

до камери Hasselblad достатньо великий. Найменша фокусна відстань об'єктива HCD 4/28 дорівнює 28 мм та має постійне значення. При цьому масштаб знімання на ту саму відстань 18 м дорівнює 1 : 640. За розміру пікселя 9 мкм точність вимірювання становить $0,9 \times 640 = 0,6$ мм.

Крім субпіксельної точності вимірювання трапляються інші помилки: за дисторсію об'єктива, за дешифрування, за кореляційне наведення тощо [4], з якими сумарна величина викривлень сягає десятків мікронів, через що можна вийти за точність визначення просторового положення окремої точки.

Висновки. Наведений підхід до попереднього розрахунку точності дає можливість зорієнтуватися в масштабі знімання, обрати камеру, знайти правильний результат та утриматись в нормативних допусках відповідно до великомасштабного фронтального знімання.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. *Сердюков В.М.* Фотограмметрия в промисловому і громадянському будівництві / В.М. Сердюков. – М.: Недра, 1977. – 245 с.
2. *Могильний С.Г.* Оцінка точності стереопари з квазізнімків / С.Г. Могильний, А.О. Луньов // Вісник геодезії та картографії. – 2007. – №.6 – С. 21 – 24.
3. *Катушков В.О.* Загальний випадок знімання для складання фронтальних цифрових моделей / В.О. Катушков // Вісник геодезії та картографії. – 2008. – №4. – С. 31–34.
4. *Шульц Р.В.* Точність вимірювання цифрових знімків при мобільному цифровому зніманні доріг / Р.В. Шульц // Каталог ГІС – Форуму – 2007. – К.: – С. 65 – 69.

Надійшла до редакції

29.05.2013

УДК 528.001 + 681.518

Т.М. Квартич

АНАЛІЗ МЕТОДІВ АВТОМАТИЗОВАНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ ДИСТАНЦІЙНОГО ЗОНДУВАННЯ ЗЕМЛІ

Розглянуто алгоритми класифікації цифрових зображень та методу комплексного використання інформації з декількох джерел для визначення змін об'єктів місцевості з метою оновлення бази топографічних даних.

Ключові слова: база топографічних даних, дистанційне зондування Землі, класифікація зображень.

Вступ. В умовах стрімкого розвитку геоінформаційних систем, цифрових технологій дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) оброблення зображень та цифрової

фотограмметрії бази топографічних даних (БТД) та бази геопросторових даних (БГД) перетворюється в кінцевий продукт сучасного топографо-геодезичного виробництва. Доступність й оперативність отримання результатів ДЗЗ потенційно забезпечують необхідні вихідні дані для оновлення та підтримання в актуальному стані БТД за принципом «сьогодні на сьогодні» (day-to-day).

Останніми десятиліттями питання автоматизованого дешифрування та розпізнавання об'єктів стали найважливішими для даних ДЗЗ. Множина комбінацій різних каналів багатоспектральних знімків з подальшим розширеним аналізом даних надає нові можливості для ідентифікації різних об'єктів місцевості [1]. Але, незважаючи на наявність досить потужних програмних систем опрацювання результатів ДЗЗ (типу ERDAS Imagine, ENVI, MatLab тощо), оброблення та інтерпретація цифрових зображень ДЗЗ залишається трудомістким процесом, практично за постійної участі фахівця-інтерпретатора. Аналіз підходів і визначення методів та засобів підвищення рівня автоматизації оброблення, а також класифікації цифрових зображень з метою формування геоінформаційних моделей об'єктів місцевості становлять мету і зміст пропонованого дослідження.

Аналіз останніх публікацій. Розроблення методів і технологій автоматизованого дешифрування даних ДЗЗ з мінімальним залученням оператора та високою достовірністю отримання результатів класифікації зображень є основою сучасних досліджень багатьох науковців та виробників [6; 7; 8]. При цьому розглядаються різні методи класифікації: диференційна класифікація на підставі даних з одного джерела, інтегральна, основана на отриманні комплексних оцінок результатів диференційних класифікацій, та комплексна класифікація, що ґрунтується на об'єднанні даних з різних джерел в єдиний простір ознак класифікації. Реалізація останньої з названих класифікацій ускладнюється тим, що матеріали ДЗЗ зазвичай є різнорідними та різночасовими, а формування єдиного простору ознак передбачає принаймі узгодженість піксельної структури та просторового розрізнення вихідних даних з різних джерел.

До перспективних напрямів подолання цих проблем у сучасних дослідженнях належать методи, основані на комплексному використанні інформації з різних джерел зокрема, ортофотозображень, багатоспектральних даних ДЗЗ і даних лазерного сканування, а також наявних цифрових моделей об'єктів місцевості із БТД.

Виклад основного матеріалу. Ефективність використання даних ДЗЗ залежить від просторової та радіометричної роздільної здатності зображень, кількості та змісту спектральних каналів, кроку лазерного сканування, методів попереднього оброблення даних, адекватності алгоритмів тематичної класифікації (дешифрування), мети та призначення класифікації, характеру об'єктів, які розпізнаються тощо.

Для повноти подальшого викладу матеріалу доцільно нагадати основні визначення та поняття загальної теорії класифікації цифрових зображень.

Як відомо, класифікація цифрових зображень – це процес розпізнавання образів (сортування, розподілу) елементів зображення (пікселів), кожний з яких в загальному

випадку описують n -мірним вектором ознак (атрибутами) $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, на кінцеву кількість класів об'єктів (областей зображення).

Якщо перед початком класифікації невідомо, скільки та які об'єкти є на знімку, застосовують класифікацію без навчання (некеровану класифікацію). Цей процес означає автоматичний розподіл пікселів зображення на підставі аналізу статистичного розподілу їх яскравості. Недоліком цієї класифікації є те, що потрібно виконувати дешифрування отриманих класів, щоб визначити, яким об'єктам зображення вони відповідають. Некеровану класифікацію часто використовують як попередній етап класифікації з навчанням.

Класифікацію з навчанням (керовану класифікацію) застосовують, коли наперед відома кількість класів об'єктів та їх типологічні особливості. У процесі цієї класифікації розподіл пікселів на класи здійснюють на основі порівняння значень характеристик кожного пікселя з еталонами (навчальними вибірками), які формують для кожного класу шляхом відбору пікселів з певним діапазоном характеристик відповідно до реальних об'єктів місцевості на знімку.

У сучасних програмних продуктах реалізовано різні алгоритми розпізнавання зображень, що відрізняються за методами визначення параметрів і правилами класифікації. Множина всіх алгоритмів класифікації поділяється на дві узагальнені групи – керованої і некерованої класифікації і окремого методу – дерева рішень (рисунок).

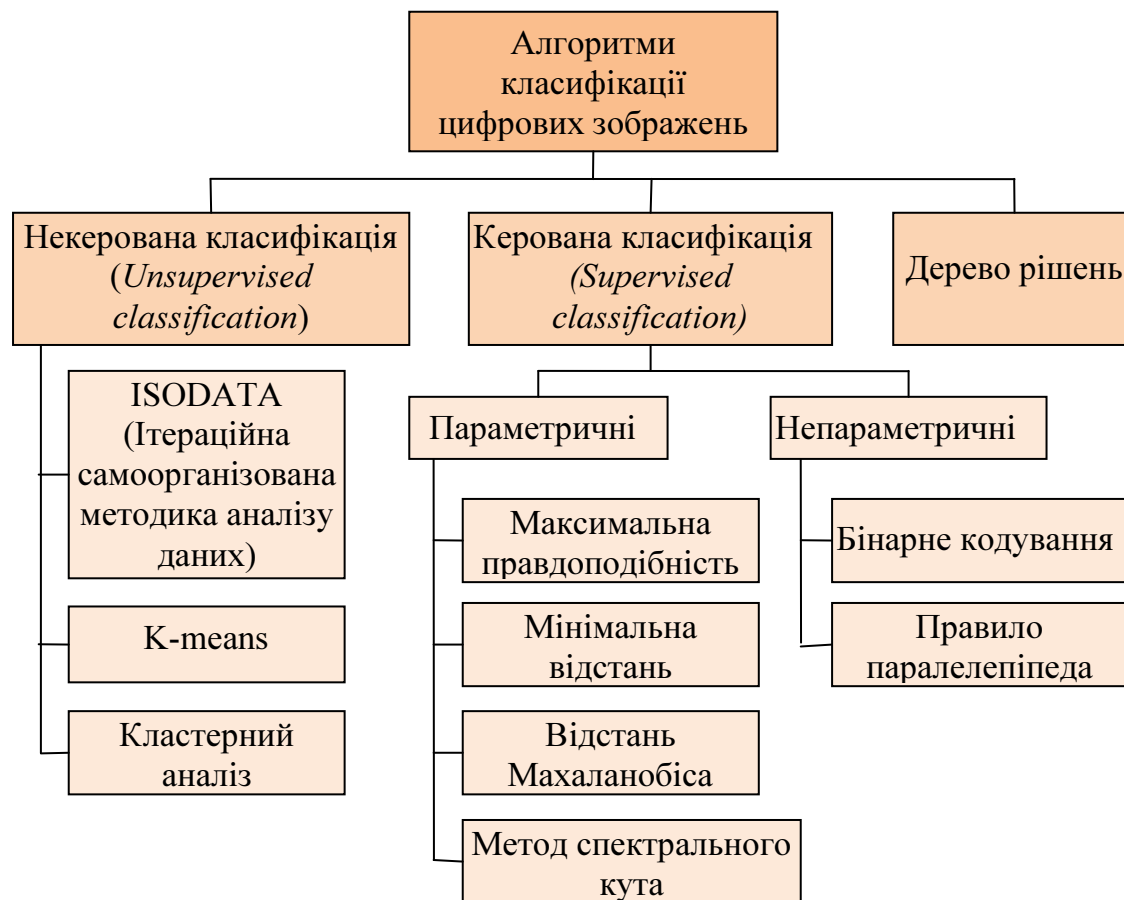


Рисунок. Схема типізації алгоритмів класифікації цифрових зображень

У некерованій класифікації (*Unsupervised classification*) [2,3,5] використано алгоритми, які базуються на кластерному аналізі. Для формування кластерів можна застосовувати, наприклад, критерій мінімальної спектральної відстані до центрів кластерів. Ітераційний процес кластеризації починається з довільно вибраних центрів для наперед заданої кількості кластерів (класів). Після визначення належності всіх пікселів до одного з класів центри кластерів переобчислюють, і процес класифікації повторюють відповідно до нових координат центрів кластерів та відстані пікселів до них в просторі ознак. Ітераційний процес завершується за дотримання однієї з таких умов:

- зміщення центрів кластерів на i -му кроці порівняно з $(i - 1)$ -м не перевищує певного наперед заданого малого значення;
- досягнуто наперед задане значення максимального відсотка пікселів, що не змінили свого класу;
- виконано наперед задану максимальну кількість ітерацій.

У програмних продуктах найчастіше реалізується некерована класифікація за методом ISODATA (*Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique*) та K-means. Ці методи некерованої класифікації корисно застосовувати тоді, коли кількість навчальних вибірок мала або їх взагалі немає.

Керована класифікація (*Supervised classification*) [2; 3; 5] ґрунтується на попередньому статистичному аналізі заданих еталонів (ідентифікованих ділянок зображення або бібліотек навчальних вибірок) зі створенням для кожного з них відповідних сигнатур (спектральних характеристик об'єктів або класів об'єктів на поверхні Землі, що є певною комбінацією відбитого і поглиненого електромагнітного випромінювання на різних довжинах хвиль та можуть однозначно ідентифікувати класи об'єктів) і в подальшому використовуються для визначення центрів класів. Алгоритми класифікації, як і самі сигнатури, можуть бути параметричними й непараметричними. В параметричних алгоритмах використовують певний вид статистичного розподілу (зазвичай це нормальний розподіл), а за навчальними вибірками оцінюють деякі параметри, пов'язані з цими функціями (математичне сподівання, дисперсія тощо). Якщо функція розподілу наперед не визначена, то її знаходять в процесі статистичного оброблення навчальних вибірок, а відповідні алгоритми називають непараметричними.

До параметричних алгоритмів класифікації зображень належать:

- метод максимальної правдоподібності – за наперед визначеними законами розподілу розраховують імовірність P_i , з якою певний піксел належить до певного класу. Кожен піксел належить до класу з максимальною ймовірністю P_i . У розрахунку P_i беруть до уваги яскравість пікселя і яскравості пікселів навколо нього;

- метод мінімальної відстані застосовують, коли спектральні ознаки різних класів схожі, а діапазони значень їх яскравості перекриваються. Значення яскравості пікселів розглядають як вектор f_{ij} в просторі спектральних ознак, де i, j – це значення яскравості пікселя в різних спектральних каналах. Розподіл пікселів за класами здійснюють за евклідовою відстанню між векторами ознак пікселів та еталонними векторами, визначеними за навчальними вибірками;

– за відстанню Махаланобіса визначають схожість вектора яскравості пікселя та відомої вибірки. Відстань Махаланобіса відрізняється від евклідової відстані тим, що в ній взято до уваги кореляцію. Для визначення належності пікселя до одного з N класів знаходять коваріаційні матриці усіх класів на основі відомих вибірок з кожного класу. Для пікселя розраховують відстань Махаланобіса до кожного класу, і він належить до того класу, до якого ця відстань є мінімальною;

– метод спектрального кута дає добрі результати, коли потрібно виконати класифікацію для об'єктів, які мають схожі значення яскравості в усіх спектральних діапазонах. При цьому всі піксели знімку та піксели, вибрані як еталонні, розглядають як вектори у просторі спектральних ознак та розподіляють між класами за значеннями спектрального кута між еталонним вектором та вектором певного пікселя.

У непараметричних алгоритмах можуть бути застосовувані також певні наперед визначені правила класифікації, зокрема:

– бінарне кодування використовують, коли на знімку всі піксели потрібно розділити на два класи. За бінарного кодування пікселям надають одне з двох значень відповідно до двох визначених класів, наприклад, вода і суша, на основі порівняння зі значеннями еталонних вибірок. У процесі класифікації значення характеристики кожного пікселя порівнюють із середнім значенням характеристики еталонної вибірки;

– правило паралелепіпеда застосовують, коли області значення яскравості об'єктів не перекриваються. У просторі спектральних ознак виділяються області у формі паралелепіпедів, які обмежують множину значень яскравості об'єктів певного класу. Якщо піксель за своїм значенням вектора яскравості f_{ij} у просторі ознак попадає в одну із виділених областей, він належить до відповідного класу.

Окремим класом методів автоматичного дешифрування цифрових зображень можна вважати «дерево рішень», відповідне схемі алгоритму покрокової багаторівневої класифікації [3; 5]. Його перевагою є багаторівневе налаштування, постійний контроль результатів та можливість використання збереженого «дерева рішень» для інших зображень.

Для алгоритмів керованої класифікації використовують значення вектора радіометричних характеристик пікселів як простору ознак та параметри класів, що їх визначають за навчальними вибірками відповідно до різних ділянок поверхні землі (наприклад водойм, сільськогосподарських угідь, забудованих територій тощо). Кожен клас або образ складається із множини об'єктів цифрового зображення, що мають схожі характеристики. Якщо кожному об'єкту поставити у відповідність точку в n -вимірному просторі ознак, то образу класу являє собою компактне угруповання (хмару) таких точок. Для опису класу можна скористатися статистичні характеристики його образу: вектор середніх значень або вектор математичних сподівань за всіма ознаками та вектор середньоквадратичних відхилень або дисперсію. Для багатовимірних векторів зазвичай використовують коваріаційну матрицю, на діагоналі якої змістяться дисперсії відповідних ознак.

Оскільки всі алгоритми класифікації зображень побудовані на значеннях спектральних характеристик пікселів, за якими той чи інший піксель належить до певного класу об'єктів, то з очевидних причин результати класифікації є нечіткими. Нечітка класифікація замінює точний клас визначень “так” або “ні” безперервним

інтервалом, у якому всі числа від 0 до 1 позначають значенням функції належності піксела до певного класу.

Для підвищення ефективності та достовірності результатів класифікації зображень завдяки розвитку технологій автоматизованого розпізнавання об'єктів та залученню додаткових вхідних даних до цього процесу доцільно перейти від піксел-орієнтованого до об'єктно-орієнтованого аналізу зображень з використанням інформації з БТД. В основу цього методичного підходу покладено об'єктивне припущення стосовно того, що кількість неправильно зафіксованих об'єктів у БТД та кількість змін на місцевості є суттєво меншими, ніж кількість усіх об'єктів у наборі даних [6; 7].

Інформацію з бази даних за автоматизованого дешифрування зображень використовують на етапах створення навчальних вибірок для класифікації об'єктів місцевості, визначення меж об'єктів, їх ідентифікації та виявлення можливих змін шляхом зіставлення розпізнаних об'єктів з наявними в БТД.

Кожен метод класифікації дає кращі результати для певних видів об'єктів місцевості, тому для підвищення ефективності процесів оновлення БТД за результатами ДЗЗ доцільно застосовувати нову технологію на основі адресної автоматичної класифікації даних ДЗЗ з декількох джерел. Технологія адресної автоматичної класифікації (А-класифікації) оснований на використанні інформації про векторні моделі об'єктів місцевості з БТД для раціонального вибору методів оброблення, аналізу, класифікації та сегментації растрових зображень ДЗЗ залежно від типу місцевості та об'єктів, які на ній переважають, зареєстрованих в БТД. Це дає змогу підвищити достовірність автоматизації розпізнавання об'єктів на цифрових зображеннях ДЗЗ з різних джерел й одночасно їх використовувати для виявлення змін на місцевості.

Результатами автоматичної класифікації є векторні моделі областей цифрових зображень ДЗЗ з нечіткими оцінками їх належності до певних типів об'єктів. Виявляють зміни на місцевості, порівнюючи результати А-класифікації з моделями об'єктів БТД за такою схемою:

- виявлення об'єктів, що не змінились;
- виявлення об'єктів, які змінились;
- виявлення об'єктів, що зникли;
- виявлення нових об'єктів.

Для виявлення змін в об'єктах пропонується застосування нечітких оцінок на множині просторових та відносних характеристик (координати, периметр, площа об'єкта, коефіцієнт компактності, географічний центр тощо).

Для знаходження найкращого алгоритму автоматизованого дешифрування різних типів об'єктів зображення оцінюють якість результатів їх класифікації за допомогою таких показників якості[8]:

- TP (*True Positive*), кількість пікселів, класифікованих правильно як певний визначений об'єкт (наприклад, будинок);
- TN (*True Negative*), кількість пікселів, класифікованих правильно як інші об'єкти;
- FN (*False Negative*), кількість пікселів, що належать до певного об'єкта, але класифікованих як інші об'єкти;
- FP (*False Positive*), кількість пікселів, що належать до інших об'єктів, але класифіковано як визначений об'єкт;
- UP (*Unclassified Positive*), кількість пікселів, відповідних певному об'єкту, але не класифікованих;

- UN (*Unclassified Negative*), кількість пікселів, відповідних іншим об'єктам, але не класифікованих.

Ці показники якості результатів класифікації пікселів за різними алгоритмами використовують в подальшому для розрахунку таких узагальнених мір якості [8; 9]:

1) відсоток виявлення (*Detection Rate*), визначуваний як $DR = TP / (TP + FN + UP)$, є ймовірністю того, що піксел класифіковано правильно;

2) достовірність (*Reliability*), визначувана як $R = TP / (TP + FP)$, є ймовірністю того, що піксел, класифікований як будинок, є насправді будинком;

3) помилкова негативна класифікація (*False Negative Rate*), визначувана як $FNR = FN / (TP + FN + UP)$, є значенням помилки і вказує на ймовірність того, що піксели, які належать до будинку, класифіковано неправильно як інші об'єкти;

4) помилкова позитивна класифікація (*False Positive Rate*), визначувана як $FPR = FP / (TN + FP + UN)$, є значенням помилки і вказує на ймовірність того, що піксели, які належать до інших об'єктів, помилково класифіковані як будинок;

5) не класифіковані позитивні результати (*Unclassified Positive Rate*), визначуване як $UPR = UP / (TP + FN + UP)$, є відсотком не класифікованих пікселів, що належать до будинку;

6) загальні не класифіковані результати (*Total Unclassified Rate*), визначувані як $TUR = (UP + UN) / (TP + TN + FP + FN + UP + UN)$, є відсотком всіх не класифікованих пікселів (значення браку);

7) загальна точність (*Overall Accuracy*), визначувана як $OA = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$, є показником загальної точності алгоритму класифікації, коли піксели, що належать до будинку, класифіковано як будинок та піксели інших об'єктів, класифікованих не як будинок.

Наведені перші шість мір якості застосовують для вибору найефективнішого алгоритму класифікації, коли всі методи мають приблизно аналогічні значення загальної точності, та для кращого аналізу кожного окремого аспекту оцінювання.

Висновок. Розглянуто алгоритми розпізнавання цифрових зображень, реалізованих у сучасних програмних продуктах, та обґрунтовано доцільність переходу до об'єктно-орієнтованого аналізу зображень із залученням відомостей з бази топографічних даних. Наведено характеристики для оцінювання та порівняння різних алгоритмів класифікації зображень, які доцільно застосовувати, обираючи методи і технологічні схеми оброблення й автоматизованого дешифрування даних ДЗЗ.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Аккерманн Ф. Современная техника и университетское образование / Ф. Аккерманн // Изв. вузов. Геодез. и аэрофотосъем. – М.: МИИГАиК, 2011. – № 2 – С. 8 - 13.

2. Асмус В.В. Кластерный анализ и классификация с обучением многоспектральных данных дистанционного зондирования Земли / В.В. Асмус, А.А. Бучнев, В.П. Пяткин // Journal of Siberian Federal University. Engineering & Technologies 1 (2009 2). – Р. 23-31.

3. Васильева И.К. Методы распознавания образов: учебн. пособ. по лабораторному практикуму / И.К. Васильева, П.Е. Ельцов. – Х.: Нац. аэрокосм. ун-т «Харьківський авіаційний. інститут», 2008. – 56 с.

4. Кашкин В.Б. Дистанционное зондирование Земли из космоса. Цифровая обработка изображений: учебн. пособ. / В.Б. Кашкин, А.И. Сухинин // – М.: Логос, 2001. – 264 с.

5. Шовенгердт Р.А. Дистанционное зондирование Земли: модели и методы обработки изображений /Р.А. Шовенгердт. – М.: Техносфера, 2010. – 582с.

6. Walter, V. Automatic verification of GIS data using high resolution multispectral data / V. Walter, D. Fritsch // In: IAPRS 1998. – P. 485 - 490.

7. Walter, V. Object-based classification of remote sensing data for change detection / V. Walter // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2004. – Vol. 58, Issue: 3-4. – Publisher: Elsevier. – P. 225 – 238.

8. Khoshelham K. Performance evaluation of automated approaches to building detection in multi-source aerial data /K. Khoshelham, C. Nardinocchi, E. Frontoni, A. Mancini, P. Zingaretti // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 65, 2010. – P. 123-133.

9. Mancini A. Automatic extraction of urban objects from multi-source aerial data [Text] / A. Mancini, E. Frontoni, P. Zingaretti // Volume XXXVIII-3/W4, 2009 CMRT09 Object Extraction for 3D City Models, Road Databases and Traffic Monitoring - Concepts, Algorithms and Evaluation September 3-4, 2009, Paris, France Editor(s): U. Stilla, F. Rottensteiner, N. Paparoditis. – P. 13–18.

Інтернет-джерела

10. *Обработка данных ДЗЗ - Этапы обработки данных.* [http://mapexpert.com.ua/].

Надійшла до редакції

26.04.2013

УДК 517

**П.Д. Крельштейн,
І.А. Маліна**

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ЗМІНИ ПОЛОЖЕННЯ МОРСЬКОЇ БЕРЕГОВОЇ ЛІНІЇ В АКВАТОРІЇ ЧОРНОГО МОРЯ

Побудовано математичну модель прогнозування динаміки зміни положення морської берегової лінії в акваторії Чорного моря.

Ключові слова: берегова лінія, фазова траєкторія, функція передбачення.

Постановка проблеми. Математичне моделювання ґрунтується на явищі ізоморфізму – схожості форм за якісної відмінності явищ. Завдяки ізоморфізму можна моделювати одну систему за допомогою іншої, замість одного явища вивчати інше [7; 8]. За математичного моделювання замість вивчення оригіналу досліджують математичні залежності, що його описують.

Огляд попередніх публікацій. Досліджуючи складні об'єкти, до яких належить морська берегова лінія, доводиться брати до уваги чимало взаємопов'язаних чинників,