

НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ РОЗПІЗНАВАННЯ ФОТОГРАФІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ ЗОРЯНОГО НЕБА

Куcssуль Н.М., Шелестов А.Ю. ІКД НАНУ-НКАУ,
Сидоренко А.В., Скакун С.В. НТУУ «КПІ».

В роботі розглядається задача розпізнавання знімків зоряного неба з подальшою можливістю використання цих даних для визначення орієнтації космічного апарату.

Дана задача є досить актуальною. Її розв'язанням активно займаються фахівці різних країн. Зокрема роботи в цій галузі розпочато в МФТІ та Інституті космічних досліджень РАН, але результати цих робіт ще не опубліковано.

При розв'язанні задачі основна увага приділялась розробці методологічного, алгоритмічного та програмного забезпечення для зоряної камери [1]. Вхідними даними для системи розпізнавання є знімки зоряного неба. В роботі використовуються модельні знімки. Розміри знімку 2500x2500, які є близькими до реальних (2048x2048). Ця неточність не є суттєвою, оскільки за порядком числа досить близькі, а для задачі важливі кутові розміри між зірками, які не залежать від величини зерна знімку, якщо вона достатньо мала.

Єдиною вимогою, через невиконання якої можлива помилкова робота системи, є відсутність фіксації горизонту (умова коректності), але ця вимога, за даними фахівців-фізиків, може бути виконана.

Процес розпізнавання знімку включає розв'язання наступних задач (рис. 1):

- Оцифровка зображень для зменшення розміру оброблюваних даних та можливості роботи з ними в явному вигляді.

- Ідентифікація зірок на зображенні та визначення їх зоряної величини.

- Попередня обробка (препроцесинг) та кодування зображення з метою підвищення ефективності розпізнавання та робастності процесу.

- Нейромережеве розпізнавання зображень.

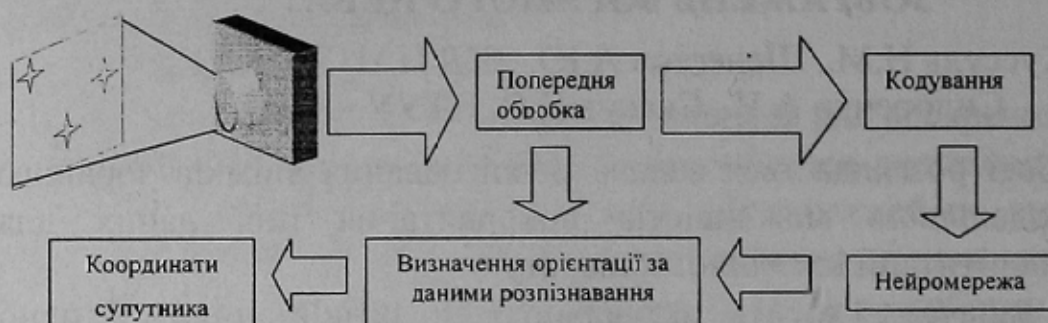
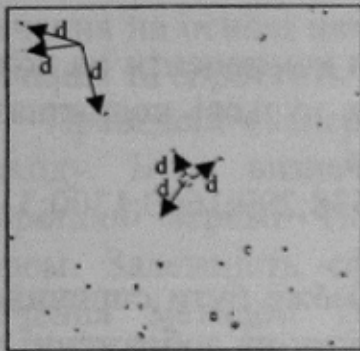


Рисунок 1 - Схема розв'язання задачі

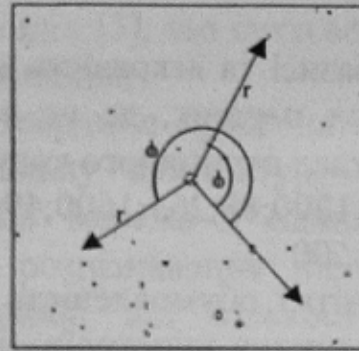
При ідентифікації зірок на зображенні передбачається, що кожна зірка має сталий колір у всіх точках (або його можна модифікувати до близького коліру), а також кожен наступний піксел знаходиться в деякому околі попереднього. При такому розпізнаванні можливий варіант, коли дуже близькі зірки ототожняться з однією більш яскравою. Однак на практиці при роботі з зоряним каталогом таких випадків не було. Зоряна величина визначалась за кількістю пікселів, що приходяться на одну зірку.

Найбільш важливим етапом розв'язання задачі є розробка методу кодування зображень. Для стійкого розпізнавання зображень розроблено два методи кодування вхідних даних: на основі гістограм відстаней між зірками, а також на базі яскравості зірок та їх полярних координат (рис.2).

Гістограма відстаней є числовим вектором, що складаються з 11 компонент. У кожному компоненту вносяться дані про кількість відстаней у відповідному діапазоні від певної зірки на знімку до трьох її найближчих сусідів (проводились дослідження й для іншої кількості сусідів, але значення 3 виявилось оптимальним). Для визначення параметрів гістограми вивчався розподіл цих відстаней.



Побудова гістограми



Перехід до полярних координат

Рисунок 2 - Методи кодування вхідних даних

Виявилось, що кількість відстаней зі значеннями більшими за 600 пікселів не перевищує 4,5% від загальної кількості відстаней. Тому до гістограми заносилась кількість відстаней у проміжку $[60 \cdot i; 60 \cdot (i+1)]$ іє $[0,9]$, а в 11 $[600; \sim]$. Розподіл відстаней для зоряного атласу наведено на рис. 3.

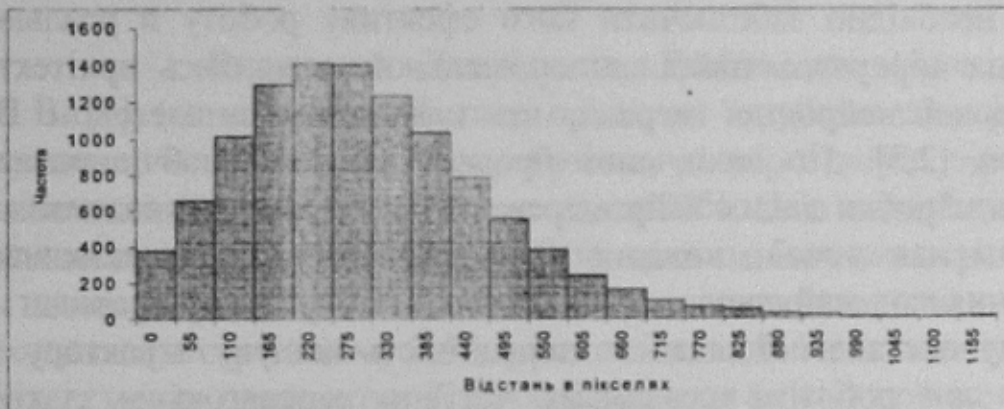


Рисунок 3 - Розподіл відстаней для зоряного атласу

Другий метод кодування полягає в побудові базису в полярній системі координат та визначенні в цьому базисі положення всіх зірок на знімку. Для побудови базису обирають дві зірки: найяскравіша на знімку (якщо на зображенні їх декілька з однаковою зоряною величиною, то обирається найближча до центру), та друга за яскравістю (якщо менш яскравих зірок теж декілька, то обирається найближча до першої). На основі цих двох зірок будувалась полярна система координат з центром в найяскравішій зірці та вектором напрямку від найяскравішої зірки до другої за яскравістю. Кодування зображення полягає у побудові відсортованого за яскравістю (по класам 1-7) та за відстанню вектора, компонентами якого є координати

у полярному базисі та яскравість зірки (по три компоненти на кожен зірку крім двох перших, де не враховуються нульові координати). Наведемо приклад отриманого коду зображення.

```
800;1334;1200;88;264;1600;496;116;1600;638;299;1600;1300;317;  
1600;1370;47;1600
```

Через нечітку обумовленість даних, що може бути спричинена неточністю оптичних пристроїв, наявністю шуму на зображенні або іншими факторами, для розв'язання застосовується нейромережевий алгоритм розпізнавання. З метою отримання оптимальної для даної задачі архітектури нейронної мережі та визначення найбільш ефективних методів її навчання проаналізовано різні нейромережеві парадигми та параметри їх функціонування.

Оскільки програмно-апаратний комплекс "камера/програмне забезпечення" передбачається застосувати в якості так званого зоряного компасу, необхідно забезпечити його ефективну роботу в реальному часі. З цих міркувань найбільш опимальною виявилась архітектура багатосарової нейронної мережі, що навчається за методом Back Propagation [2,3]. По закінченні процесу навчання обчислювальна складність обробки даних нейромережею такого типу не залежить від розмірності навчаючої множини. Досліджувалась також можливість застосування моделей асоціативної пам'яті. Недоліком цієї парадигми з точки зору поставленої задачі є ітераційність пошуку атрактору (що критично при роботі в реальному часі), а перевагою — здатність вилучати інформацію із шуму. Перевагою побудови зоряного компасу на основі нейромереж є можливість апаратної реалізації системи розпізнавання у вигляді нейрочіпу, що досить актуально при роботі на орбіті. При використанні нейромережевих моделей інформація зоряного атласу зберігається неявно у вигляді елементів матриць фіксованої розмірності (міжнейронних зв'язків), а в іншому випадку потрібно локально зберігати весь масив даних. Описані в літературі закордонні аналоги базуються на реалізації пошуку у базі даних [4], час роботи яких суттєво залежить від ефективності конкретного алгоритму пошуку (камерою може бути зареєстровано близько 16000 зірок).

Для оптимізації процесу налаштування міжнейронних зв'язків в багатосарових нейромережах пропонується застосовувати метод

навчання на основі нечітких еліпсоїдів [5], що суттєво зменшить час навчання та спростить процес донавчання.

Проведені експерименти підтвердили працездатність обраного підходу. Було визначено оптимальну архітектуру багат шарової нейронної мережі. Нею виявилась мережа з одним прихованим шаром. Залежність ефективності розпізнавання після 20000 епох навчання методом Back Propagation від кількості нейронів у прихованому шарі наведено на рис. 4. Після завершення процесу навчання ефективність розпізнавання еталонних знімків склала 100%.

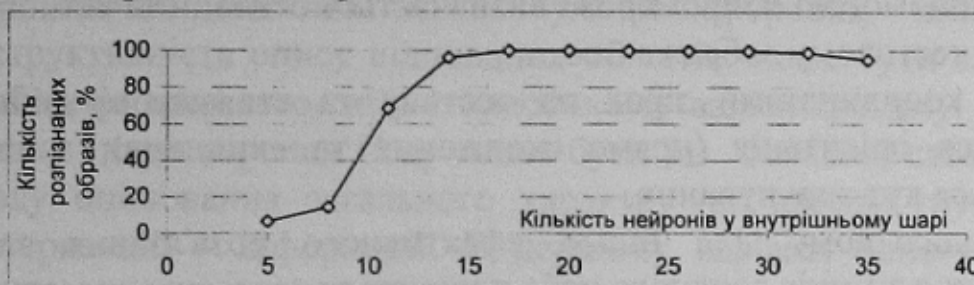


Рисунок 4 - Дослідження архітектури мережі

В [4] (єдиній відомій нам праці, де опубліковано результати тестування) наведено дані випробувань, де вірогідність правильного розпізнавання еталонних образів складає 99%. Слід зазначити, що в [4] розглядається задача розпізнавання не цілих знімків, а окремих зірок. При цьому результат розпізнавання не є однозначним — на кожну зірку приходиться в середньому 2,6 варіанта відповіді. На наш погляд, такий підхід є менш перспективним, оскільки для впевненої ідентифікації знімку він вимагає багаторазового виконання процедури розпізнавання різних зірок, що істотно уповільнює роботу системи в реальному часі.

Було проведено експерименти по розпізнаванню зашумлених даних. При цьому використовувались наступні моделі шуму.

- Незначний зсув зірок на зображенні, що моделює оптичні спотворення.
- Поворот зображення на довільний кут навколо власної осі.
- Випадкове додавання об'єктів наприклад, що моделюють появу в полі зору камери метеоритів та планет.

Експерименти показали, що метод кодування на основі зоряної величини та полярних координат є більш робастним до можливих шумів, ніж гістограмний метод кодування.

Розроблений алгоритм розпізнавання можна використовувати в режимі "зоряного компасу" для визначення орієнтації космічного апарату за даними зоряної камери. Задача визначення орієнтації розв'язується наступним чином.

- Деякий знімок зоряного неба, що задовольняє умову коректності, проходить початкову обробку, в результаті якої з графічного образу, що займає багато ресурсів, формується масив зірок (за яким можна повністю відновити зображення), та код, який і подається на нейромережу.

- За допомогою нейромережі визначається еталонний знімок, що відповідає тестовому зображенню.

- За координатами зірок на тестову та еталонному знімках уточнюється орієнтація (пряме сходження та схилення), а також визначається кут зкручування.

В подальшому для більш ефективного розв'язання задачі розпізнавання знімків зоряного неба планується застосувати модульні нейромережі [6]. Це дозволить отримати наступні переваги.

- Покращення якості розпізнавання зашумлених даних за рахунок зменшення кількості схожих, але незалежних даних.

- Можливість одночасного використання обох методів кодування для розв'язання задачі, що забезпечить унікальність кодування зображень.

- Можливість розбиття небесної сфери на сектори для оптимізації розпізнавання та підвищення ефективності навчання.

Список джерел

1. Журавков О.В., Лапчук В.П., Івченко В.М. CCD камера для бортових оптичних спостережень // Збірник тез Першої української конференції по перспективним космічним дослідженням. — 2001. — стор. 82
2. Russell D. Reed, Robert J. Marks II Neural Smithing. Supervised Learning in Feedforward Artificial Neural Networks.— Cambridge, Massachusetts, London: A Bradford Book.— 1999.— 346 p.
3. Haykin S. Neural Networks: a comprehensive foundation.— Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1999. — 842 p.
4. Quine B. Spacecraft Guidance Systems. Attitude Determination using Star Camera Data // Thesis, Department of Engineering Science University of Oxford. — 1996.— pp. 23-70
5. Куссуль Н. Н. Обучение нейронных сетей с использованием метода нечётких эллипсоидальных оценок // Проблемы управления и информатики. - 2001. - №1. - С. 68-75.