

Міністерство освіти і науки України
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
«КИЄВО-МОГИЛЯНСЬКА АКАДЕМІЯ»

КУРСОВА

на тему: «Гіббсовські поля в теорії розпізнавання»

Виконала:
студентка магістратури
1 курсу ФІ,
спеціальності
Системний аналіз
Керімова Рафіга

Київ-2023

ЗМІСТ

1. Вступ	3
2. Розділ 1.Теорія розпізнавання образів.....	4
3. Розділ 2.Застосування та процедура розпізнавання.....	8
4. Розділ 3. Імовірнісний підхід в аналізі зображень.....	11
5. Розділ 4. Моделі на основі решіток : Байєсівська парадигма.....	14
6. Розділ 5. Деякі приклади обернених задач в обробці зображень.	16
7. Розділ 6. Моделювання текстур.....	18
8. Розділ 7. Просторові точкові процеси для задач виявлення об'єктів.....	20
9. Висновок.....	22
10.Використані джерела.....	24

ВСТУП

Значення теми

Теорія розпізнавання образів є важливим розділом кібернетики, який вивчає теоретичні основи та методи класифікації і розпізнавання різних об'єктів, таких як предмети, явища, процеси, сигнали, ситуації і т.д.

Формально, задача розпізнавання образів – «впізнавання» вихідних даних та їх класифікування. Образи, зокрема предмети, об'єкти, явища тощо є невід'ємними частинами різних структур нашого життя та оточуючого світу. Фіксація зображень таких об'єктів та їх розпізнавання є частиною багатьох сфер. Наприклад, розпізнавання учасників дорожнього руху на зображеннях камер відеоспостереження, супутникові зображення систем поверхні Землі та космічного простору, супутникове телебачення та інші сфери досліджень. Використання систем розпізнавання образів може сприяти прискоренню багатьох операцій, пов'язаних з процесами автентифікації та ідентифікації. Останнім часом розпізнавання образів знаходить все ширше застосування.

Метою дослідження даної курсової є окреслення значення Гіббсовських полів в теорії розпізнавання.

Структура курсової роботи буде наступною :

- 1) Висвітлення означення теорії розпізнавання образів та необхідність розпізнавання образів;
- 2) підходи до розпізнавання образів та приклади задач;
- 3) імовірнісний підхід в аналізі зображень;
- 4) деякі приклади обернених задач в обробці зображень;
- 5) моделювання текстур;
- 6) просторові точкові процеси для задач виявлення об'єктів;
- 7) підсумки та узагальнення викладеної інформації.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРІЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

Розпізнавання образів включає в себе виділення важливих ознак та віднесення їх до певного класу, який характеризує даний образ серед загального обсягу даних. Розпізнавання обличчя є підрозділом ширшої категорії розпізнавання образів. Алгоритми та методи розпізнавання мають схожість, але вони відрізняються за своїми функціями розпізнавання та їх параметрами.

Теорія розпізнавання образів є галуззю кібернетики, яка розробляє теоретичні основи та методи класифікації та ідентифікації об'єктів, таких як предмети, явища, процеси, сигнали, ситуації і т. д., які характеризуються певними властивостями і ознаками. Ці задачі виникають досить часто, наприклад, при переході або проїзді вулиці за сигналами світлофора. Розпізнавання кольору світлофорної лампи, що загорілася, та знання правил дорожнього руху допомагають прийняти правильне рішення про те, чи можна переходити вулицю в даний момент. У багатьох випадках людина класифікує явища навколишнього світу, розподіляючи їх на групи подібних явищ (необов'язково однакових). За певних умов необхідно об'єднати в одну групу "подібні" явища або предмети, які можуть суттєво відрізнятися один від одного. Наприклад, наступні фігури на малюнку називаються "літерою А", незважаючи на значну різницю у способі написання (див. рис. 1).



Рис. 1.

Важливим фактом є те, що коли ми розділяємо об'єкти на такі групи або множини, ми отримуємо здатність "розпізнавати", тобто визначати, до якої

відомої множини належать нові об'єкти, які раніше нам не зустрічалися, наприклад, розпізнавати букви, написані новим почерком. Одержавши уявлення про те, яка є буква "А" на основі деякої, зазвичай невеликої кількості зразків цієї букви, ми здатні розпізнавати безліч інших зразків. Проте не всі множини об'єктів дають можливість, на основі малої кількості зразків, розпізнавати безліч інших невідомих представників. Наприклад, фотографії студентів певного університету утворюють множину. Проте неможливо, після перегляду лише десяти фотографій студентів, визначити, чи належить людина на новій фотографії до цього університету чи ні. Таким чином, існують множини певного особливого типу. Ці множини мають характеристику, що після ознайомлення з обмеженою кількістю об'єктів цих множин, ми можемо розпізнавати безліч інших їх представників. Такі множини будемо називати образами. Список завдань, які вирішуються за допомогою розпізнавання образів, значно зріс завдяки зростанню обчислювальної потужності та вдосконаленню алгоритмів розпізнавання. Серед цих завдань можна виділити:

- Комп'ютерні ігри та віртуальна реальність.
- Шифрування даних.
- Електронна комерція.
- Взаємодія комп'ютера з людиною.
- Доступ до інформаційних баз.
- Персоналізація побутових пристроїв.
- Соціальні сервіси.

На сьогоднішній день алгоритми автоматичного розпізнавання обличчя на фотографіях вже використовуються в популярних соціальних сервісах Facebook та Google Picassa.

Приклади образів включають такі групи: група чоловіків, дитячі портрети, ссавці, картини Пікассо, цифра 5, зображення винищувачів МІГ. Ми використовуємо термін "образ" для них, оскільки ознайомлення з образом не вимагає запам'ятовування окремих об'єктів, а впізнавання нового об'єкта відбувається без прямого порівняння з кожним раніше відомим. Характерна властивість образів є об'єктивною, оскільки різні люди (живі істоти), які навчалися на різних групах об'єктів образу, в більшості випадків однаково і незалежно один від одного класифікують ті самі нові об'єкти. Ця об'єктивність властивості образів дозволяє людям, які навчалися в різних середовищах, успішно розпізнавати раніше невідомий їм почерк. Однак самі образи в деякій мірі є "розпливчастими", і питання про належність об'єкта до конкретного образу не завжди може бути однозначно вирішене. На рисунку 2 показано, як за допомогою невеликих послідовних змін можна перетворити цифру 5 в цифру 3.

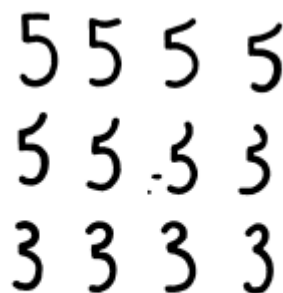


Рис. 2.

У порівнянні з розглянутими алгоритмами ідентифікації, реальна система розпізнавання є функціонально взаємопов'язаною сукупністю методів та технічних засобів, що здійснює процес синтезу та аналізу образів.

Перед початком побудови системи розпізнавання необхідно детально проаналізувати доступну інформацію про об'єкти, що вивчаються, і відповісти на такі запитання:

- 1) Які загальні характеристики і властивості мають об'єкти і як вони відрізняються один від одного?
- 2) Якщо необхідні характеристики можна отримати шляхом вимірювань, то наскільки точні ці вимірювання?
- 3) Чи існує відповідна модель або моделі для формального опису і аналізу цих характеристик даних.

На основі проведених досліджень визначається тип і структура системи розпізнавання. Системи розпізнавання образів можна розподілити на прості і складні. Прості системи розпізнавання включають, наприклад, класифікацію пікселів на зображенні або виділення об'єктів на фотографії. Якщо в процесі класифікації використовуються інші типи даних, то система стає складною. Складні системи розпізнавання можуть бути однорівневими або багаторівневими. В однорівневих системах розпізнавання використовується один алгоритм розпізнавання. У багаторівневих системах результати розпізнавання на одному етапі використовуються як вихідні дані для наступного етапу. При вирішенні прикладних задач розпізнавання обличчя необхідно застосовувати багаторівневі системи. Розбиття схеми виконання задачі на рівні називається декомпозицією.

РОЗДІЛ 2. ЗАСТОСУВАННЯ ТА ПРОЦЕДУРА РОЗПІЗНАВАННЯ

Для оптичного розпізнавання образів існують різні методи. Один з підходів полягає у переборі різних виглядів об'єкта під різними кутами, масштабами, зсувами та іншими параметрами. Наприклад, для розпізнавання букв можна перебирати різні шрифти та їх властивості. Інший підхід полягає у виявленні контуру об'єкта та аналізі його властивостей, таких як зв'язність або наявність кутів. Третій підхід використовує штучні нейронні мережі, такі як багатошарові перцептрони, мережі квантування, мапи Кохонена або рекурентні мережі. Цей метод потребує великої кількості прикладів розпізнавання з правильними відповідями або спеціальної структури нейронної мережі, яка враховує особливості конкретної задачі розпізнавання.

2.1 Приклади задач розпізнавання образів

У сфері розпізнавання образів існує безліч практично значимих задач. Ось кілька прикладів:

- розпізнавання літер;
- розпізнавання штрих-кодів;
- розпізнавання автомобільних номерів;
- розпізнавання обличчя;
- розпізнавання мови;
- розпізнавання зображень;
- розпізнавання геологічних формацій земної кори для виявлення родовищ корисних копалин.

Розпізнавання образів застосовується в таких галузях:

- біо-інформатика: пошук шаблонів у ДНК;

- бази даних: пошук та класифікація;
- обробка текстів: тематична класифікація;
- аналіз зображень: розпізнавання символів, робота з картами, розпізнавання обличчя, сегментація об'єктів;
- виробництво: контроль якості (візуальна перевірка мікросхем);
- пошук у мультимедіа: визначення жанрів;
- біометрія: ідентифікація людини за відбитками пальців, райдужною оболонкою ока;
- прогнозування: погода, сейсмологія, геологія;
- обробка мови: переклад аудіо-сигналів на текст.

Повернемося до визначення. Розпізнавання образів - це процес віднесення об'єкта з фіксованою групою властивостей до одного з образів з певної множини, згідно з заздалегідь встановленими правилами. Наприклад, при розпізнаванні риби, її можна віднести до образу "лосось" або "окунь" на основі значення властивості "довжина".

Процедура розпізнавання включає наступні ключові етапи, які варто відзначити:

- 1) Сприйняття образу: На цьому етапі здійснюється отримання значень характеристичних властивостей об'єкта, таких як лінійні виміри, фотографування або цифрова обробка звуку.
- 2) Попередня обробка: Здійснюється очищення зображення від шумів, перетворення його у формат чорно-білого, а також відсікання непотрібних деталей.
- 3) Виділення характеристик (індексування): На цьому етапі вимірюються характеристичні властивості об'єкта, наприклад, довжина риби та її колір.

- 4) Класифікація (прийняття рішення): Здійснюється відповідно до встановлених правил, коли об'єкт призначається до певного класу чи категорії.

РОЗДІЛ 3. ІМОВІРНІСНИЙ ПІДХІД В АНАЛІЗІ ЗОБРАЖЕНЬ

Статистична фізика та імовірнісні підходи були привнесені в аналіз зображень, починаючи з відомої роботи Бесага в 1974 році. Десять років по тому роботи, засновані на моделюванні Гіббса в аналізі текстур або у відновленні зображень, поклали початок новому напрямку в обробці зображень: моделюванню випадкових полів Маркова. Відтоді методи полів Гіббса інтенсивно розвивалися в рамках Байєсівського підходу. Ці ранні роботи спричинили сплеск застосувань методів полів Гіббса для розв'язання обернених задач обробки зображень високої розмірності, таких як реставрація, згладжування, розмиття, класифікація, сегментація, виділення ознак, реконструкція поверхонь, стерео-зіставлення та ін. Останнім часом спостерігається підвищений інтерес до цієї галузі, що пов'язано з численними застосуваннями Марковських процесів в аналізі зображень. Основна ідея роботи полягала в тому, щоб переписати процедуру відновлення на мову статистичної фізики, використовуючи поняття статистичних ансамблів, рівноважної та нерівноважної динаміки. З цієї точки зору цифрове зображення розглядається як конфігурація (випадкові величини, що утворюють набір випадкових векторів) $\{X\}$ поля Гіббса на решітці з $P(X)$ як спільним розподілом ймовірностей. Неявне припущення імовірнісного підходу до аналізу зображень полягає в тому, що для даної задачі існує такий розподіл ймовірностей, що його основний стан є регуляризованим розв'язком задачі. Таким чином, першим важливим кроком в імовірнісному підході є вибір розподілу $P(X)$, або, що еквівалентно, у випадку підходу Гіббса до випадкового поля, вибір енергетичної функції $H(X)$. Розподіл ймовірностей повинен містити гнучку інформацію про відповідні атрибути зображення та обмеження,

такі як регулярність контурів або відсутність шуму. Оскільки не існує реальної загальної теорії для вибору моделі, вибір відповідного розподілу $P(X)$, як правило, базується на інтуїції щодо бажаних властивостей. Основною характеристикою розподілів є їх декомпозиція як добуток факторів, що залежать лише від кількох змінних (так звана властивість локальної взаємодії). Більше того, розподіли, як правило, включають лише кілька типів факторів. Один з них впливає зі спостережуваного зображення (член даних) і має форму члена зовнішнього поля. Інші фактори зумовлені загальними або попередніми знаннями про структуру зображень. Попередні члени у функції розподілу визначаються потенціалами, пов'язаними з локальними взаємодіями, визначеними на скінченних множинах сусідніх змінних. Таким чином, кожна змінна безпосередньо залежить тільки від свого оточення, хоча з глобальної точки зору всі змінні взаємозалежні через комбінацію послідовних локальних взаємодій. Після того, як специфікація моделі досягнута, найчастіше за допомогою байєсівської структури, виникає проблема максимізації розподілу $P(X)$. Дуже висока розмірність зображень (кількість пікселів), а також неопуклість енергії $H(X)$, як правило, виключає будь-який прямий і детермінований метод розв'язання задачі максимізації. У той же час, факторизація $P(X)$ дозволяє використовувати стохастичні ітераційні алгоритми, що передбачають локальні зміни на кожному кроці, тобто коли на кожному кроці можна змінювати лише одну змінну (або декілька), а всі інші залишаються фіксованими. У цій схемі результуюче зображення будується як гранична конфігурація стохастичної ітераційної процедури. На кожній ітерації нова конфігурація отримується відповідно до розподілу переходів, який залежить від поточної конфігурації. Використовуючи властивість локальної взаємодії, обчислення ймовірностей переходів також стають локальними, тобто

включають лише скінченну множину сусідніх змінних. У зв'язку з цим вибір стохастичної динаміки, яка максимально адаптована до конкретної задачі, що розглядається, є важливим кроком при побудові алгоритму. Підкреслимо, що ймовірнісна постановка задачі пропонує цілий ряд необхідних інструментів для аналізу проблем. Статистичні інструменти дозволяють вивчати параметри, генерувати типові конфігурації та виводити невідомі змінні різними способами, включаючи задачу мінімізації, фіксувати та комбінувати всілякі попередні дані в рамках байєсівського апарату. Метою цієї курсової є представлення короткого огляду того, як підхід поля Гіббса застосовується в обробці зображень. Буде розглянуто два аспекти моделювання: побудова енергетичної функції, яка відображає ключову структурну інформацію про зображення, а також вибір відповідної стохастичної динаміки для ітеративної процедури. Починаючи з короткого опису класичних піксельних (гратчастих) моделей для задач реставрації, сегментації та аналізу текстур, будуть розглянуті останні роботи, присвячені просторовим точковим процесам у рамках підходу полів Гіббса, що використовуються для задач виявлення об'єктів.

РОЗДІЛ 4. МОДЕЛІ НА ОСНОВІ РЕШІТОК : БАЙЄСІВСЬКА ПАРАДИГМА

У цьому розділі представлено загальний огляд ґраткових моделей, які представляють класичний підхід до використання полів Гіббса в аналізі зображень. Розглянемо ґратчасту спінову систему (ґратку зображення) у скінченному об'ємі $S \subset Z^2, |S| = m$, зі спіновим простором Λ . Тоді будь-яка випадкова величина $X_i, i \in S$, у будь-якій точці S набуває значень у спіновому просторі Λ , $\Omega = \Lambda^m$, називається конфігураційним простором, а будь-яка конфігурація

$$X \in \Omega = \Lambda^m, \quad X = \{X_i, i \in S\}, \quad X_i \in \Lambda,$$

відповідає заданому зображенню. На практиці використовуються різні типи спінових просторів. Найпоширенішими прикладами є $\Lambda = \{0, \dots, 255\}$ (простір рівнів сірого) для відновлення зображень або аналізу текстур, або $\Lambda = \{1, \dots, M\}$ для семантичного маркування або сегментації зображень на M класів. На практиці зображення, яке можна спостерігати (спостереження), отримують у вигляді конфігурації $Y \in \Omega$, яка зазвичай має форму, відмінну від вихідного зображення $X \in \Omega$. Ми будемо називати конфігурацію X істинною або ідеальною конфігурацією, яка є представленням базової сцени X , яку ми бачимо через датчик. X - це невідома величина, яку можна інтерпретувати як версію Y , очищену від артефактів (шумів, розмиття і т.д.), що виникли в процесі зйомки. Для деяких застосувань X є першою інтерпретацією даних Y (сегментоване зображення або опис об'єктів, що складають сцену).

Мета полягає у пошуку розв'язку X серед набору зображень, сумісних зі спостережуваними даними Y . Правильна оцінка повинна відповідати даним і задовольняти деяким критеріям, що відображають наші попередні

знання про розв'язок, такі як регулярність, гладкість тощо. Іншими словами, попередні очікування і точність даних повинні бути належним чином збалансовані. Байєсівський підхід полягає в моделюванні X , знаючи дані Y . Тому ми будуємо апостеріорний розподіл $P(X|Y)$. Оскільки цей розподіл важкодоступний, як і спільний розподіл $P(X, Y)$, ми використовуємо правило Байєса, щоб поставити задачу в термінах ймовірності $P(Y|X)$, що моделює датчик, і попереднього $P(X)$, що відображає знання, які ми маємо про розв'язок.

$$\begin{aligned}\hat{X} &= \arg \max_{X \in \Omega} P(X|Y), \\ &= \arg \max_{X \in \Omega} P(Y|X)P(X),\end{aligned}$$

де $Y = \{y_i, i \in S\}$ позначає дані (спостереження). Це є максимальною апостеріорною оцінкою (MAP). Зауважимо, що якщо ми не маємо інформації про розв'язок, то апіорна оцінка приймається як рівномірний розподіл. Тоді ми отримуємо оцінку максимальної правдоподібності (ML).

РОЗДІЛ 5. ДЕЯКІ ПРИКЛАДИ ОБЕРНЕНИХ ЗАДАЧ В ОБРОБЦІ ЗОБРАЖЕНЬ

Проблеми відновлення зображень були першими реальними і важливими застосуваннями методу полів Гіббса в розпізнаванні та аналізі зображень. Нехай є деякі дані (зображення) Y , пошкоджені шумом та/або лінійними спотвореннями:

$$Y = \mathcal{K}(X) \oplus \eta$$

де η - шум, а $\mathcal{K}$ - лінійний оператор спотворення.

Задача відновлення полягає у відновленні X з Y . Вбудовуючи задачу в байєсівські рамки, ми максимізуємо наступний апостеріор:

$$P(X|Y) = \frac{P(Y|X)P(X)}{P(Y)} \propto P(Y|X)P(X).$$

Припустимо, наприклад, що ми маємо адитивний незалежний гауссівський шум, у випадку згладжування зображення ($\mathcal{K}$ - тотожність), ми маємо

$$P(Y|X) = \exp \left\{ - \sum_{s \in S} \frac{(y_s - x_s)^2}{2\sigma^2} - \log \sqrt{2\pi\sigma^2} \right\},$$

де σ^2 - дисперсія шуму.



Початкове
зображення



Зашумлене



Відновлене



Зашумлене $\sigma = 50$



Відновлене

Зменшення шуму зображення за допомогою Ф-моделі

Попередній $P(X)$ має на меті регуляризацію розв'язку, тобто згладжування отриманого зображення, і зазвичай моделюється полем парної взаємодії Гіббса:

$$P(X) = \frac{1}{Z} \exp \left\{ - \sum_{c=(s,s')} V_c(x_s, x_{s'}) \right\}.$$

Гаусове поле Гіббса з $V_c(x_s, x_{s'}) = (x_s - x_{s'})^2$ 2 могло б досягти цієї мети.

Однак, Гаусове попереднє поле призводить до розмиття країв. Щоб уникнути розмиття, розглядаються більш складні пріори, які зберігають ребра, такі як Φ -модель:

$$V_c(x_s, x_{s'}) = - \frac{\beta}{1 + \frac{(x_s - x_{s'})^2}{\delta^2}},$$

де β - параметр, що представляє силу попередньої обробки, а δ - мінімальний розрив між рівнями сірого для визначення краю.

Підсумовуючи, Гамільтоніан, який потрібно мінімізувати у випадку згладжування зображення, записується наступним чином:

$$H_{res}(X|Y) = \sum_{c=(s,s')} - \frac{\beta}{1 + \frac{(x_s - x_{s'})^2}{\delta^2}} + \sum_{s \in S} \frac{(y_s - x_s)^2}{2\sigma^2}, \quad (*)$$

де c - набори з двох сусідніх пікселів (сайтів). Для кожного пікселя зазвичай розглядають чотири або вісім найближчих пікселів. Іншим класичним прикладом є деконволюція зображення, коли зображення розмивається через рух камери або розфокусування. У цьому випадку оператор $\mathcal{K}$ є згорткою ядра K . Результат денозації, отриманий за допомогою Гамільтоніану, визначеного в останньому рівнянні (*), з використанням динаміки Ланжевена, показано на рисунку вище для різних рівнів шуму.

РОЗДІЛ 6. МОДЕЛЮВАННЯ ТЕКСТУР

Іншою важливою областю обробки зображень, де поля Гіббса відіграють провідну роль, є моделювання текстур. Для характеристики об'єктів або конкретного рослинного покриву на зображенні рівень сірого пікселя сам по собі не завжди є релевантним. Як показано на рисунку нижче, радіометрія (інформація про рівень сірого) адаптована для розрізнення різних полів.

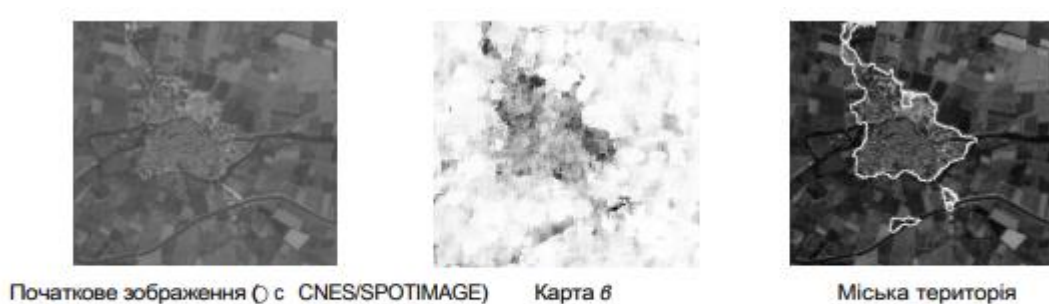


Рисунок 7. Виявлення міських територій за допомогою моделі гауссового поля Гіббса.

У межах міської території рівні сірого майже рівномірно розподілені. Тому, щоб вирішити, чи належить піксель до міської території чи ні, інформації про рівень сірого недостатньо. Щоб розрізнити міські райони, ми повинні врахувати локальний розподіл рівнів сірого. У підході поля Гіббса ми припускаємо, що локально рівні сірого розподілені відповідно до розподілу Гіббса, і оцінюємо параметри, пов'язані з цим розподілом Гіббса. Значення параметрів використовуються для прийняття рішення замість значень рівнів сірого. Якщо метою є аналіз текстури, наприклад, для прийняття рішення про перевагу міської місцевості над полями, то перевага надається простим моделям, які ведуть до швидких методів оцінювання. Якщо ж метою є моделювання самих текстур для їхнього синтезу, розглядаються загальні моделі. Тут наведена лише дуже проста модель, тобто чотири пов'язані ізотропні Гауссівські Марковські випадкові

поля, для виділення міських районів із супутникових знімків. Розглянемо зображення $X = (x_s), s \in S$, де $x_s \in \Lambda$. Простір рівнів сірого (або простір станів) зазвичай має вигляд $\Lambda = \{0, 1, \dots, 255\}$. Будемо вважати, що локально розглянуте зображення є реалізацією поля Гіббса з наступним Гамільтоніаном :

$$H_{\theta}(X) = \beta \left(\sum_{c=(s,s')} (x_s - x_{s'})^2 + \lambda \sum_{s \in S} (x_s - \mu)^2 \right),$$

де $\theta = (\beta, \lambda, \mu)$ - параметри моделі. Для отримання значень параметрів можна використовувати різні оцінки. Наприклад, оцінка максимальної правдоподібності (MPL):

$$\hat{\theta}_{ML} = \arg \max_{\theta} P_{\theta}(X).$$

Алгоритм оцінювання ML зазвичай вимагає тривалого обчислювального часу. Тому можна використовувати інші критерії, які легше оцінити, наприклад максимум псевдо-правдоподібності (MPL):

$$\hat{\theta}_{MPL} = \arg \max_{\theta} \prod_{s \in S} P(x_s | x_t, t \in S/\{s\}),$$

Де умовні ймовірності в останньому виразі знайдено за допомогою $H_{\theta}(X)$.

У нашому прикладі оцінюється параметр β . Чим вищий β , тим вища ймовірність опинитись в міській місцевості. Після оцінки β для кожного пікселя, з урахуванням локального вікна, карта β сегментується для виділення міських територій, як показано на рисунку вище.

РОЗДІЛ 7. ПРОСТОРОВІ ТОЧКОВІ ПРОЦЕСИ ДЛЯ ЗАДАЧ ВИЯВЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ

У цьому розділі ми йде мова про стохастичні алгоритми в рамках підходу полів Гіббса для задач виділення ознак. Ці проблеми стають критичними в дистанційному зондуванні з розвитком датчиків високої роздільної здатності, для яких геометрія об'єкта є добре визначеною. У ґратчастих моделях кожен піксель вважається випадковою величиною. У цьому випадку локальне визначення деформацій є більш природним, і важко включити сильні нелокальні геометричні обмеження в моделі на основі решітки. Крім того, попиксельний підхід здається неадекватним у випадках геометричного шуму, що виникає через "сміттєву" інформацію на сцені, таку як автомобілі або тіні. Отже, нові проблеми вимагають нових моделей, і концепція процесу позначених точок виявилася дуже придатною для вирішення завдань виділення ознак з даних дистанційного зондування. Основна ідея процесу з позначеними точками полягає в моделюванні випадкових наборів об'єктів у стохастичній структурі. Випадкові набори об'єктів представлені в моделі позначеними точковими контурами в неперервному просторі. Форма та розмір кожного об'єкта описується відміткою, а місцезнаходження об'єкта - точкою. Розподіл ймовірностей на просторі конфігурацій визначається функцією щільності відносно Пуассонівської міри у скінченному об'ємі (похідна Радона-Никодима). Ця густина складається з декількох членів, і в загальному випадку апостеріорний розподіл, що включає попередній член і член даних, можна записати як реконструкцію Гіббса Пуассонівської міри. Дотримуючись описаної вище схеми пошуку глобальних мінімумів функції енергії, ми розглядаємо різні стохастичні динаміки із заданою стаціонарною мірою Гіббса, такі як просторові процеси народження і смерті або алгоритми Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo

(RJMSCM) , останній з яких є розширенням методу Метрополіса-Гастінгса, адаптованого для загальних просторів станів. Основною властивістю цих двох схем є їх здатність керувати випадковою кількістю точок у конфігурації.

Приклад оптимізації за допомогою алгоритму RJMSCM:

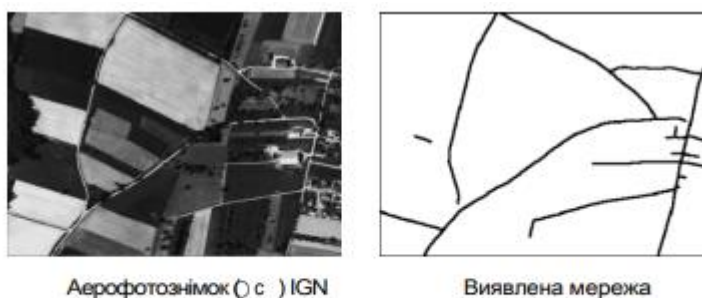


Рисунок 8. Виявлення дорожньої мережі за допомогою моделі Quality Candy.

Виявлення дерев на аерофотознімках надає важливу інформацію для управління та моніторингу лісового господарства. Використовуючи еліпс як об'єкт, процес маркованих точок може виконати це завдання.

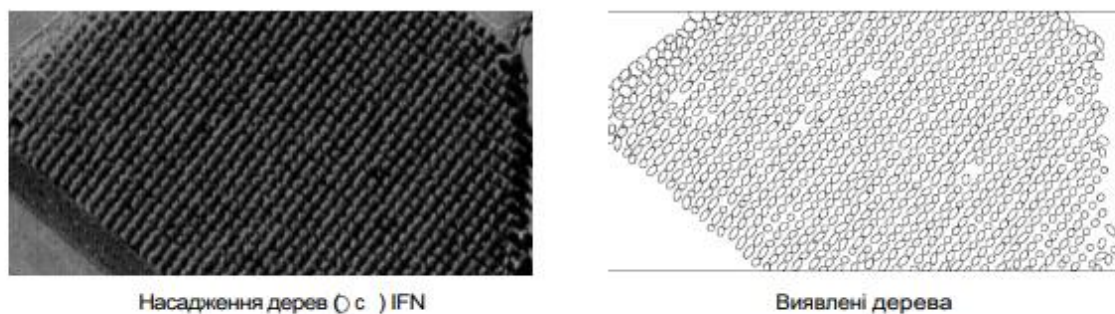


Рисунок 9. Виявлення дерев за допомогою процесу маркованих точок.

ВИСНОВОК

У даній курсовій роботі був зроблений короткий огляд підходів поля Гіббса в обробці зображень. Цей огляд можна вважати далеко не повним. Насправді, багато різноманітних розділів та тем, таких як виявлення руху, стереозбіг, синтез текстури або виділення форми з затінення також можуть бути розглянуті в рамках цього підходу. Моделі були розділені на два класи. Перший клас представило дискретне моделювання розв'язку, тобто коли процес пошуку числового зображення, отриманого з даних за допомогою процесу відновлення або сегментації. Відповідно було продемонстровано, що поля Гіббса є доречним способом введення попередньої інформації про розв'язок, такої як обмеження на регулярність і згладжування. В останні роки були запропоновані нові моделі для подолання апостеріорного моделювання, що полягають у незалежному визначенні попередньої інформації та ймовірності, використовуючи, наприклад, підходи умовних випадкових полів або парних полів. Можна безпосередньо моделювати спільний розподіл як поле Гіббса. У цьому випадку локальні взаємодії можуть залежати від даних, наприклад, обмеження згладжування може залежати від градієнта даних. Другий клас містить моделі, визначені на неперервній площині. Основною характеристикою цих моделей є те, що вони маніпулюють об'єктами, а не пікселями. Таким чином, вони дозволяють врахувати геометричну інформацію в даних і в очікуваних результатах. Ці моделі є більш сучасними. У даній роботі не було розглянуто проблему оцінювання параметрів. У випадку ґратчастих моделей було запропоновано різні ефективні підходи. Це питання все ще залишається відкритим для процесів з позначеними точками. Нещодавні розробки сенсорів високої роздільної здатності породжують новий клас задач розпізнавання та

аналізу зображень, що зосереджуються на автоматичній обробці потоків даних і в цьому новому контексті підхід полів Гіббса виявляється таким же перспективним і корисним, як і 30 років тому.

ВИКОРИСТАНІ ДЖЕРЕЛА

1. David P.A., Foray D. Percolation structures, Markov random fields. The economics and of edi sstandards diffusions. — Global telecommunications strategies and technological changes. — North-Holland, Amsterdam, 1993.
2. Descombes, X., Zhizhina, E. (2008). Підхід Гіббсових полів та пов'язана динаміка в обробці зображень [The Gibbs fields approach and related dynamics in image processing, 11(2), 293. DOI: 10.5488/CMP.11.2.293.
3. <http://inmad.vntu.edu.ua/portal/static/528B7E7A-0A13-47DF-8C6C-1CF8108A357B.pdf>
4. <https://dspace.uzhnu.edu.ua/jspui/bitstream/lib/16301/1/%D0%A2%D0%B5%D0%BE%D1%80%D1%96%D1%8F%20%D1%80%D0%BE%D0%B7%D0%BF%D1%96%D0%B7%D0%BD%D0%B0%D0%B2%D0%B0%D0%BD%D0%BD%D1%8F%20%D0%BE%D0%B1%D1%80%D0%B0%D0%B7%D1%96%D0%B2.pdf>
5. Schlesinger M.I. and Vaclav Hlavac. Ten Lectures on Statistical and Structural Pattern Recognition./Computational Imaging and Vision / /Kluwer Academic Publishers. — Dordrecht / Boston / London, 2002
6. Yue, Chang. “Markov Random Fields and Gibbs Sampling for Image Denoising.” Electrical Engineering Stanford University.