{\partial \psi}{\partial \mathbf{n}}|_{\partial\Omega} = \begin{cases} -1, & y = 1; \\ 0, & x = 0, x = 1, y = 0, \end{cases}$$

а нормалізоване рівняння $\partial\Omega - \omega \equiv [x(1-x)] \wedge_0 [y(1-y)] = 0$ (тут \wedge_0 – знак R -кон'юнкції). Невизначена компонента структури апроксимувалась сплайнами Шенберга п'ятого степеня.

Список використаних джерел:

1. Рвачев В.Л. Теория R -функций и некоторые ее приложения. – К.: Наук. Думка, 1982. – 552 с
2. Сидоров М.В. О построении структур решений задачи Стокса // Радиоэлектроника и информатика. – 2002. – № 3 (20). – С. 52 – 54.

КРАЙОВІ ЗАДАЧІ ДЛЯ НЕЛІНІЙНИХ ЕЛІПТИЧНИХ РІВНЯНЬ З ПАРАМЕТРАМИ. ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДУ ПОСЛІДОВНИХ НАБЛИЖЕНЬ

Границя Ю.А.

Науковий керівник – к.ф.-м.н., проф. Колосова С.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Прикладної математики,
тел.(057)702-14-36)

e-mail: yuliagrani@gmail.com

The given work is devoted to boundary value problems for nonlinear elliptic equations with parameters. The paper presents a mathematical model of the problem in choosing of migration model in population genetics. As a method for solving the problem is applied the method of successive approximation. At the same time, the area in which the problem is considered is such that the Green function is unknown to it. Thus, the initial nonlinear problem is reduced to a sequence of linear boundary value problems. Each of the obtained problems can be solved by the Ritz method or the least squares method.

Розглянемо задачу вибору моделі міграції популяції у генетиці, математичною моделлю якої є наступна крайова задача [1]:

$$\begin{aligned} -\Delta u &= \lambda(1+u)^q \quad \forall x \in \Omega \subset R^n, \\ u &> 0, \quad u|_{\partial\Omega} = 0, \quad (\lambda > 0, q > 0). \end{aligned} \quad (1)$$

У [2] доведено існування та єдиність додатного розв'язку цієї задачі та можливість побудови двобічних наближень, якщо виконуються наступні умови:

$$\begin{aligned} \max_{x \in \Omega} \int_{\Omega} G(x, s) ds &\leq \frac{\beta}{\lambda(1+\beta)^q}, \\ 0 < q < 1. \end{aligned} \quad (2)$$

Однак, скористатись схемами побудови двобічних наближень для задачі (1) практично можливо лише тоді, коли область, у якій розглядається задача, є такою, що для неї відома функція Гріна. Якщо функція Гріна невідома або має складний вигляд, пропонуємо будувати послідовні наближення до розв'язку за схемою, розглянутою у [3]. Цей підхід полягає в тому, що задачі (1) ставиться у відповідність послідовність лінійних крайових задач наступного вигляду:

$$\begin{aligned} -\Delta u_1 &= 1, \quad u_1|_{\partial\Omega} = 0, \\ -\Delta u_2 &= \lambda(1+u_1)^q, \quad u_2|_{\partial\Omega} = 0, \\ -\Delta u_3 &= \lambda(1+u_2)^q, \quad u_3|_{\partial\Omega} = 0, \\ &\dots \dots \dots \dots \\ -\Delta u_n &= \lambda(1+u_{n-1})^q, \quad u_n|_{\partial\Omega} = 0. \end{aligned} \quad (3)$$

Кожну з цих задач розв'язуємо методом Рітца (оператор $-\Delta u$ - додатно визначений) або методом найменших квадратів.

При виборі конкретних значень параметрів λ та q користуємося умовами (2), при цьому β , що є апіорною оцінкою верхньої межі розв'язку, визначається з першої умови (2) після вибору λ та q . Якщо область Ω така, що не знаємо для неї відповідну функцію Гріна, для вибору параметра q користуємося другою умовою з (2), λ може бути будь-яким.

Область Ω можна обрати у вигляді круга $1 - x_1^2 - x_2^2 > 0$, або напівкруга $x_2(1 - x_1^2 - x_2^2) > 0$ або $x_1(1 - x_1^2 - x_2^2) > 0$. Ще одним варіантом є область $x_1^8 + x_2^8 < 1$. Таких варіантів вибору області можна навести безліч.

Координатні функції беремо у вигляді $\varphi_k(x_1, x_2) = w(x_1, x_2) F_k(x_1, x_2)$, де $w(x) > 0 \forall x \in \Omega$, $w(x) = 0$ на $\partial\Omega$.

Таку функцію $w(x)$ практично можна побудувати для області довільної геометрії, користуючись апаратом R -функцій [4]. У координатних функціях можна обрати $F_{ij}(x_1, x_2) = x_1^i x_2^j$, де $i \geq 0, j \geq 0, i + j = 0, 1, 2, \dots, n$, або

$$F_{ij}(x_1, x_2) = P_i(x_1)P_j(x_2), i \geq 0, j \geq 0, i + j = 0, 1, 2, \dots, n,$$

$P_i(x) = \frac{1}{2^i i!} \frac{d^i(x^2 - 1)^i}{dx^i}$ – многочлени Лежандра. Такі поліноми є ортогональними на $[-1, 1]$.

Розв'язування задачі (1) також розглядається у роботі Юхименко В. іншим методом, що використовує квазіфункцію Гріна для крайових задач для еліптичних рівнянь. Це дає змогу порівняти результати експерименту та переконатися у достовірності отриманого розв'язку.

Список використаних джерел:

1. G. A. Afrouzi, S. Khademloo, «Some numerical results on a convex nonlinear elliptic problem». Applied Mathematicies and Computation. 175(2006). P. 465–471.
2. Колосова С.В, Границя Ю., Юхименко В., Про побудову послідовних наближень для однієї задачі про вибір моделі міграції в популяційній генетиці. 7-ма Міжнародна науково-технічна конференція «ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ ІСТ-2018».
3. Свирский И.В. Методы типа Бубнова – Галеркина и последовательных приближений. – М.: Наука, 1968. – 199с.
4. Рвачев В. Л. Теория R-функций и некоторые её приложения. – К.: Наук. Думка, 1982.- 552 с.

МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ ВИЗНАЧЕННЯ ТРАЄКТОРІЇ ОБ'ЄКТА ПО ВІДЕОЗБРАЖЕННЮ

Толкачова М.Г.

Науковий керівник – доц., Єсілевський В.С.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Прикладної математики,
тел. (057) 702-14-36),

e-mail: tolkachevamarina01@gmail.com

This article explains what Kalman Filtering is and how it works. This is a data processing algorithm that removes noise and excess information. In the Kalman filter, it is possible to set a priori information about the nature of the system, the relationship of variables, and on the basis of this to build a more accurate estimate, but even in the simplest case (without entering a priori information), the algorithm gives excellent results. Kalman filtering greatly improves the effectiveness of tracking objects in a video.

Фільтрація Калмана є рекурсивною процедурою для оптимальної оцінки. Вона використовується для отримання оцінок позицій і невизначеності руху точки на області, яка нас цікавить, з посиланням на наступний кадр і з урахуванням встановлених довірчих інтервалів. Пошук відповідної точки в області, яка нас цікавить, в наступному кадрі може бути сформульована як задача відстеження, в якій кожен кадр здобутий і оброблений в певний момент часу $t_k = t_0 + k$.

Нехай $p_k = \begin{bmatrix} x_k & y_k \end{bmatrix}^T$ – точка інтересу на отриманому зображенні в момент t_k , рухається зі швидкістю $v_k = \begin{bmatrix} v_{x^k} & v_{y^k} \end{bmatrix}^T$. Для представлення руху на площині зображення визначається вектор стану $x_k = \begin{bmatrix} x_k & y_k & v_{x^k} & v_{y^k} \end{bmatrix}^T$.

Припускаючи, що швидкість постійна і існує технологічний шум, стохастичне рівняння стану дискретного часу, що описує рух має вигляд

$$\begin{bmatrix} p_k \\ v_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{k-1} + v_{k-1} + \zeta_{k-1} \\ v_{k-1} + \eta_{k-1} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

де ζ_{k-1} і η_{k-1} – це вектори з випадковими значеннями, для яких в якості значень очікуються нулі і передбачається розподіл Гауса. Перепишемо результат [1] у вигляді

$$x_k = \Phi_{k-1} \cdot x_{k-1} + w_{k-1}, \quad (2)$$
$$\text{де } \Phi_{k-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ та } w_{k-1} = \begin{bmatrix} \zeta_{k-1} \\ \eta_{k-1} \end{bmatrix}.$$

Для рівняння вимірювання передбачається, що вектор вимірювання z_k отримується за допомогою результатів алгоритму зіставлення вікон, який

забезпечує розташування точки p_k в межах області інтересу для кожного кадру. Вектор z_k задається як:

$$z_k = H_k \cdot x_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_k \\ v_k \end{bmatrix} + \mu_k, \quad (3)$$

де μ_k – це вектор з випадковими значеннями з очікуваними значеннями рівними нулю і розподіл Гауса, що представляє вимірювання шуму.

Отримавши спостереження вектора z_k які містять шум, фільтрація Калмана полягає в отриманні оцінки позиції і оцінок швидкості за час t_k , а також його невизначеностей. Коваріація матриці системи Q_{k-1} , а також коваріаційна матриця вимірювання R_{k-1} є системними входами за час t_{k-1} . Для ініціалізації алгоритму необхідно встановити довільні високі значення для процесу коваріації P_0 , тому що динаміка фільтра враховує рівень достовірності оцінок, взятих відповідно до P_0 . У багатьох випадках небажані оцінки отримують в результаті поганого підбору значень P_0 , що викликає зміщення фільтра. Динамічні рівняння фільтра:

$$\begin{aligned} P'_k &= \Phi_{k-1} \cdot P_{k-1} \cdot \Phi_{k-1}^T + Q_{k-1} \\ K_k &= P'_k \cdot H_k^T \cdot (H_k \cdot P'_k \cdot H_k^T + R_k)^{-1} \\ \hat{x}_k &= \Phi_{k-1} \cdot \hat{x}_{k-1} + K_k \cdot (z_k - H_k \cdot \Phi_{k-1} \cdot \hat{x}_{k-1}), \\ P_k &= (I - K_k) \cdot P'_k \cdot (I - K_k)^T + K_k \cdot R_k \cdot K_k^T \\ k &= 1, 2, 3, \dots, n \end{aligned} \quad (4)$$

де I – тотожна матриця четвертого порядку, а K – коефіцієнт посилення фільтра Калмана.

Оптимальна оцінка виходу фільтра, вектора \hat{x}_k в момент часу t_k , результати позиції зображення та швидкості та їх невизначеностей описуються діагональними елементами матриці P_k .

Чисельне моделювання описаного алгоритму показало можливість застосування даного методу для оптимального передбачення траєкторії руху об'єкта по відеозображенню.

Список використаних джерел

1. С. К. Chui and G. Chen, Kalman Filtering with Real-Time Applications, third edition ed., E. Springer, Ed., 1986.

ПРО ДЕЯКІ ПІДХОДИ ДО РОЗВ'ЯЗАННЯ НЕЛІНІЙНОЇ ЕЛІПТИЧНОЇ КРАЙОВОЇ ЗАДАЧІ В ОБЛАСТЯХ СКЛАДНОЇ ГЕОМЕТРІЇ

Юхименко В. Є.

Науковий керівник – к.ф.-м.н., проф. Колосова С. В.
Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Прикладної математики,
тел. (057)702-14-36)

e-mail: vladyslav.yukhymenko@nure.ua

The paper deals with the question of the existence, uniqueness and the possibility of constructing successive approximations to the solution of one problem on the choice of population migration model in genetics, the mathematical model of which is the Dirichlet boundary value problem for a nonlinear elliptic equation. To solve this problem, the Green's quasifunction method is used, which allows one to find approximate solutions. Conditions are obtained that must satisfy the parameters included in the statement of the problem so that it is possible to construct successive approximations to a positive solution.

Розглянемо задачу про вибір моделі міграції популяції у генетиці, математичною моделлю якої є наступна крайова задача:

$$\begin{aligned} -\Delta u &= \lambda(1+u)^q \quad \forall x \in \Omega \subset \mathbb{R}^n, \\ u &> 0, u|_{\partial\Omega} = 0 \quad (\lambda > 0). \end{aligned} \quad (1)$$

Параметр q може бути додатним або від'ємним [1].

Задачі (1) у класі функцій $C(\Omega)$ відповідає еквівалентне нелінійне інтегральне рівняння

$$u(x) = \lambda \int_{\Omega} G(x,s) f(s, u(s)) ds, \quad (2)$$

де $G(x,s)$ – функція Гріна оператора Лапласа для першої крайової задачі в області Ω , $x = (x_1, \dots, x_n)$, $s = (s_1, \dots, s_n)$ [2]. Однак, побудова функцій Гріна у замкненому вигляді можлива лише деяких достатньо простих областей. Якщо функція Гріна невідома або має складний вигляд, пропонуємо застосувати метод квазіфункцій Гріна [3], який дозволяє відшукати наближений розв'язок задачі (1). Вихідну задачу (1) на класі функцій $W_2^1(\Omega)$ зводимо до інтегрального рівняння

$$u(x) = \lambda \int_{\Omega} G(x,s) f(s, u(s)) ds + \int_{\Omega} u(s) K(x,s) ds, \quad (3)$$

де для випадку $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ маємо $G_{\kappa\epsilon}(x,s) = \frac{1}{2\pi} \left[\ln \frac{1}{r} - q(x,s) \right]$,

$$q(x,s) = -\frac{1}{2} \ln \left[r^2 + 4\omega(x)\omega(s) \right], \quad r = |x-s| = \sqrt{\sum_{i=1}^2 (x_i - s_i)^2},$$

$$K(x, s) = -\frac{1}{2\pi} \Delta_s q(x, s),$$

$\omega = 0$ - нормалізоване до першого порядку рівняння межі $\partial\Omega$, $\omega > 0$ $\forall x \in \Omega$, $\omega = 0$ на $\partial\Omega$, $W_2^1(\Omega)$ - простір функцій, що дорівнюють нулю на межі та мають квадратично сумовні в Ω узагальнені похідні першого порядку. Застосовуючи до рівняння (3) метод послідовних наближень [4], зведемо його до послідовності лінійних інтегральних рівнянь

$$u_m(x) - \int_{\Omega} u_m(s) K(x, s) ds = \int_{\Omega} G_{\kappa\epsilon}(x, s) f(s, u_{m-1}(s)) ds, \quad (4)$$

$$m = 2, 3, \dots$$

Наближений розв'язок кожного з рівнянь (4) згідно з методом Бубнова-Гальоркіна [4,5] шукаємо у вигляді

$$u_{mk}(x) = \sum_{i=1}^k C_i^{(m)} \varphi_i(x), \quad (5)$$

$\varphi_i(x)$ - координатні функції, $C_i^{(m)}$, $i = 1, 2, \dots, k$, $m = 2, 3, \dots$ - розв'язок системи лінійних алгебраїчних рівнянь

$$\sum_{i=1}^k C_i^{(2)} \left[\int_{\Omega} \varphi_i(x) \varphi_j(x) dx - \iint_{\Omega\Omega} K(x, s) \varphi_i(x) \varphi_j(s) dx ds \right] =$$

$$= \iint_{\Omega\Omega} G(x, s) f[s, u_1(s)] \varphi_j(s) dx ds, \quad j = 1, 2, \dots, \quad m = 3, 4, \dots$$

В якості першого наближення $u_1(x)$ можна взяти будь-яку сталу, наприклад, $u_1(x) = 0,05$.

Список використаних джерел:

1. G. A. Afrouzi, S. Khademloo. «Some numerical result on a convex nonlinear elliptic problem». Applied Mathematicies and Computation. 175(2006). P. 456-471
2. Красносельский М. А. Положительные решения операторных уравнений. – М.: ГИФЛМ, 1962. – 394 с.
3. Рвачев В. Л. Теория R-функций и некоторые её приложения. – К.: Наук. думка, 1982. -552 с.
4. Свирский И. В. Методы типа Бубнова-Галёркина и последовательных приближений. – М.: Наука, 1968. -199 с.
5. Михлин С. Г. Вариационные методы в математической физике. М.: Наука, 1970. -512 с.

АНАЛИЗ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ НЕЙРОННЫМИ СЕТЯМИ ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ ТРЕНДОВ И ОПРЕДЕЛЕНИЯ DDOS-АТАК.

Глушаев Д.Я.

Научный руководитель – проф. Кириченко Л.О.

Харьковский национальный университет радиоэлектроники
(61166, Харьков, пр. Ленина, 14, каф. Прикладной математики,
тел. (057) 702-14-36),

E-mail: glushayev@gmail.com

The usage of neural networks allows us to analyze a time series data in a brand new way. This article describes an idea of using the neural networks to analyze the time series in real time and detect the DDOS-attacks.

В работе рассмотрены различные методы, которые применимы для использования нейронных сетей при анализе временных рядов в реальном времени. Временной ряд – это собранный в разные моменты времени (как правило равноотстоящие друг от друга) статистический материал о значении каких-либо параметров исследуемого процесса. Под нейронной сетью понимается математическая модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма.

Под DDOS-атакой понимается процесс, при котором искусственно увеличивается нагрузка на программное приложение с целью помешать работе приложения, и добиться его полного прекращения работы. Такие атаки могут происходить с помощью огромного количества запросов, совершаемых на веб-сервер. Такие атаки могут быть высокоинтенсивные, когда количество запросов вырастает в десятки раз в короткий промежуток времени, или низкоинтенсивные, когда нагрузка растет медленно.

Целью представленной работы является решение задачи поиска трендов во временных рядах, содержащих данные о количестве запросов к веб-серверу с помощью нейронной сети.

Задачу создания нейронной сети, решающей эту проблему, можно разбить на несколько подзадач: определение схемы нейронов в сети, определение частоты обработки данных, определение типа нейронной сети подходящей для решения задачи. Каждая из задач включает множество подходов и алгоритмов. Используя комбинации различных методов решения этих подзадач, можно получить различные итоговые результаты для одних и тех же данных. Наша задача - выбрать оптимальную комбинацию.

Определение схемы нейронной сети, производится с целью подобрать такую схему, которая позволит нам получать высокую точность решений, при невысоких вычислительных затратах. Данная задача направлена на определение количества скрытых слоёв нейронной сети,

количества нейронов в этих слоях и наличие корректирующих нейронов. Для решения большинства задач достаточно одного скрытого слоя, в котором число нейронов равняется числу между числом нейронов на входных и выходных слоях.

Для обеспечения быстрого и качественного получения результатов в реальном времени, нужно определить частоту обработки данных. Подбор размера анализируемой выборки и частоты анализа – одна из ключевых задач при создании нейронной сети, работающей в реальном времени. Если количество анализируемых данных будет слишком большим, а частота опроса слишком высокой, то это потребует больших вычислительных ресурсов, в обратном случае – нахождение тренда, символизирующего DDOS-атаку, может произойти с большой задержкой, или не произойти вообще.

Исходя из анализируемых данных, следует определить тип нейронной сети. Для анализа временных рядов лучше всего себя показывают рекуррентные нейронные сети. Для увеличения точности работы, можно выбрать несколько дополнительных нейронных сетей хорошо показывающих себя при решении конкретной задачи на конкретных данных, и связать в ансамблевую сеть, где итоговое решение задачи находится голосованием всех входящих в состав нейронных сетей.

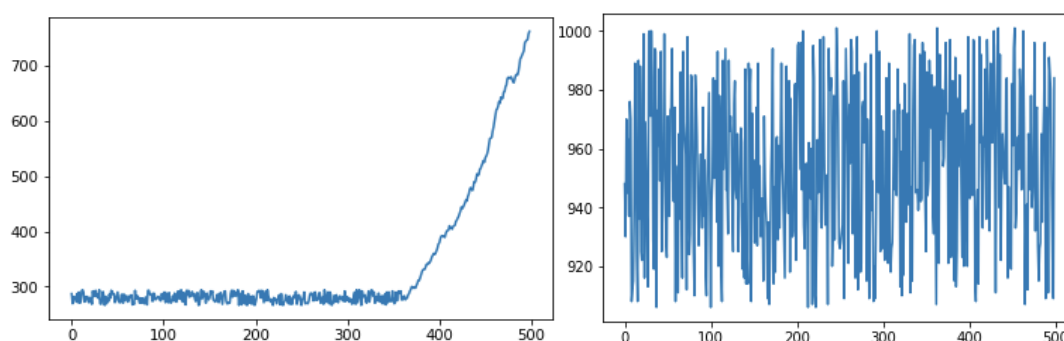


Рисунок 1.- Графики простых примеров данных временного ряда во время DDOS-атаки(слева) и в нормальном состоянии (справа).

Список використаних джерел:

1. Center for Machine Learning and Intelligent Systems [Электронный ресурс] Режим доступа: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Smartphone-Based+Recognition+of+Human+Activities+and+Postural+Transitions>

2. Методы классификации и прогнозирования [Электронный ресурс] Режим доступа: <http://www.intuit.ru/studies/courses/6/6/lecture/182>

МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ У ФОТОНІЦІ

Максименко А.С.

Науковий керівник – доц. Кобзєв В. Г.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Прикладної математики

тел. (057) 702-14-90)

e-mail: andrii.maksymenko@nure.ua

At present, theoretical or experimental research in many areas of science requires the use of mathematical modeling. Therefore, the ability to competently use a modeling device is necessary for almost every specialist. In this article we will get acquainted with the principles of performing a computational experiment in relation to the rapidly developing field of modern physics - nonlinear photonics.

В наш час математичне моделювання стало важливим фундаментом для відтворення теоретичних та експериментальних досліджень в природничих та суспільних науках. Його метою є створення та побудова математичної моделі, тобто математичного представлення реальності.

В 1960 році з появою лазера почала розвиватись нова галузь науки і техніки – фотоніка. Вона вивчає світлові потоки (кванти світлу) і по суті є аналогом електроніки, використовуючи замість електронів фотони.

При виборі математичної моделі важливо те, що нелінійна фотоніка має справу з поширенням фемтосекундних (коротких) імпульсів, що, як правило, супроводжується нелінійними процесами. Нелінійність призводить до множинності рішень і для відбору потрібних рішень і їх аналітичної побудови важливо використовувати закони збереження – інваріанти завдання [1].

Дане дослідження присвячене постановці математичної моделі лазерного діоду (ЛД). В основі всіх самоузгоджених моделей лежать кінетичні (швидкісні) рівняння, які описують баланс нерівноважних носіїв в активній області ЛД. У найпростішому вигляді ці рівняння записують для середніх значень змінних величин, не враховуючи просторовий розподіл струму накачування, концентрації інжекттованих електронно-діркових пар (носіїв заряду) і інтенсивності лазерного випромінювання всередині резонатора. У більш детальній самоузгодженій моделі ЛД враховано просторова взаємодія між лазерним випромінюванням і неурівноваженими носіями, від концентрації яких залежить ефективна діелектрична проникність $\mathcal{E}(y)$:

$$\mathcal{E}(y) = \varepsilon_{eff}^0 - AN(y) + j(BN(y) - F),$$

де y – латеральна координата, ε_{eff}^0 – усереднене (ефективне) значення діелектричної проникності активного шару без накачування, A та B – коефіцієнти, які характеризують нелінійну рефракцію і посилення в активному шарі лазера, F - коефіцієнт резонансних втрат.

В цьому випадку в самоузгоджену модель ЛД входить система диференціальних кінетичних рівнянь в часткових похідних:

$$\frac{\partial N(y,t)}{\partial t} = \frac{J(y,t)}{ed} - \frac{N(y,t)}{\tau_{sp}} + D \frac{\partial^2 N(y,t)}{\partial y^2} - \Gamma \frac{c}{n^*} g(N) \sum_j S_j(t) |\psi_j(y,t)|^2;$$

$$\frac{dS_j(t)}{dt} = G_j(t)S_j(t) + \frac{\eta}{\tau_{sp}} \langle N(t) \rangle,$$

де $N(y, t)$ – концентрація нерівноважних носіїв в активному шарі, $J(y, t)$ – щільність струму накачування на гетеропереходах, τ_{sp} – час спонтанної рекомбінації носіїв, D – коефіцієнт амбіполярної дифузії носіїв, c – швидкість світла у вакуумі, $S_j(t)$ – середня щільність фотонів в j -тій латеральній (поперечній) моді, $G_j(t)$ – модове посилення, η – фактор спонтанного випромінювання, $\langle N(t) \rangle$ – середнє значення концентрації носіїв.

Другу, оптичну або резонаторну частину моделі представляє хвильове рівняння, перетворене в рівняння Гельмгольца з урахуванням залежності амплітуди оптичного поля від часу і поздовжньої координати $E(\vec{r}) = \psi(y) \cdot \exp(i(\omega t - \beta z))$, у вигляді:

$$\frac{d^2 \psi_j(y)}{dy^2} + \left(\frac{\omega_j^2}{c^2} \varepsilon(y) - \beta^2 \right) \psi_j(y) = 0,$$

де ω_j – частота оптичного випромінювання, β – поздовжня (по осі z) постійна поширення, $\psi_j(y)$ – амплітудні профілі мод [2, 3].

Розвиток фотоніки призвів до революції в багатьох галузях науки та техніки. Дослідження йдуть у таких напрямках, як: лазерне виробництво, біологічні та хімічні дослідження, зміна клімату та екологічний моніторинг, медична діагностика і терапія, технології показу та проєкції, оптичні обчислення, телекомунікації. Основною задачею даної науки є передача інформації через світло (фотони) замість дротів, що в свою чергу робить її вигідною з економічної точки зору і зручною для людства, через можливість мініатюризації.

Список використаних джерел:

1. Ярив А., Юх П. Волноводная оптоэлектроника. // П/ред. Т. Тамира. – М.: Мир, 1991. - С.167-195.
2. Тарасов И.С. Мощные полупроводниковые лазеры // Квантовая электроника. – 2010. – Т. 40, No. 8. – С. 661.
3. Кейси Х., Паниш М. Лазеры на гетероструктурах. – М.: Мир, 1981. – С. 85-87.

BAYESIAN POKER NETWORKS: AN INTRODUCTION

Dmitry Lekhovitsky, Artem Khovrat

Scientific Supervisor – C. Ph-M Sc., assoc. prof. Sidorov M. V.

Kharkiv National University of Radioelectronics

(61166, Kharkiv, 14 Nauky ave., dept. of Applied Mathematics,

+38 (057) 7021335)

e-mail: lekhovitsky@gmail.com, phone: +38 (095)1760231

Покер є прикладом цікавої та водночас непростої проблеми як з концептуальної, математичної, так і з обчислювальної точки зору. Ця гра комбінує у собі об'єктивну невизначеність (незнання того, які карти будуть наступними) з суб'єктивною (незнання стратегій та карт супротивників) та з проблемою прийняття рішень (стратегія агента, прийнятний для нього рівень ризику). У даній роботі описується процес побудови ШІ-агенту для Техаського холдему з двома гравцями. Пропонується використовувати поняття гри в розширеній формі при формалізації задачі, Байєсові мережі для створення моделі побудови висновків, та навчання з підкріпленням для оцінки параметрів моделі прийняття рішень.

In Heads-up No-Limit Texas Hold'em two players receive two cards each. Then, five more community cards are dealt in three portions: flop (first three cards), turn (fourth card) and river (fifth card). There are four rounds of bets (before, between and after dealing the cards) where players can *raise* (increase the bet value), *call* the bet, *check* (pass a turn to the opponent) and *fold* the cards. The one who gets the highest combination of cards after the final round of bets (or the last person who not folded the hand) wins the hand and gets all the pot. During the game, players face the problem of strategic decision-making under conflict and uncertainty, with two major sources of uncertainty: objective (not knowing which card is going to be dealt next) and subjective (not knowing the other player's cards, strategy and intentions). Making AI play the games like Poker can eventually scale up to solving real problems with such properties (modelling financial markets, economies, business interactions).

There already exist successful attempts of making AI play Heads-Up poker, which include Bayesian Probabilistic Modelling [1] and Deep Learning [2].

We suggest dividing the problem into two sub-problems: 1) making an AI agent *understand* poker and 2) making an AI agent *act* in an optimal way.

Informally, by the phrase *understand* poker, we mean answering the questions like “Does the fact that the opponent bets a lot on the river after checking flop and turn means that he has a high combination of cards or is he just bluffing?” Formally, it means modelling dependencies between player's playstyle (passive or aggressive, tight or loose [3]), strategy (bluffing or betting for value), actions and cards, and performing probabilistic inference on these variables. Bayesian networks are a perfect tool to solve the problems of

modelling and inference, and the records from professional poker tournaments can be used to estimate the structure and parameters of the network.

Bayesian network is a directed acyclic graph $\mathcal{B} = \langle \mathcal{X}, \mathcal{E} \rangle$, where the set \mathcal{X} is a set of random variables, and every node X of this graph (usually drawn as a circle) is augmented with a conditional probability distribution of corresponding variable given its parents in the graph \mathcal{B} : $\mathbb{P}[X \mid \text{Par}_{\mathcal{B}}(X)]$. The main property of Bayesian networks is factorization of joint distribution $\mathbb{P}[\mathcal{X}]$ in a form

$$\mathbb{P}[\mathcal{X}] = \prod_{X \in \mathcal{X}} \mathbb{P}[X \mid \text{Par}_{\mathcal{B}}(X)].$$

Such factorization allows representing the distribution much more compactly and performing inference (e.g. computing marginal or conditional distributions given some evidence, expectation or the MAP estimates) for variables of our interest in a very efficient way. Inference algorithms, which include Belief Propagation and Monte-Carlo Markov Chain, as well as the algorithms for learning network's parameters and structure, are described in [4].

Once we've built the reasoning mechanism which allows relatively precise predictions of opponent's cards or intentions, the second question we ask is "How much should we bet now (or should we bet at all)?" Even in professional poker, bets sizing seems to be quite arbitrary, and Machine Learning can provide an elegant formal answer for the questions "How should we act to eventually win the table?" and "What should be the bet size to convey the information we want and make as much money for us as possible?"

Reinforcement Learning [5] is especially useful in this case for several reasons:

- Texas Hold'em is naturally represented via POMDP (partially observable Markov decision process), where each time slice itself is an extensive form game;
- We have just described how to perform reasoning about non-observable variables in this process;
- There exists a lot of Poker simulators which makes it tractable to try to learn the strategy by trial-and-error, without solving the POMDP explicitly using Dynamic Programming.

References:

1. F. Southey et al. Bayes' Bluff: Opponent Modelling in Poker, Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. – 2005. – №21. – 738 p.
2. M. Moravčík, M. Schmid et al. DeepStack: Expert-Level Artificial Intelligence in Heads-Up No-Limit Poker, Science, 2017. – №356. – 508-513 p.
3. D. Panone. Poker Playing Styles. 2017. Available at <http://www.pokerology.com/lessons/poker-playing-styles/>.
4. D. Koller, N. Friedman. Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques, The MIT Press, 2009. – 1208 p.
5. R. Sutton, A. Barto. Reinforcement Learning: An Introduction, The MIT Press, 2018. – 444 p.

SPHERE PACKING PROBLEMS: ALTERNATIVE STATEMENTS AND MATHEMATICAL MODELS

Lunyova, O.S., Rybachok, I.A., Yaskov, G.N.

Scientific adviser – Dr., Prof. Stoyan, Yu.G.

Kharkiv National University of Radio Electronics (Nauky Ave. 14, Kharkiv,
61166, Ukraine, Dep. of Applied mathematics, +38 (057) 702-14-36)

e-mail: d_am@nure.ua

The work deals with the sphere packing problem (SPP). SPP are of importance due to numerous practical applications. The problem is stated according to the international classification. Two problem statements are considered: the open dimension problem (ODP) and the knapsack problem (KP). ODP is modelled as a mathematical programming problem by making use of the phi-function technique and can be directly solved with a nonlinear programming (NLP) solver. KP is formulated as a mixed integer nonlinear programming (MINLP) problem with binary variables.

According to the international typology [1] SPP belong to cutting and packing (C&P) problems. The problem consists in packing a set of spheres with given radii into a container with given metric characteristics. SPP arise in materials science, powder metallurgy, chemical industry, nanotechnology, biology, medicine, robotics, 3D printing, etc. Packing great numbers of equal spheres is used for simulation and studying properties of particles in catalytic reactors and in packed columns for distillation or gas absorption [2]. Packing of unequal spheres is applied in stereotactic radio surgery radiation therapy [3].

In this investigation we consider two basic formulations of the problem: knapsack problem (KP) and open dimension problem (ODP). We suggest mathematical models and point out its basic peculiarities.

ODP. Let there be spheres $S_i = \{u = (x, y, z) \in \mathbf{R}^3 : \|u - u_i\|^2 \leq r_i^2\}$ where r_i , $i \in I = \{1, 2, \dots, n\}$ are radii. Location of spheres S_i is defined by centre coordinates $u_i = (x_i, y_i, z_i)$, $i \in I = \{1, 2, \dots, n\}$, being variable. Then the vector $\tilde{u} = (u_1, u_2, \dots, u_n)$ specifies arrangement of all spheres. Let there also be a container c (packing domain). Let $w = (w_1, w_2, \dots, w_k)$ be a vector of extra variables, for example, metric characteristics c . Then $\tilde{w} = (\tilde{u}, w)$ is the vector of all variables. It is necessary to pack the spheres S_i , $i \in I$, into the container c reaching the extremum of the objective function $\kappa(\tilde{w})$:

$$\tilde{w}^* = \arg \underset{\tilde{w} \in D \subset \mathbf{R}^{(n+k)-d}}{extr} \kappa(\tilde{w}), \quad (1)$$

where $D = \{\tilde{w} \in \mathbb{R}^{3n+k} : \Phi_{ij}(u_i, u_j) \geq 0, i, j \in I, j > i, \Phi_i(u_i, w) \geq 0, i \in I\}$; $\Phi_{ij}(u_i, u_j) = \|u_i - u_j\|^2 - (r_i + r_j)^2$ is a phi-function [4] of S_i and S_j , $i, j \in I, j > i$; $\Phi_i(u_i)$ is a phi-function of S_i and the set $C^* = cl(\mathbb{R}^3 \setminus C)$, where $cl(\circ)$ is the closure of the set (\circ) . Construction of the function $\Phi_i(u_i, w)$ depends on the

geometric shape of c . Problem (1) is a nonlinear programming problem and can be solved with NLP-solvers.

KP. Let there be spheres S_i with radii r_i , $i \in I$, and c with fixed sizes. It is necessary to pack spheres from the set S_i , $i \in I$, with the maximum packing factor. In other words, the sum of the sphere volumes of packed ones should be maximum. A mathematical model of the problem can be constructed as follows:

$$\Psi^* = \Psi(v^*) = \max \Psi(v), \text{ s.t. } v = (u, t) \in W \subset (\mathbf{R}^{3n} \times B^n), \quad (2)$$

$$\text{where } v = (v_1, v_2, \dots, v_n), t = (t_1, t_2, \dots, t_n), t_i \in B = \{0, 1\}, \Psi(v) = \frac{4}{3} \pi \sum_{i=1}^n r_i^3 t_i, \quad (3)$$

$$t_i = \begin{cases} 1 & \text{if } \Phi_i(v_i) \geq 0, \\ 0 & \text{otherwise;} \end{cases} \quad (4)$$

$$W = \{u \in (\mathbf{R}^{3n} \times B^n) : t_i t_j \Phi_{ij}(v_i, v_j) \geq 0, i < j \in I\}. \quad (5)$$

Problem (2) -(5) is a mixed-integer non-linear programming (MINLP) [5], some of variables being binary and the rest continuous. The objective function is piecewise constant. The local maxima of the objective function are in general non-strict. For each $t \in B^n$ the set $W^t = \{v \in \mathbf{R}^{3n} : u = (v, t) \in W\}$ defines a set of all feasible locations of the spheres in c corresponding to the non-zero values of t_i . If we realize the exhaustive search of all 2^n elements $t \in B^n$ (for example, by constructing a solution tree) and search points corresponding points $u' \in W^t$ (if any), then we solve problem (2)-(5).

References

1. Waescher, G., Haussner, H., Schumann, G. An improved typology of cutting and packing problems. *EJOR*. 2007. Vol.183. P. 1109–1130.
2. Abreu, C. R. A., Tavares, R., Macias-Salinas, F. W., Castier, M. A Monte Carlo simulation of the packing and segregation of spheres in cylinders *Braz. J. Chem. Eng.* 1999. Vol.16, No.4. P. 395–405.
3. Blyuss, O., Koriashkina, L., Kiseleva, E., Molchanov, R. *Optimal Placement of Irradiation Sources in the Planning of Radiotherapy: Mathematical Models and Methods of Solving. Computational and Mathematical Methods in Medicine*. 2015. Vol. 2015. P. 1–8.
4. Chernov, N., Stoyan, Yu., Romanova, T. Mathematical model and efficient algorithms for object packing problem. *Computational Geometry*. 2010. Vol. 43(5). P. 535–553.
5. Schewe, L., Schmidt, M. Computing feasible points for binary MINLPs with MPECs. *M. Math. Prog. Comp.* 2018. <https://doi.org/10.1007/s12532-018-0141-x>.

ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ DATA MINING ДЛЯ СТРУКТУРУВАННЯ МУЗИЧНОГО КОНТЕНТУ

Гарєв Ю.В.

Науковий керівник – канд. фіз.-мат. наук, доц. Сидоров М.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. прикладної математики,
тел. (057) 702-14-36), e-mail: yurii.hariev@nure.ua

The object of research – music repositories containing compositions which are perceived significantly different. Purpose – to create a method for structuring the musical content based on its time signature, rhythm, tempo and spectral characteristics. To solve the given issue were used the wavelet theory and the theory of data clustering. As the result of process modeling the set of key-sound-features (KSF) were taken. Using K-means clustering algorithm based on the table of KSF the approach to partitioning sound-data set by genres were implemented. The adequacy of the model is experimentally confirmed by test-samples verification.

Аудіо класифікація сигналів знаходить своє застосування в багатьох областях досліджень, таких як аналіз аудіо контенту, трансляції перегляду і пошуку інформації.

Однією з найчастіших задач – є класифікація музичного жанру. Отримавши характеристики, що можуть однозначно охарактеризувати жанр, далі можна зробити багато більш заглиблених досліджень і побудувати необхідні уточнення глобального кластеру – жанру.

Виходячи з цього була сформульована наступна мета – створення інтелектуальної системи кластеризації музичного контенту, заснованої на спектральному аналізі композицій.

Як досить потужний і універсальний механізм вирішення задач кластеризації, а також, як один із засобів досягнення поставленої мети застосовано метод К-середніх. Особливості проблеми (на вході – музична композиція, на виході – значення з безперервної множини) не дозволяють віднести її до одного з наявних музичних жанрів, що вирішуються за допомогою методу К-середніх.

Для зменшення розмірності задачі з метою підвищення ефективності її розв'язку з допустимими втратами точності в роботі використані елементи теорії неперервних вейвлет-перетворень (далі НВП) і математичної статистики.

В рамках розв'язання задачі аналізується часовий ряд, дискретизованого неперервного звукового сигналу. Кожна секунда сигналу постає у вигляді відліків (семплів, як це подається у англійській літературі), де визначається частотою дискретизації аудіо-файлу. Наприклад стандартом запису CD з аудіо є 44100 відліків на секунду. Кожен відлік містить у собі значення сигналу в поточний момент часу.

Для аналізу було обрано сім'ю неортогональних вейвлетів з Morlet-wavelet, у якості материнської (базисної) функції. Вейвлет функція може бути описано наступною формулою.

$$\frac{1}{\sqrt[4]{\pi}} \cos\left(x\pi \sqrt{\frac{2}{\log 2}}\right) e^{-\frac{x^2}{2}}$$

Для оптимізації розрахунків було проведено операцію даун-семплінгу до 11025 відліків на секунду – чверті від CD стандарту. Також, з метою полегшення розрахунків, сигнал з двох-канального перетворюється на усереднений один. Або, у випадку, якщо це неможливо зробити, для аналізу подається лише перший канал. Окрім цього, як це було описано у попередньому розділі, кожний запис б'ється на частини по 10 секунд кожна, а потім для аналізу відбираються лише 3 головні частини. Одна з початку, одна із середини і одна з кінця. При обробці, для гарної деталізації було прийнято рішення розділити сигнал на 12 октав і на 6 войсів. Розкладаючи сигнал таким чином, ми отримуємо детальну декомпозицію, необхідну для подальшого порівняльного аналізу.

У парі з використанням НВП, при аналізі частотних діапазонів, метод К-середніх дозволяє якомога детальніше дослідити властивості звуку різних жанрів, що у перспективі дає змогу робити більш гнучкі і точні системи категоризації.

Завдяки високій роздільній здатності на різних масштабах, НВП дозволяє нам дослідити отримані сигнали якомога детальніше, виявляючи потенціальні особистості кожного жанру завдяки алгоритму К-середніх.

Для того щоб зробити отриманий алгоритм більш гнучким було включено низку додаткових характеристик музики, такі як: висота звуку, ритм, гармонію та інші, ми отримуємо досить потужну систему кластеризації музичного контенту за жанром.

Кожна музична композиції характеризується наступним вектором значень: max abs, min, total, loudness range EBU, zero crossing rate, spectral flatness, spectral kurtosis, spectral roll-off, spectral spread, mel-frequency cepstral coefficients, а також окремим вектором значень НВП.

Окремо слід зазначити, що дані отримані з НВП є матриці досить сильно розряджених значень. Для того, щоб покращити показники точності і похибки при кластеризації було запропоновано VMSD згортку.

Практичні експерименти показали, що така комбінація особистостей і методів аналізу дає хорошу якість кластеризації вхідних аудіо-даних.

Список використаних джерел:

1. Чуи Ч. Введение в вейвлеты. – М.: Мир, 2001. – 412 с.
2. David Gerhard. Audio Signal Classification: History and Current Techniques. University of Regina Regina, Saskatchewan, Canada. Technical Report TR-CS, 2003.

СИНТЕЗ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ С ПОМОЩЬЮ ГЕНЕРАТИВНО-СОСТЯЗАТЕЛЬНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Зинченко П.П.

Научный руководитель – проф. Кириченко Л.О.

Харьковский национальный университет радиоэлектроники
(61166, Харьков, пр. Ленина, 14, каф. Прикладной математики, тел. (057)
702-14-36),

E-mail: petrsupreme@gmail.com

The data synthesis is able to solve lack of training data problems. The article describes one of the methods for solving the problem of lack of data for training neural networks – the generative-adversary neural network. The main idea of method is using a deep neural net architecture comprised of two nets, pitting one against the other for synthesis of time series. In addition, the article describes method of time series synthesis.

Современные методы обучения глубоких нейронных сетей уже показали свою эффективность в ситуациях, когда доступны огромные наборы данных для обучения. Небольшие тренировочные наборы приводят к переобучению сети. Одним из возможных способов решения проблемы нехватки данных для обучения является расширение обучающих наборов путем создания синтетических образцов.

В данной статье рассмотрено исследование возможности синтеза временных рядов на основе образцов с заданными параметрами. Временной ряд – это собранный в разные моменты времени статистический материал о значении каких-либо параметров исследуемого процесса.

Постановка задачи для синтеза временных рядов формулируется так: даны образцы временных рядов и нужно предложить метод, который сможет по данным образцам генерировать новые образцы с теми же параметрами. Одним из возможных решений является метод синтеза с помощью генеративно-сопоставительной нейронной сети.

Генеративно-сопоставительная нейросеть (Generative adversarial network, GAN) — архитектура, состоящая из генератора и дискриминатора, которые сопоставляются между собой. Отсюда GAN и получила название генеративно-сопоставительная. Рассмотрим, как работают алгоритмы дискриминатора и генератора.

Дискриминационные алгоритмы пытаются классифицировать входные данные. Учитывая особенности полученных данных, они стараются определить категорию, к которой относятся входные данные. Дискриминативная сеть обучается различать подлинные и поддельные образцы, а результаты различения подаются на вход генеративной сети так, чтобы она смогла подобрать лучший набор латентных параметров, и дискриминативная сеть уже не смогла бы отличить подлинные образцы

от поддельных. Дискриминационные функции сопоставляют признаки образца с категорией. Они заняты только этой корреляцией.

Генеративные алгоритмы заняты обратным. Используя набор переменных латентного пространства, генеративная сеть пытается сделать новый образец, смешав несколько исходных образцов. Вместо того, чтобы предсказывать категорию по имеющимся признакам, они пытаются подобрать признаки к данной категории.

Обе сети пытаются оптимизировать целевую функцию или функцию потерь в игре с нулевой суммой. Когда дискриминатор меняет свое поведение, то и генератор меняет, и наоборот. Обучать такие сети сложно, поскольку нужно не только обучить каждую из них, но и настроить между ними баланс. Потенциал GAN огромен, поскольку они могут имитировать любое распределение данных.

Предположим, что мы пытаемся сгенерировать временной ряды с такими же свойствами, которыми обладают временные ряды из заготовленного реального набора. Тогда, цель дискриминатора — определить временные ряды из заготовленного набора как настоящие.

В тоже время, генератор создает новые ряды, которые он передает дискриминатору. Цель генератора состоит в том, чтобы генерировать временные ряды, которые будут пропущены дискриминатором. Цель дискриминатора определить сгенерированные временные ряды как фальшивые.

Обучение сети происходит следующим образом.

Генератор получает сигнал шума и возвращает временной ряд. Этот сгенерированный временной ряд подается в дискриминатор наряду с потоком временных рядов, взятых из набора временных рядов для обучения, которые обладают нужными нам свойствами.

Дискриминатор обрабатывает как реальные, так и поддельные временные ряды и возвращает вероятности, числа от 0 до 1, где 1 представляет собой подлинный временной ряд и 0 представляет фальшивый. Таким образом, получается двойной цикл обратной связи. Дискриминатор находится в цикле с временными рядами, взятыми из набора временных рядов для обучения. Генератор находится в цикле вместе с дискриминатором.

В статье рассмотрен один из методов решения проблемы нехватки данных для обучения нейронных сетей — генеративно-сопоставительная нейронная сеть. Также приведен алгоритм обучения генеративно-сопоставительной сети для решения задачи синтеза временных рядов.

Список использованных источников:

1. A Beginner's Guide to Generative Adversarial Networks [Электронный ресурс] Режим доступа: <https://skymind.ai/wiki/generative-adversarial-network-gan>

2. Generative Adversarial Networks [Электронный ресурс] Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1406.2661>

ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТИПУ МГУА

Долгіх А.О.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Байбуз О.Г.

Дніпровський національний університет ім.О.Гончара
(49000, Дніпро, просп. Д.Яворницького, 35, каф. математичного
забезпечення ЕОМ, кімн.39, тел. +38 (056) 744-76-83)

e-mail: dolgih.nastya@gmail.com, моб. телефон (096) 82-82-435

The given work is devoted to the GMDH type neural networks application in financial time series forecasting. The main steps of forecasting procedure with GMDH are defined. They include conversion of series values into a form suitable for forecasting introduced algorithm; choosing the neurons of the best architecture for the given time series; calculation optimal values of regression parameters; selection neurons with the most appropriate outputs as the inputs for the next network layers; and finally, conversion forecasted values to the real time series values. Experiential results have been illustrated and further research areas are have been defined.

Алгоритми МГУА вперше були запропоновані академіком НАНУ О. Г. Івахненком у 1966 р. для породження і вибору регресійних моделей оптимальної складності. У прогнозуванні часових рядів найчастіше використовують поліноми наступної форми:

$$y = a + \sum_{i=1}^m b_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m c_{ij} x_i x_j$$

де m – число змінних, a, b, c, d, \dots – це коефіцієнти змінних у поліномі, які також називають вагами, y – це майбутні значення ряду, x_i та x_j – попередні значення часового ряду.

Останнього часу все більшого поширення набувають нейронні мережі типу МГУА. При їх використанні у прогнозуванні розглядають усі попарні поєднання попередніх значень ряду із затримкою (лагом) p . Кожну таку комбінацію подають на вхід нейронів та проводять навчання мережі, під час якого знаходять оптимальні моделі нейронів. На кожному кроці обирають p виходів нейронів, які потім застосовуються як входи на наступних шарах мережі.

Нижче наведено алгоритм прогнозування часового ряду з використанням нейронної мережі типу МГУА:

Крок 1. Підготовка набору даних. Вхідний часовий ряд подають у такій формі:

$$w_t = \frac{u_t + \delta_1}{\delta_2},$$
$$\delta_1 = \begin{cases} |u_t| + 1, \min(u_t) \leq 0 \\ 0, \min(u_t) > 0 \end{cases},$$

$$\delta_2 = \max(u_t + \delta_1) + 1.$$

де u_t – реальне значення ряду. Завдяки цьому перетворенню нові значення ряду w_t лежать у проміжку від 0 до 1. Після цього часовий ряд поділяють на дві частини: навчальний та тренувальний набір.

Крок 2. Обирають p , кількість нейронів на першому рівні нейронної мережі. У якості вхідних даних використовують $u_{t-1}, u_{t-2}, \dots, u_{t-p}$ значення ряду.

Крок 3. Для кожного нейрону на прихованому рівні обчислюють значення функції активації за формулами:

$$y_k = \frac{1}{1 + e^{-z_k}},$$

$$z_k = a + \sum_{i=1}^m b_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m c_{ij} x_i x_j,$$

де a, b_i, c_{ij} – коефіцієнти моделі нейрону, x_i, x_{ij} – входи нейронів, $m=2$, y_k – значення функції активації нейрону. У якості входів розглядають усі попарні комбінації виходів попереднього рівня, тому кількість нейронів на кожному з прихованих шарів дорівнює $\frac{p \cdot (p-1)}{2}$.

Коефіцієнти моделі знаходять за допомогою методу найменших квадратів на навчальній вибірці.

Крок 4. Серед обчислених y_k обирають p таких, що дають найменшу похибку прогнозу на тестувальному наборі. Решту виключають з мережі. Кроки 3-4 повторюють ітеративно для всіх прихованих шарів.

Крок 5. Закінчення процесу навчання мережі, коли похибка прогнозу на тестувальному наборі даних перестає зменшуватися.

Після закінчення процесу навчання натреновану мережу використовують для побудови прогнозів щодо майбутніх значень ряду. Реальні значення ряду обчислюють за формулою:

$$u_t = w_t \times \delta_2 + \delta_1.$$

Описана вище процедура була реалізована у програмному забезпеченні, яке наразі розробляється авторами у рамках дослідницької роботи, та використана для прогнозування часових рядів, які представляють собою ціни на акції відомих іноземних компаній таких, як AAON Inc., Advanced Analogic Technologies Inc., AmerisourceBergen Corp., Bovie Medical Corporation, тощо, та показала досить якісні результати роботи. Метою подальших досліджень є порівняння результатів прогнозування, отриманих за допомогою цієї моделі та інших відомих моделей прогнозування: адаптивних, авторегресійних, нейронних мереж іншої архітектури, тощо; вибір оптимальної для заданого часового ряду; а також побудова комбінованого прогнозу, отриманого за допомогою декількох моделей, найбільш придатних до певного ряду.

ПЛАЗМОННІ РЕЗОНАНСИ В СРІБНИХ НАНОЧАСТИНАХ СКЛАДНОЇ ФОРМИ

Ілляшенко Л.М., Стогній Н.П.

Науковий керівник – д.ф.-м.н., проф. ²Нерух О.Г.

¹Інститут радіофізики та електроніки ім. О.Я. Усикова НАН України
(61085, Харків, вул. Ак. Проскури 12, відділ поширення радіохвиль у
природних середовищах)

²Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. ВМ, тел. (057) 702-13-72)
e-mail: nadiia.stohnii@nure.ua

The given work is devoted to the modern developments in the field of nanoantenna the principles of working for those are based on the use of plasmon resonances in noble metal nanoparticles. Numerical experiments demonstrates performances of developed algorithm, that allows to solve a lot of new challenging problems. The dependence of resonating wavelength on various parameters, including shape, size, material properties and coupling induced properties of nanodetails, such as interparticle distance, orientation, and position of the light source in novel configurations was found. This permits adjusting the mentioned above parameters in the most beneficial way to make it possible to build novel nanoantenna devices covering a wide range of desired properties.

В останній час чітко позначилася нова тенденція в розвитку сучасної радіофізики – це перехід до значно менших за розмірами антенних приладів з можливістю збереження принципів дії традиційних антен, таких як Уда-Ягі, рамкові та патч антени, але зі здатністю приймання та передачі електромагнітних сигналів з більшими частотами, включаючи мікрохвильові, інфрачервоні та навіть частоти оптичного випромінювання. Використання оптичних антен в порівнянні з традиційними дає ряд переваг. Зменшення розмірів стало можливим завдяки використанню нетрадиційних матеріалів з особливими електромагнітними властивостями (діелектриків, напівпровідників, дорогоцінних металів, таких як золото, срібло і метали платинової групи). В наночастинах таких металів можуть збуджуватися резонанси, які відомі як плазмонні резонанси. Тому оптичні антени стали відомими як плазмонні nanoантиени, а задачі, що включають дослідження процесів розповсюдження, розсіювання та поглинання оптичних хвиль в структурах при наявності плазмонних резонансів, сформували нову галузь сучасної науки – плазмоніку. Разом з тим, відомі наближені і строгі електродинамічні методи не задовольняють сучасним вимогам теорії і практики при їх використанні для розв'язку нових задач. Одні не мають достатньої точності, тому що при наявності плазмонних ефектів амплітуда поля може значно зростати в дуже маленькій комірці простору, лінійні розміри якої навіть менше довжини хвилі збудження резонансу. Інші не дозволяють враховувати ефекти взаємодії деталей в складних конфігураціях, тому що були розроблені для відособлених об'єктів складної форми або не дозволяють враховувати комплекснозначні

параметри плазмонних матеріалів, що залежать від довжини хвилі. Таким чином, для проектування нових приладів та систем на основі використання електромагнітних ефектів нетрадиційних матеріалів нагальною є потреба в створенні ефективних методів дослідження електромагнітних полів в системах різноманітних конфігурацій наночастинок, властивості яких залежать від довжини хвилі. Тому, для розрахунку електромагнітних полів і вивчення їх особливостей розроблено спектральні методи Фур'є-Гальоркіна граничних інтегральних рівнянь. В цій роботі спочатку обґрунтовується неефективність використання методів дискретизації області для аналізу резонансно-розсіяних полів, а саме алгоритмів, побудованих за допомогою FDTD та FEM, тому що вони потребують допоміжних зусиль для виконання на штучній границі умов, еквівалентних умові Зомерфельда, і це також впливає на точність чисельного розв'язку задач. Після цього показано перспективність і ефективність використання як прямих, так і непрямих методів граничних інтегральних рівнянь (ГІР) при розв'язанні задач в необмежених областях. З'ясовано, що спектральна дискретизація ГІР може дозволити зменшити комп'ютерні витрати та збільшити точність чисельного результату у порівнянні з класичними засобами дискретизації.

З результатів розрахунків розробленим алгоритмом, представлених на Рис. 1, вбачається можливість збільшити амплітуду розсіяного поля завдяки вибору форми наночастинок. В даному випадку це показано на прикладі зменшення товщини та пошкодження симетрії, поступово переходячи від круглої форми до еліптичної та серповидної зі збереженням усіх інших параметрів.

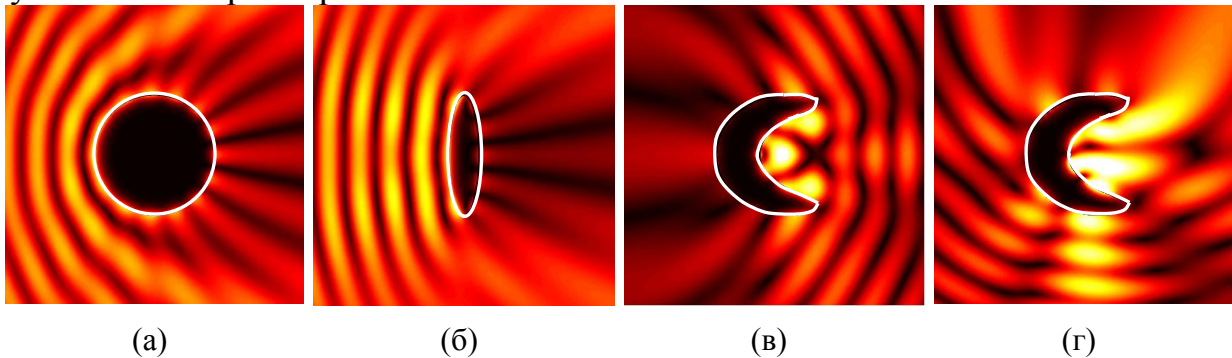


Рис. 1. Амплітуда магнітного поля для срібних наночастинок ($r = 400$ нм, $\lambda = 413$ нм, $\varepsilon = -4.42 + 0.73i$). Залежність від форми: (а) круглий; (б) еліптичний; (в), (г) серповидний поперечні розрізи. Залежність від орієнтації по відношенню до джерела випромінювання: (а), (б) $\gamma = 0^\circ$, (в) $\gamma = 180^\circ$, (г) $\gamma = 74^\circ$.

Список використаних джерел:

1. Smajic J. Comparison of numerical methods for the analysis of plasmonic structures / J. Smajic, Ch. Hafner, L. Raguin, K. Tavzarashvili, M. Mishrikey // J. Comput. Theor. Nanoscience. – 2009. – Vol. 6, № 3. – P. 763-774.

СПЕКТРАЛЬНИЙ МЕТОД ГРАНИЧНИХ ІНТЕГРАЛЬНИХ РІВНЯНЬ У ФОТОНІЦІ

Ілляшенко Л.М., Стогній Н.П.

Науковий керівник – д.ф.-м.н., проф. Нерух О.Г.

Інститут радіофізики та електроніки ім. О.Я. Усикова НАН України
(61085, Харків, вул. Ак. Проскури 12, відділ поширення радіохвиль у природних середовищах)

²Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. ВМ, тел. (057) 702-13-72)
e-mail: nadiia.stohnii@nure.ua

Modern developments of nanophotonic mechanisms are presented. The set of numerical experiments illustrates performances of algorithms, made with spectral boundary integral equation method, allowing to solve a lot of new challenging problems. With novel algorithms the dependence of resonating wavelength on various parameters, including shape, size, material properties and coupling induced properties of nanodetails, such as interparticle distance, orientation and position of the light source in novel configurations may be found.

Останнім часом в радіоелектроніці значна увага приділяється новій тенденції – моделюванню значно менших за розмірами приладів зі здатністю приймання та передачі електромагнітних сигналів з більшими частотами, включаючи частоти оптичного випромінювання [1]. Такі прилади є і легшими, і більш дешевими, і компактнішими. Але разом з тим, відомі наближені і строгі електродинамічні методи не задовольняють сучасним вимогам теорії і практики при їх використанні для розв'язку нових задач. Оскільки, вони або не мають достатньої точності, або не дозволяють враховувати ефекти взаємодії деталей в складних конфігураціях, або не дозволяють враховувати комплекснозначні параметри таких матеріалів, що залежать від довжини хвилі.

В цій роботі зазначені розв'язані на сьогодні задачі, і визначаючи коло нерозв'язаних питань, показано що переважно нерозв'язані задачі даної категорії можуть бути описані за допомогою рівнянь Максвелла з комплекснозначними параметрами матеріалів $\varepsilon(\lambda)$, $\mu(\lambda) \in C$, що залежать від довжини хвилі λ .

Методи розв'язку таких рівнянь поділяються на методи, що базуються на дискретизації області та методи, що базуються на дискретизації границь. В цій роботі обґрунтовується неефективність використання методів дискретизації області для аналізу резонансно-розсіяних полів, а саме алгоритмів, побудованих за допомогою методів скінченних різниць та скінченних елементів, тому що вони потребують допоміжних зусиль для виконання на штучній границі умов, еквівалентних умові Зомерфельда, і це також впливає на точність чисельного розв'язку задач. Показано перспективність і ефективність використання методів граничних

інтегральних рівнянь (ГІР) при розв'язанні задач в необмежених областях, серед яких є як прямі, так і непрямі. Аналізуючи існуючі числові та аналітичні методи розв'язку ГІР при дослідженні фізичних особливостей поширення, розсіювання та поглинання електромагнітних хвиль, в цій роботі пояснюється значення та переваги чисельно-аналітичних методів, до категорії яких належать спектральні методи [2]. З'ясовано, що спектральна дискретизація ГІР може дозволити зменшити комп'ютерні витрати та збільшити точність чисельного результату у порівнянні з класичними засобами дискретизації, на яких базуються методи граничних елементів. Наводячи три категорії спектральних схем дискретизації, в цій роботі з'ясовані переваги спектральних методів Гальборкіна над методами Тау та колокацій для розв'язку задач електродинаміки та доведено необхідність вибору базисних функцій в залежності від геометрії структури. При створенні чисельно-аналітичних алгоритмів на основі спектральних методів ГІР виникає додаткова можливість зниження комп'ютерних витрат за рахунок використання швидких перетворень, таких як швидкі перетворення Фур'є та Чебишова, а також додаткова можливість покращити точність розрахунків використовуючи аналітичну регуляризацію сингулярних інтегралів. Разом з тим це надає можливість отримати аналітичні вирази для характеристик електромагнітного поля та встановлення їх залежності від розмірів, форми, властивостей матеріалів та зовнішнього середовища.

Засоби маніпулювати електромагнітним полем наночастинок, дозволяють спеціальний синтез структур, а саме: інтенсивне поглинання енергії світла частинками приводить до їх швидкого нагріву, що дозволяє використовувати частинки для терапії різних захворювань; а інтенсивне розсіювання дозволяє їх побачити та навіть ідентифікувати резонансну довжину хвилі за кольором, що дає змогу використовувати частинки для надчутливої візуалізації різних процесів. Створений в роботі пакет прикладних програм дозволяє ефективно розраховувати електромагнітні поля з такою метою. Результати роботи можуть бути використані при виробництві наноструктур, при моделюванні оптичних антен, а також в інших галузях, де експлуатуються прилади, принцип дії яких засновано на використанні резонансів в частках металів та діелектриків. Це можуть бути пристрої контролю стану зовнішнього середовища, продуктів харчування та безпеки при їх виробництві; ідентифікації біологічно шкідливих агентів, сонячні елементи, оптичні та електрохімічні сенсори; відеотехніка та нанолітографія; авіаційні, космічні та оборонні застосування; нанохімія.

Список використаних джерел:

1. Özbay E. Plasmonics: merging photonics and electronics at nanoscale dimensions / E. Özbay // *Science*. – 2006. – Vol. 311, № 5758. – P. 189–193.
2. Boyd J.P. Chebyshev and Fourier spectral methods / J.P. Boyd // London: Springer, 1989. – 611 с.

АЛФАВІТНИЙ ПОКАЗЧИК

- К**
Khovrat A. 138
- L**
Lekhovitsky D. 138
Lunyova O.S. 140
- R**
Rybachok I. A. 140
- Y**
Yaskov G.N. 140
- A**
Алмакаєва А.Є. 69
Андрєєва А.Ю. 9
- Б**
Бакараєв І.С. 79
Білобородов А.А. 102
Бобков М.І., 102
Богдан Д.И. 47
- В**
Вискребенцева С.О. 19
Вороненко М.Д., 122
- Г**
Гаевая А.О. 108
Гарєв Ю.В. 142
- Глушаєв Д.Я. 134
Готовская А.В. 106
Грабовская Е.С. 31
Границя Ю.А. 128
- Д**
Дирма К.Ю. 11
Дзюбенко Н.О. 53
Долгіх А.О. 146
Девятилова А.Е. 61
Довженко А.В. 51
- З**
Запорожченко А.П. 13
Зинченко П.П. 144
- І**
Ілляшенко Л.М. 148,150
- К**
Каплій А.В. 37
Кіріченко І.К. 63
Кобицкая Ю.А. 108
Кобозєв В.К. 110
Кончаковська О.С., 112
Кострова А.Ю. 94
Кочкін А.С. 73
Кравец Р.А. 67
Кравцова К.А. 98
Кравченко М.О. 124
- Л**
Левченко К. Г. 35
Литвін І.Р. 104

М

Мануйлова Н.Я. 49
Максименко А.С. 136

Н

Нікітіна Г.О. 55
Новічонок М.С. 23
Норматова Т.В. 21

П

Павлова М.О. 41
Пархоменко В.Г. 120
Петухова К.С. 83
Подгорний О.Р. 114
Полковниченко Є.Ю. 118
Пономаренко Т.С. 43
Пригодій А.І. 29
Пупченко Д.В. 65

Р

Реvegук Р.В. 100
Резник М.В. 45

С

Самохін Ю.В. 17
Санжаровський А.В. 39
Семикіна А.А. 110
Сергеев Я.С. 25
Сірик Т.О. 15
Соколов Д.Ю. 17
Соломоненко Ю.С. 89
Стоянчук К.О. 92
Стародубець А.О. 102
Стребков Г.С. 63

Стогний Н.П., 148, 150

Т

Танянський О.С. 71
Тарапата Д.Р. 27
Творошенко І.С. 7, 85, 87
Ткаченко Д.А. 57
Толкачова М.Г. 130
Трубаєва С.С. 85

У

Угреватов Д.І. 81

Х

Харченко В.В., 59
Хижняк І.А. 89
Худов Р.Г. 89

Ч

Чернов О.Г. 116
Чугаев А.А. 75

Ш

Шашков В.Е. 33
Шевченко Н.С. 77
Шпакович М.О. 126

Ю

Юхименко В.Є. 132

Я

Ядров И.И. 5

ЗМІСТ

Математичні моделі і методи нормалізації та аналізу мультимедійних даних	4
Математичне і комп'ютерне моделювання складних систем	91
Алфавітний показчик.....	152
Зміст	154

«РАДІОЕЛЕКТРОНІКА ТА МОЛОДЬ В ХХІ СТОЛІТТІ»

Матеріали 23-го Міжнародного молодіжного форуму

Відповідальні за випуск:

В.О. Дорошенко

Комп'ютерна верстка

О.В. Мурзабулатова

Матеріали збірника публікуються в авторському варіанті
без редагування

Підп. до друку 02.04.19.
Умов. друк. арк. 9,1.
Ціна договірна

Формат 60x84_{1/16}.
Облік. вид. арк. 8,1.
Зам № 2-317.

Спосіб друку – ризографія.
Тираж 87 прим.

ХНУРЕ. Україна. 61166, Харків, просп. Науки, 14

Віддруковано в редакційно-видавничому відділі ХНУРЕ
61166, Харків, просп. Науки, 14