

УДК 004.75

DOI 10.30837/bi.2020.2(95).06

О.Б. Дудінова¹, С.Г. Удовенко², Л.Е. Чала¹¹ХНУРЕ, м. Харків, Україна, olga.dudinova@nure.ua, ORCID: 0000-0003-2709-9752¹ХНУРЕ, м. Харків, Україна, larysa.chala@nure.ua, ORCID iD: 0000-0002-9890-4790²ХНЕУ ім. С. Кузнеця, м. Харків, Україна, serhiy.udovenko@hneu.net, ORCID iD: 0000-0001-5945-8647

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ОБРОБКА ПРОСТОРОВИХ ДАНИХ В ГІС ЛАНДШАФТНО-ЕКОЛОГІЧНОГО МОНІТОРИНГУ

Пропонується підхід до створення модульних підсистем інтелектуальної обробки і стиснення просторових даних в складі ГІС ландшафтно-екологічного моніторингу. Визначено функції та методи реалізації завдань цих підсистем. До основних модулів належать: модуль попередньої обробки просторових даних з формуванням оцифрованих зображень; модуль сегментації зображень та виділення контурів; модуль категорійної класифікації зображень ландшафтних об'єктів; модуль стиснення зображень з використанням фрактальної моделі та генетичного алгоритму; модуль стиснення та відновлення зашумлених оцифрованих зображень з використанням шумопопригнічуючого автоенкодера.

ЕКОЛОГІЧНИЙ МОНІТОРИНГ, НЕЙРОМЕРЕЖЕВА ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ, СЕГМЕНТАЦІЯ, ГЕНЕТИЧНА ОПТИМІЗАЦІЯ, АВТОЕНКОДЕР

Дудінова О.Б., Удовенко С.Г., Чала Л.Е. Интеллектуальная обработка пространственных данных в ГИС ландшафтно-экологического мониторинга. Предлагается подход к созданию модульных подсистем интеллектуальной обработки и сжатия пространственных данных в составе ГИС ландшафтно-экологического мониторинга. Определены функции и методы реализации задач этих подсистем. К основным модулям относятся: модуль предварительной обработки пространственных данных с формированием оцифрованных изображений; модуль сегментации изображений и выделения контуров; модуль категорийной классификации изображений ландшафтных объектов; модуль сжатия изображений с использованием фрактальной модели и генетического алгоритма; модуль сжатия и восстановления зашумленных оцифрованных изображений с использованием шумоподавляющего автоэнкодера.

ЭКОЛОГИЧЕСКИЙ МОНИТОРИНГ, НЕЙРОСЕТЕВАЯ ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ, СЕГМЕНТАЦИЯ, ГЕНЕТИЧЕСКАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ, АВТОЭНКОДЕР

Dudinova O.B., Udovenko S.G., Chala L.E. Intellectual processing of spatial data in the GIS of landscape-ecological monitoring. An approach to the creation of modular subsystems for intelligent processing and compression of spatial data as a part of GIS landscape-ecological monitoring is proposed. The functions and methods of implementing the tasks of these subsystems are determined. The main modules include: a module for preliminary processing of spatial data with the formation of digitized images; module of image segmentation and edge highlighting; module for categorical classification of images of landscape objects; image compression module using a fractal model and a genetic algorithm; a module for compressing and restoring noisy digitized images using a noise-canceling autoencoder.

ECOLOGICAL MONITORING, NEURAL NETWORK IMAGE PROCESSING, SEGMENTATION, GENETIC OPTIMIZATION, AUTOENCODER

Вступ

На сьогодні екологічний моніторинг навколишнього середовища і природних ресурсів здійснюється за допомогою спеціалізованих систем спостережень і подальшої обробки отриманих даних. Комп'ютерна обробка реалістичних картографічних зображень ландшафтних об'єктів в геоінформаційних системах (ГІС) екологічного моніторингу передбачає зазвичай реалізацію етапів попередньої обробки, сегментації, розпізнавання та інтерпретації [1,2]. Особливий практичний інтерес представляють завдання розпізнавання об'єктів за супутниковими знімками і аерознімками. До основних труднощів такого розпізнавання відноситься зміна видимості об'єктів, що викликається різними внутрішніми та зовнішніми чинниками (освітлення, орієнтація, стан, наявність спотворених фрагментів зображення тощо). Аналіз і інтерпретація знімків є важливою частиною реалізації багатьох ГІС додатків (наприклад, побудова

топографічних карт, кадастрових планів, локалізації районів забруднення, моніторинг зміни контурів окремих ділянок зображень під впливом природних і антропогенних факторів). Завданням обробки просторових даних (ПД) в ГІС екологічного моніторингу природних ресурсів (зокрема, ландшафтних об'єктів) може бути як поліпшення (відновлення) зображення за деяким критерієм, так і спеціальне перетворення зображень. В останньому випадку обробка зображень може бути проміжним етапом для подальшого розпізнавання зображення (наприклад, для виділення контуру об'єкта) [3]. Оброблювані зображення, як правило, спотворені шумами та викривленнями різної природи. Функціями пониження шумів в задачах обробки просторових даних в ГІС можуть бути як поліпшення візуального сприйняття аналізованих зображень, так і збільшення чіткості при виділенні контурів об'єктів, що є необхідним для їх подальшого розпізнавання. Одним з можливих варіантів

реалізації завдань обробки зашумлених просторових даних є використання нейромережових методів, що дозволяють реалізувати паралельні схеми обробки зображень за допомогою штучних нейронних мереж (ШНМ) [4].

Втім слід відзначити, що на сьогодні не існує універсальних методів і технологій інтелектуальної обробки даних в геоінформаційних системах екологічного моніторингу регіонального та загальнодержавного рівнів. Таким чином, розробка і дослідження сукупності методів, моделей і алгоритмів обробки цифрових зображень в ГІС екологічного моніторингу, заснованих на застосуванні сучасних підходів, об'єднаних в інформаційну технологію інтелектуальної обробки цифрових зображень в ГІС екологічного моніторингу ландшафтних об'єктів (інакше, ГІСЛЕМ – ГІС ландшафтного екологічного моніторингу) та промислових зон, є актуальною науково-практичною задачею, яка визначила напрямок досліджень даної роботи.

У даній роботі пропонується підхід до створення модульних підсистеми інтелектуальної обробки та стиснення просторових даних в складі ГІСЛЕМ. Такий підхід сприяє більш ефективному вирішенню низки задач, пов'язаних з екологічним моніторингом ландшафтних об'єктів (зокрема, з поточним контролем змiну їх стану).

1. Технології обробки просторових даних в ГІС екологічного моніторингу

Розвиток систем екологічного моніторингу вимагає використання сучасних технологій для вирішення задач різного масштабу, пов'язаних з охороною довкілля на рівнях від локального до загальнонаціонального.

Геоінформаційні технології використовуються для вирішення багатьох екологічних проблем, зокрема, дослідження забруднення компонентів ландшафтів, динаміки їхніх змін у районах інтенсивного антропогенного навантаження тощо. Такі технології призначені для збору, зберігання, перетворення і подання інформації про стан та динаміку компонентів навколишнього середовища. Дистанційні методи дослідження дозволяють виявляти та картографувати зміни ландшафтного природного середовища внаслідок антропогенної діяльності.

Розвиток ГІС, систем GPS (Global Positioning System, глобальна система позиціонування), цифрової фотограмметрії та цифрових методів дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) зумовив становлення наскрізних інформаційних технологій збору та обробки геопросторових даних, спричинив трансформацію геоінформаційних методів у самому картографуванні [1, 2]. Первинною продукцією інформаційних технологій є бази геопросторових даних, моделі об'єктів

у яких не зазнають картографічних “спотворень”, оскільки вони не зазнають ні генералізації, ні змін складу та роздільної здатності в контексті певного масштабу карти. Об'єкти в таких моделях відображаються з точністю й роздільною здатністю геодезичних вимірів та застосовуваних технологій збору первинних даних. Цифрові картографічні моделі, як і моделі інших гео зображень, а також самі карти, перетворюються в похідну (від баз геопросторових даних) продукцію.

З розвитком ГІС і накопиченням в них великих об'ємів картографічних та предметних даних виникає необхідність в обміні інформацією між системами, які створювались на різних ГІС-платформах. Традиційні ГІС мали гібридну архітектуру за ознакою уніфікації обробки картографічних і атрибутних даних [5].

На сьогодні в арсеналі ГІС-засобів з'явилися перші інструментальні рішення для побудови відкритих геоінформаційних систем (OpenGIS), які забезпечують динамічну інтеграцію даних з різних джерел та підтримку обробки просторових геоданих з використанням технології мережі Internet.

Сьогодні компоненти відкритих ГІС є в арсеналі всіх провідних розробників ГІС-технологій. Вони розраховані на платформу Windows з використанням її основних механізмів інтеграції застосувань: об'єктних моделей (COM, DCOM, CORBA), методів інтеграції (OLE і OLE4D&M) і розробки (QLE Automation), методів доступу до баз даних (ODBC), технології візуалізації (OpenGL, GDI), та доступу до ресурсів Internet (Internet Services).

Використання геоінформаційних систем ГІСЛЕМ, що дозволяють проводити одночасний аналіз багатовимірних даних з застосуванням цифрових карт, спрощує процедури екологічного прогнозу та оцінку комплексного впливу на природне середовище, робить можливим оперативне виявлення аномалій і прийняття необхідних заходів для їх усунення.

Комп'ютерна обробка реалістичних картографічних зображень в ГІСЛЕМ передбачає в загальному випадку реалізацію етапів попередньої обробки, сегментації, розпізнавання і інтерпретації. Особливий практичний інтерес представляють завдання розпізнавання об'єктів по аерознімкам та знімкам ДЗЗ. До основних труднощів такого розпізнавання відноситься зміна видимості об'єктів, що викликається різними внутрішніми та зовнішніми чинниками (освітлення, орієнтація, стан і т.д.) [6]. У зв'язку з цим, розпізнавання ландшафтних оцифрованих зображень часто не може бути якісно проведено з безпосереднім застосуванням стандартних алгоритмів. Доцільно об'єкт представляти в категорійній шкалі з подальшим його віднесенням до однієї з категорій за інформацією, що отримується з зображення. З огляду на специфіку розпізнаваних об'єктів на аерознімках,

їх вихідне уявлення доповнюється такими факторами, як кольоровість, форма і текстурність, що дозволяє підвищити якість категоризації. Далі для кожної формованої категорії можна визначити максимум близькості між її елементами (з урахуванням всіх факторів), а потім здійснюється побудова варіанту категоризації за критерієм максимальної відстані між категоріями.

В ГІСЛЕМ доцільно реалізувати метод розпізнавання оцифрованих зображень ландшафтних об'єктів в зоні екологічного моніторингу за результатами їх попередньої категорійної класифікації.

Аналіз і інтерпретація зображень ландшафтних об'єктів є важливою частиною реалізації багатьох ГІС додатків, наприклад, побудови топографічних карт, кадастрових планів, діагностики захворювань лісових насаджень, локалізації районів забруднення тощо [7]. Відзначимо, що в загальному випадку контрастність фрагментів знімків не завжди достатня для використання стандартних алгоритмів детектування контурів. У зв'язку з цим в виділених зображеннях необхідно сегментувати фрагменти для пошуку гомогенних зон в сенсі заданих критеріїв. Ця проблематика характеризує фрагменти районів по їх освітленості і текстурі. Тривимірна інформація, яка використовується для виявлення на знімках височин, будівель тощо, може оброблятися різними методами, але при цьому в загальному випадку вирішуються завдання: обмеження зони зображення (сегментація) та ідентифікація об'єкта (розпізнавання). В даний час відсутній універсальний підхід до вирішення цієї проблеми в рамках створення ГІС-додатків. Завданням обробки просторових даних в ГІСЛЕМ може бути поліпшення (відновлення) зображення за деяким критерієм. Обробка зображень може бути проміжним етапом для подальшого розпізнавання зображення (наприклад, для виділення контуру об'єкта). Методи обробки зображення можуть суттєво відрізнятися в залежності від того, яким шляхом зображення було отримано. Виділення меж (контурів) займає особливе місце в переліку завдань обробки зображень в ГІС, пов'язаних з подальшим пошуком і виділенням об'єктів. Воно ґрунтується на алгоритмах, які визначають точки цифрового зображення, в яких різко змінюється яскравість або присутні інші види неоднорідностей. Алгоритми виділення меж і прив'язки їх до суттєвих елементів зображення називають детекторами меж або детекторами країв (edge detector) [8]. Результатом виділення меж є набір пов'язаних кривих, що позначають межі об'єктів, граней і відбитків на поверхні, а також кривих, які відображають зміни положення поверхонь.

Таким чином, застосування фільтра виділення меж до зображення може істотно зменшити кількість оброблюваних даних, так як відфільтрована частина

зображення вважається менш значущою, а найбільш важливі структурні властивості зображення зберігаються. Детектори контурів використовують відносно локальні фрагменти зображення, на підставі аналізу яких робиться висновок про наявність крайових точок — точок зображення, в яких яскравість змінюється особливо сильно. Сукупність крайових точок формує краї областей зображення.

Зазвичай детектори кордонів дають задовільний результат при наявності різких локальних змін яскравості. Однак в умовах наявності шумів і перешкод істотно спотворюється інформація про стан крайових точок, що призводить до появи двох типів можливих помилок. Перший тип пов'язаний з пропуском реально існуючої крайової точки, а другий — з появою помилковою. Поліпшення якості функціонування детекторів кордонів вимагає збільшення площі фрагмента зображення, використовуваного для прийняття рішення про наявність крайової точки, а також складних алгоритмів попередньої обробки.

З точки зору реалізації це означає необхідність виконання значного обсягу обчислень. Одним з можливих варіантів реалізації завдань обробки зашумлених просторових даних, зокрема, завадостійкого детектування меж, є застосування нейромережових методів, що дозволяють використовувати паралельні схеми попиксельної обробки зображень за допомогою штучних нейронних мереж (ШНМ).

До найбільш поширених методів фільтрації шумів відносяться згладжуючі фільтри, фільтри Вінера, медіанні фільтри і ранжуючі фільтри.

В наступному розділі даної роботи запропоновано структуру та описано функції модульної підсистеми інтелектуальної обробки просторових даних в складі ГІСЛЕМ, що дозволяє підвищити якість формування ландшафтних цифрових зображень для подальшого аналізу стану зон моніторингу.

2. Структура та функції модульної підсистеми інтелектуальної обробки просторових даних

На рис. 1 наведено варіант загальної структури ГІСЛЕМ, у складі якої виділено підсистему обробки просторових даних (підсистема «Обробка ПД ГІСЛЕМ»).

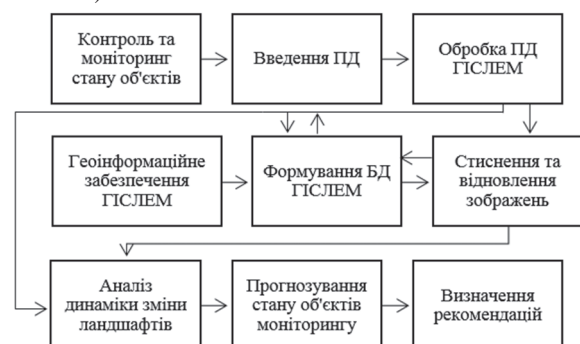


Рис. 1. Загальна структура ГІСЛЕМ

До складу підсистеми «Обробка ПД ГІСЛЕМ» (згідно з її функціоналім призначенням) доцільно ввести такі модулі: модуль попередньої обробки ПД з формуванням початкових оцифрованих зображень; модуль сегментації зображень та виділення контурів; модуль категорійної класифікації оцифрованих зображень ландшафтних об'єктів.

Розглянемо функції кожного з цих модулів та методи їх реалізації.

Модуль попередньої обробки ПД з формуванням початкових оцифрованих зображень передбачає необхідність покращання їх якості перед подальшими операціями підсистеми «Обробка ПД ГІСЛЕМ».

Крім стандартних фільтрів пониження шумів (зокрема згладжуючих, медіанних та ранжуючих фільтрів) в модулі пропонується використання (за необхідністю) таких операцій: додаткової бінаризації та масштабування оброблюваних зображень з нерівномірним фоном; підвищення якості початкових зображень з використанням модифікованого методу гамма-корекції; підвищення якості початкових зображень з використанням локально-адаптивного нейромережевого підходу.

Для можливості сегментації зображень об'єктів з малою і великою кількістю пікселів одним методом доцільно модифікувати зображення виділеної області шляхом його масштабування з заданим коефіцієнтом μ_{sc} . Операція бінаризації дозволяє уникнути труднощів, пов'язаних з викривленням зображення в процесі масштабування. Проведення масштабування змінює розмір зображення сегментованого об'єкта. При операції збільшення розміру зображення результуюче зображення формується шляхом копіювання μ_{sc} раз кожного пікселя вхідного зображення (рис. 2, а). При операції зменшення розміру зображення кожні μ_{sc} пікселів вихідного зображення формують єдиний піксель в результуючому зображенні (рис. 2, б). При цьому, якщо значення хоча б одного з пікселів вихідного зображення було рівним одиниці, значення результуючого пікселя буде теж дорівнювати одиниці.

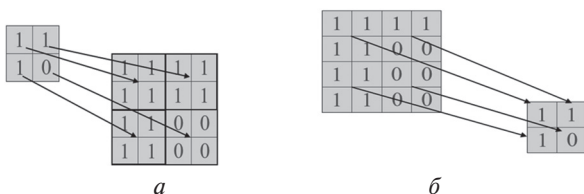


Рис. 2. Операції збільшення (а) і зменшення (б) розміру бінарного зображення при масштабуванні

В модулі передбачено можливість підвищення якості вхідних зображень для подальшого використання в ГІСЛЕМ. При цьому вирішується завдання обробки кольорових картографічних зображень на основі модифікованого методу гамма-корекції, який дозволив би збільшити детальність і якість вихідного зображення. Гамма-корекція зображення

виконується з метою збільшення або зменшення його детальності. Зазвичай, для здійснення гамма-корекції використовується ступенева функція виду:

$$I_{out} = c \cdot I_{in}^{\gamma}, \quad (1)$$

де I_{in} – інтенсивність вихідного зображення; I_{out} – інтенсивність перетвореного зображення; c , γ – позитивні константи.

Неправильне використання гамма-корекції може призвести до зменшення числа півтонів і переважання областей одного тону. В ході фотометричної обробки знімків виникає необхідність різного роду їх перетворень (наприклад, при зменшенні або збільшенні зображень в процесі їх трансформації). Основним завданням обробки кольорового картографічного зображення є корекція його яскравості при незмінності колірних тону. Тому доцільно перетворити початкове RGB зображення в колірну модель HSI, а після поліпшення якості зображення шляхом зміни компоненти I здійснити зворотний перехід зображення в систему RGB. Запропонований в [9]. модифікований метод гамма-корекції дозволяє збільшити детальності вихідного зображення і визначити значення γ на основі аналізу гістограми інтенсивності. Метод може бути ефективно використаний для попередньої комп'ютерної обробки зображень в ГІСЕМ, яка є попереднім етапом подальшої нейромережевої обробки просторових даних з метою класифікації об'єктів моніторингу.

Процедура підвищення якості початкових оцифрованих зображень з використанням локально-адаптивного нейромережевого підходу [10].

Особливість цього підходу полягає в незалежній обробці кожного пікселя зображення, виходячи з наявного набору його локальних і глобальних характеристик. На відміну від відомих підходів, де повнопіксельне зображення надходить для обробки на вхід ШНМ (наприклад, мережі Хопфілда і карти Кохонена), в даному способі обробки зображень ШНМ навчається попіксельній обробці. При цьому зменшуються вимоги до обсягу оперативної пам'яті, необхідної для зберігання інформації про ШНМ. Такий підхід припускає об'єднання декількох ШНМ, що обробляють по одному пікселю, в двовірний масив для розпаралелювання обчислень. ШНМ використовується для апроксимації перетворення такого вигляду:

$$L^*(x, y) = T\left(L(x, y), D_{(x, y)}, m_{(x, y)}\right), \quad (2)$$

де $L^*(x, y)$ і $L(x, y)$ – відповідно оброблене і вихідне значення яскравості пікселя (x, y) ; $m_{(x, y)}$ і $D_{(x, y)}$ – відповідно середні значення яскравості і дисперсії яскравості в локальному оточенні оброблюваного пікселя.

Для перетворення (2) ШНМ, що апроксимує функцію T , повинна мати 3 входи та 1 вихід. При обробці кольорових зображень спочатку здійснюється

перетворення зображень в напівтонові, потім проводиться їх обробка з використанням ШНМ, а після цього інформація про колір відновлюється.

Модуль сегментації зображень та виділення контурів дозволяє здійснювати (за необхідністю) такі операції: нейромережеве виділення контурів на оцифрованому зображенні, попередньо покращеному за допомогою розглянутого вище локально-адаптивного нейромережевого підходу; сегментацію та виділення растрових зображень із застосуванням марковських моделей.

Схему нейромережевого виділення контурів на оцифрованому зображенні наведено на рис. 3.



Рис. 3. Схема нейромережевого виділення контурів зображення

Початкове зображення представляється матрицею значень яскравості елементів вхідного зображення. Результатом обробки цієї інформації є матриця опису контурів оброблюваного зображення також розміром. Для формування значення кожного елемента матриці контурів використовуються $N * N$ елементів матриці вихідного зображення (після процедури 1), які задають квадратну маску фільтра контурів. Таким чином, для прийняття рішення про належність точки до підмножини крайових точок використовується $N * N$ прилеглих елементів. Ці елементи упорядковуються і з них формується вектор S розмірності $N_{sen} = N * N$, що містить значення яскравості в околі (i, j) . Розмірність вектора S на одиницю більше, ніж кількість використовуваних точок. Компонента $N + 1$ вектора має фіксоване значення 1, що забезпечує можливість врахування постійної складової. Вектор показань сенсорів S подається на вхід нейромережевого детектора контурів (НМДК), що містить лінійну і нелінійну частини. Лінійна частина НМДК, що має S вхід, виконує скалярне множення вектора на $(N + 1)$ -мірний вектор ваг. Нелінійна частина є кусково-лінійною активаційною функцією, описану парою (T_{min}, T_{min}) і (T_{max}, T_{max}) . Ця частина НМДК може мати складну структуру, що виконує послідовно кілька кусочно - лінійних перетворень із заданими параметрами. Обробка зображення одношаровим НМДК складається з $K_y * K_x$ однотипних перетворень елементів вхідного зображення. Параметрами обробки є вектор ваглійній частини і параметри активаційної функції нелінійної частини.

Така структура фільтра передбачає можливість повного розпаралелювання.

Схему сегментації та виділення контурів растрових зображень із застосуванням марковських моделей наведено на рис. 4 [11].

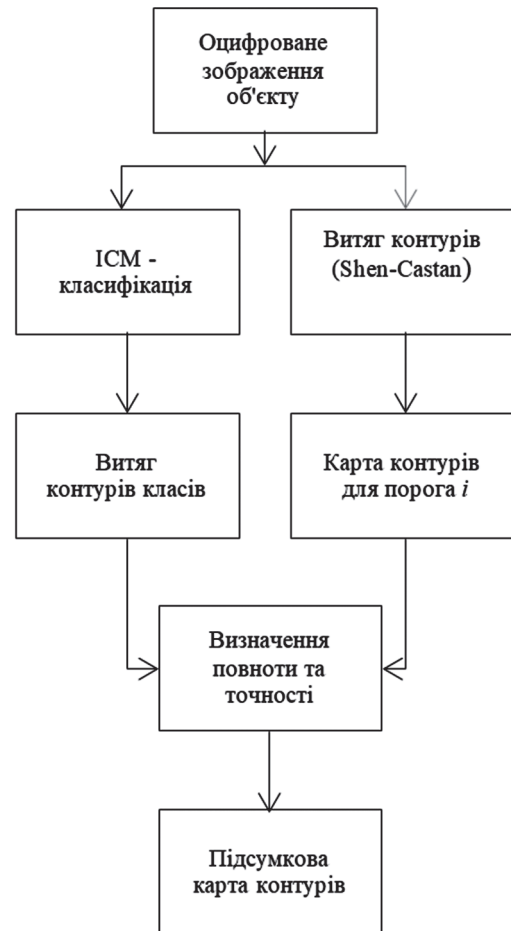


Рис. 4. Схема виділення контурів растрових зображень із застосуванням марковських моделей

Растрове зображення тут представлено як прямокутна решітка, що містить S пікселів. Кожному пікселю відповідає скалярний дескриптор λ , який визначає стан пікселя і приймає значення в просторі станів E . Для завдання локальних взаємодій треба структурувати просторові відносини між різними пікселями мережі. Для цього множині S ставиться у відповідність система околів V_s , якій відповідає набір клік, що містять набори сусідніх точок решітки, при цьому порядок кліки визначається кількістю вхідних до неї пікселів.

На кожному етапі пропонованого алгоритму детектування контурів здійснюються такі операції:

- обчислюються локальні умовні енергії;
- визначається зображення, відповідне максимуму отриманих локальних умовних ймовірностей.

Для зображень в градаціях сірого $(E = (0, 1, ..., 255))$, що формуються за допомогою алгоритму ІСМ (Iterated Conditional Mode), енергетична функція $U(x)$ для поля Маркова з чотирьохзв'язковим околom приймає вигляд:

$$U(x) = \sum_{c=(s) \in C_1} U_c(x_s) + \sum_{c=(s,k) \in C_2} U_c(x_s, x_k), \quad (3)$$

де C_1 , C_2 – кліки 1-го і 2-го порядку відповідно.

Пропонований підхід до детектування контурів полягає в поданні зображення за допомогою вікон, що визначають зону інтересу. Віконний оператор обробляє пікселі вікна, щоб визначити, чи присутня в ньому ознака обраного атрибута. Цей оператор обчислює різницю між середніми значеннями з кожного боку вікна від центрального пікселя, здійснюючи експоненціальне зважування. При цьому реалізується згладжування, контрольоване контурами карти сегментації, і формується таблиця ваг на кожній ітерації, щоб визначити домінуючі класи для кожного сегмента. Для вибору порога сегментації зображення контурів запропоновано використання параметрів точності і повноти. Підсумкова карта контурів відповідає найбільш прийнятному варіанту сегментації вихідного зображення. Розглянутий підхід до комп'ютерної обробки растрових зображень дозволяє враховувати характер околу аналізованого пікселя і задавати залежність між класами сусідніх пікселів.

Модуль категорійної класифікації оцифрованих зображень ландшафтних об'єктів, схему якого наведено на рис. 5, реалізує метод розпізнавання об'єктів в зоні екологічного моніторингу за результатами їх попередньої категорійної класифікації [12].



Рис. 5. Схема мультикритеріальної сегментації об'єктів з використанням категорійної класифікації

Аналіз і інтерпретація зображень ландшафтних об'єктів є важливою частиною реалізації функцій ГІСЛЕМ, наприклад, побудови топографічних карт, кадастрових планів, діагностики захворювань лісових насаджень, локалізації районів забруднення тощо.

В базовому варіанті методу розглядається інформація про колір, текстуру і форму аналізованого зображення. Будемо комбінувати ці три характеристики для моделювання об'єктів на етапі навчання, здійснюючи розпізнавання на рівні зон (а не на рівні пікселів, як при класифікації).

Зашумлений об'єкт сегментується за допомогою різних критеріїв (текстур, кольорів, кордонів) (слайд 14). Зокрема, алгоритм сегментації за кольором в розглянутому підході використовує простір п'яти

характеристик: трьох характеристик простору кольорів та двох координат пікселя в зображенні. При цьому: зображення попередньо фільтрується; локалізовані басейни атракції рекурсивно об'єднуються до збіжності; найбільш великі басейни зводяться до регіону, для якого визначається середнє значення пікселів (центр).

Відповідно до кожного критерія сегментоване зображення представляє зони входу процесу категоризації, який відбирає згідно з функцією штрафу один або кілька прототипів (моделей). Сегментація зображення за трьома критеріями (текстура, колір і детектування контурів) задає відповідні зони: S_1 (оцінка текстури); S_2 (оцінка кольоровості); S_3 (оцінка градієнтів для контурів).

Після репараметризації процедур, щоб зберегти тільки зони великих розмірів і найбільш довгі контури (фіксується поріг для розміру і поріг для довжини), отримують остаточні результати.

5. Структура та функції модульної підсистеми стиснення та відновлення зображень

До складу підсистеми ГІСЛЕМ «Стиснення та відновлення зображень» (рис. 1) доцільно ввести такі модулі: модуль стиснення оцифрованих зображень з використанням фрактальної моделі та генетичного алгоритму (ГА); модуль стиснення та відновлення зашумлених оцифрованих зображень з використанням шумопригнічуючого автоенкодера (ШАЕ).

Модуль стиснення оцифрованих зображень з використанням фрактальної моделі та ГА (рис. 6) реалізує фрактальний метод стиснення відображення (метод квадродерева), де стискує оператор розглядається як набір тривимірних (дві координати визначають положення елементів зображення на площині і одна – їх яскравість) афінних перетворень одних областей зображення (доменних) в інші (рангові).



Рис. 6. Схема стиснення зображення з використанням фрактальної моделі та ГА

Найбільші витрати часу при цьому пов'язані з пошуком доменного блоку. У зв'язку з цим виникає завдання пошуку ефективного алгоритму пошуку мінімального елемента двовимірної масиву в просторі масивів, що формуються для фрактальної моделі зображення за допомогою квадродерева в процесі фрактального стиснення ландшафтних зображень [13].

Пошук результуючого домену відповідає мінімізації функції двох змінних (координат верхнього лівого кута домену). Ця функція є зазвичай багатоекстремальною, через що для її мінімізації доцільно використовувати генетичний алгоритм.

Як генотип ГА приймається вектор, компонентами якого є піксельні координати області доменно-го блоку і параметри, що визначають афінне перетворення. Існує 8 способів афінного перетворення квадрату, отже, для кодування цього перетворення достатньо трьох біт.

У знаменнику функції придатності під знаком суми задається евклідова відстань між вихідним і перетвореним блоками. Ця функція задовольняє обов'язковій для ГА умові невід'ємності і придатна для реалізації оператора рулеточної селекції. У запропонованому алгоритмі фрактального стиснення використовується додаткова процедура, яка для класу фотореалістичних зображень може значно зменшити обсяг обчислень. Параметрами такої процедури служать рівень втрат при кодуванні і розмір областей зображень. Ця процедура забезпечує рівномірну якість кодування всього зображення.

Модуль стиснення та відновлення зашумлених оцифрованих зображень з використанням ШАЕ (рис. 7) реалізує метод нейромережевої обробки зашумлених зображень, які можуть містити викривлені фрагменти (зокрема, для обробки даних в ГІСЛЕМ). Принцип відновлення частково пошкоджених або зашумлених ландшафтних зображень за допомогою ШАЕ полягає в тому, що мережі пред'являється для навчання ряд незашумлених (чистих) зображень. В ході навчання ці зображення стискаються і їх параметри зберігаються в пам'яті автоенкодера. Після навчання мережі її можна використовувати в реальних умовах, зашумленими або частково пошкодженими [14].

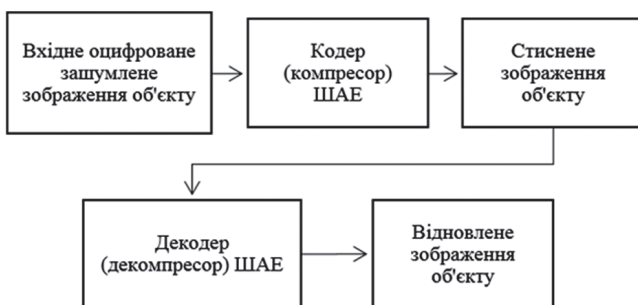


Рис. 7. Схема стиснення та відновлення зображення з використанням ШАЕ

Після пред'явлення зашумленого або частково пошкодженого зображення навченому ШАЕ в його пам'яті здійснюється пошук найбільш близького зображення до представленого, що дозволяє усунути часткові втрати інформації. Очевидно, що ШАЕ може при цьому використовувати лише зображення з набору занесених до пам'яті зразків, в зв'язку з чим виникає проблема формування навчальної вибірки.

У модулі, що розглядається, застосовано модифікацію ШАЕ, де використовується нейроеволюційний алгоритм (НА), що дозволяє не тільки налаштувати параметри мережі, а й визначити її структуру. Всі операції тут проводяться не з однією мережею, а з деякою їх множиною (популяцією). Це дозволяє виключити необхідність виконання таких складних операцій, як обернення матриць при навчанні мережі. При цьому зникає необхідність у визначенні структури мережі (кількості прихованих шарів), кількості нейронів прихованого шару і типу базисних функцій. Крім того, автоматично вирішується завдання визначення коефіцієнтів, що входять в алгоритм навчання і впливають на тривалість самого процесу навчання ШАЕ.

Довжина хромосоми в НА обмежується максимально допустимою кількістю нейронів. Кожна хромосома складається з генів, в яких зберігається інформація про відповідні параметри мережі. У старших розрядах хромосоми присутні гени, які містять інформацію про загальні параметри мережі (максимальна кількість прихованих шарів M , максимальна кількість нейронів в кожному шарі). Наступні гени кодують інформацію про усунення нейронів вихідного шару ШАЕ. Потім йдуть блоки генів, що кодують параметри відповідних нейронів прихованого шару. Після формування початкової популяції проводиться оцінка пристосованості кожної її особи. При вирішенні задачі ідентифікації зображення відомими є бажана реакція мережі $y^*(k)$ і її реальний вихідний сигнал $\hat{y}(k)$. Очевидно, що мережа, для якої різниця між цими сигналами є мінімальною, може вважатися найбільш пристосованою для розв'язання задачі ідентифікації. У разі навчання off-line при наявності повної вибірки вхідних-вихідних сигналів об'єкта в модулі використовується така функція пристосованості i -ї особи:

$$f_i(x_j) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M |y_j^*(x_j) - \hat{y}_j(x_j)|,$$

де M — розмір вибірки.

Для визначення пристосованості мережі здійснюється її симуляція на всій вибірці та порівнюється реакція мережі з реальним вихідним сигналом об'єкта. Усереднена помилка і буде шуканим значенням функції пристосованості.

Розглянуті модулі стиснення та відновлення зображень (в тому числі зашумлених та частково викривлених) використовуються для обробки та зберігання просторових зображень в базах даних (БД) ГІСЛЕМ (рис. 1).

4. Експериментальні дослідження

Експериментальні дослідження дозволили виявити переваги застосування запропонованих модулів нейромережевої обробки просторових даних в ГІСЛЕМ.

Результати, отримані в ході експериментів, свідчать про скорочення часу виконання обчислень для деяких запропонованих процедур обробки даних та підвищення якості обробки просторових зображень.

Зокрема, для тестування модуля сегментації зображень та виділення контурів використовувалися просторові дані та зображення з бази даних ГІС екологічного контролю, представлені растровою моделлю. В процесі тестування здійснювалося імітаційне моделювання процедури попередньої нейромережевої обробки зашумлених зображень і процедури нейромережевого виділення контурів на зображенні, покращеному за допомогою попередньої процедури. Середній час вибору структури і навчання ШНМ, що здійснює попередню обробку, склало близько 70 секунд (на процесорі з частотою 4 ГГц). Середній час обробки кольорового зображення розміром 512x512 пікселів склало близько 1 секунди. Параметри алгоритму, використовуваного для вибору структури ШНМ: розмір початкової популяції – 40; максимальна кількість поколінь (критерій зупинки) – 50. Для формування навчальних прикладів і були згенеровані зашумлені зображення розмірністю 100 * 100 з накладенням шуму заданої інтенсивності. Виділення контурів здійснювалося як за допомогою синтезованого НМДК, так і за допомогою фільтрів Собеля. Було модифіковано програмне забезпечення для навчання і тестування ШНМ для обробки зображень модулем сегментації зображень та виділення контурів. Вікно інтерфейсу програми для обробки зображень з використанням навчених ШНМ представлено на рис. 8.

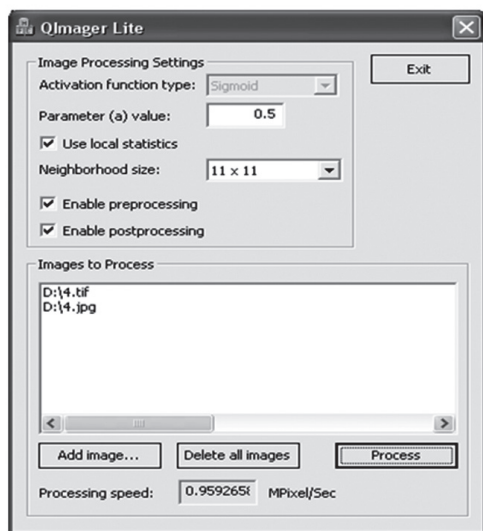


Рис. 8. Вікно інтерфейсу для обробки зображень модулем сегментації зображень та виділення контурів

Висновки

Запропонований підхід до створення модульних підсистем інтелектуальної обробки та стиснення просторових даних в складі ГІСЛЕМ. Такий підхід сприятиме більш ефективному вирішенню задач, екологічного моніторингу ландшафтних об'єктів та прогнозування змни їх стану.

В розглянутих підсистемах використовуються такі методи та засоби обчислювального інтелекту, як шумопригнічуючі нейромережі, фрактальні моделі, методи еволюційної оптимізації. Дослідження, зокрема, показали, що застосувані в складі підсистеми обробки ПД нейроеволюційні моделі шумопригнічуючого автоенкодера характеризується поліпшеними апроксимуючими властивостями, що свідчить про можливість їх практичного використання запропонованого методу для стиснення та відновлення зачумлених зображень в ГІСЛЕМ.

Перспективним продовженням досліджень є розширення складу модулів розглянутих в роботі підсистем. Крім того, доцільно розглянути можливість застосування різних варіантів архітектури та процедур навчання нейромережевих класифікаторів, що використовуються в ГІСЛЕМ.

Список літератури:

- [1] Зацерковний В. І. Геоінформаційні системи і бази даних: монографія. — Кн. 2 / В. І. Зацерковний, В. Г. Бурачек, О. О. Железняк, А. О. Терещенко. — Ніжин :НДУ ім. М. Гоголя, 2017. — 237 с.
- [2] Бондар О.І. та ін. Моніторинг стану навколишнього середовища засобами ГІС / О.І. Бондар та ін.. // К. : ДЕА (Державна екологічна академія), 2018. — 52 с.
- [3] Gonzalez R.C. Digital Image Processing / R.C. Gonzalez, R.E. Woods // 4th edition Pearson/Prentice Hall, 2018. — 1168p.
- [4] Kussul N. Land Cover Changes Analysis Based on Deep Machine Learning Technique / N. Kussul, N. Lavreniuk, A. Shelestov, B. Yailymov B. et al. // Journal of Automation and Information Sciences. — 2016. — Vol. 48. No. 5. — P.42-54.
- [5] Hnatushenko V.V. Satellite Monitoring of Consequences of Illegal Extraction of Amber in Ukraine / V.V. Hnatushenko, D.K. Mozgovyi, V.V. Vasyliiev, O.O. Kavats // Scientific bulletin of National Mining University. State Higher Educational Institution «National Mining University
- [6] Луньова О.В. Методологічні засади застосування ортотрансформованих космічних знімків для оцінки стану навколишнього середовища та програмне забезпечення досліджень / О.В. Луньова, О.В. Буглак // Український журнал дистанційного зондування Землі — 2019. № 22. — С.27–34
- [7] Sikorskiy O. Convolutional neural networks in image classification / O. Sikorskiy // Information Innovative Technologies — 2017. — №1. — P. 397-401.
- [8] McCann M. Convolutional neural networks for inverse problems in imaging / M. McCann, K. Jin., M Unser //: A review //IEEE Signal Processing Magazine. — 2017. — V. 34. — №. 6. — P. 85-95.
- [9] Шамраев А.А. Метод компьютерной обработки цифровых аэрофотоснимков / А.А. Шамраев, Е.О. Шамраева, О.Б. Дудинова // Системи обробки інформації. — 2014. — Вип. 7(123). — С.168-171.
- [10] Дудинова О.Б. Метод нейросетевой обработки зашумленных пространственных данных / О.Б. Дудинова, С.Г. Удовенко // Автоматизированные системы управления и приборы автоматики. — 2015. — Вып.173. — С. 14 – 23.
- [11] Дудинова О.Б. Компьютерный анализ пространственных изображений с применением марковских моделей / О.Б. Дудинова, С.Г. Удовенко // Бионика интеллекта. — 2017. — Вып. 1 (88). — С. 75-79.
- [12] Дудинова О.Б. Метод категорийной классификации объектов при компьютерном анализе аэроснимков / О.Б. Дудинова // Системи обробки інформації. — 2016. — Вып. 7 (144). — С. 36-44.
- [13] Дудинова О.Б. Гибридный метод сжатия растровых данных в системе экологического мониторинга / О.Б. Дудинова, С.Г. Удовенко // Бионика интеллекта. — 2016. — Вып. 1 (86). — С. 76-80.
- [14] Bezsonov O. Processing of noisy digital images with use of evolving autoencoders / O. Bezsonov, O. Rudenko, S. Udovenko, O. Dudinova // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. — V. 6/9(90). — 2017. — P. 63-69.

Надійшла до редколегії 05.11.2020