

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**ОДЕСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ЕКОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**

**МЕТОДИЧНІ ВКАЗІВКИ**

**до лабораторної роботи**

**ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОЦЕСУ ВИДІЛЕННЯ ПОЛІВ ХМАРНOSTІ НА  
СУПУТНИКОВОМУ ЗНІМКУ  
ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

**з дисципліни**

**ШТУЧНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ В ЗАДАЧАХ ОБРОБКИ ДАНИХ**

**Одеса – 2019**

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ОДЕСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ЕКОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

МЕТОДИЧНІ ВКАЗІВКИ

до лабораторної роботи

**ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОЦЕСУ ВИДІЛЕННЯ ПОЛІВ ХМАРНОСТІ НА  
СУПУТНИКОВОМУ ЗНІМКУ  
ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

з дисципліни

**ШТУЧНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ В ЗАДАЧАХ ОБРОБКИ ДАНИХ**

Узгоджено  
на факультеті магістерської  
підготовки

Одеса – 2019

Методичні вказівки до лабораторної роботи „Дослідження процесу виділення полів хмарності на супутниковому знімку за допомогою штучних нейронних мереж” з дисципліни „Штучні нейронні мережі в задачах обробки даних” для студентів 1 курсу магістратури, що навчаються за спеціальністю „Комп'ютерні науки”. / Перелигін Б.В., Ткач Т.Б. – Одеса, ОДЕКУ, 2019. – 48 с.

## ЗМІСТ

	стор.
ВСТУП.....	4
1 ТЕОРЕТИЧНІ ВІДОМОСТІ ДО ЛАБОРАТОРНОЇ РОБОТИ.....	7
1.1 Загальні відомості.....	7
1.2 Види та характеристика супутникової моніторингової інформації.....	7
1.3 Обробка супутникових знімків.....	11
2 ПРАКТИЧНА ЧАСТИНА ЛАБОРАТОРНОЇ РОБОТИ.....	20
2.1 Мета лабораторної роботи.....	20
2.2 Технічне забезпечення лабораторної роботи.....	20
2.3 Порядок виконання лабораторної роботи.....	20
2.4 Завдання на лабораторну роботу та його виконання.....	21
2.5 Зміст звіту про лабораторну роботу.....	45
КОНТРОЛЬНІ ЗАПИТАННЯ.....	45
ЛІТЕРАТУРА.....	46
ДОДАТОК А. Вимоги до оформлення і форма титульного аркуша звіту про лабораторну роботу.....	47

## ВСТУП

Дисципліна „Штучні нейронні мережі в задачах обробки даних” є дисципліною підготовки магістрів по спеціальності „Комп'ютерні науки”. Вона знайомить майбутніх фахівців з сучасними методами обробки і аналізу даних.

Мета дисципліни – підготовка майбутніх фахівців в галузі обробки і аналізу даних, одержуваних від систем моніторингу.

Останнім часом обробка і аналіз подібної інформації стали особливо актуальними. Існуючі численні системи метеорологічного, гідрологічного, океанологічного, екологічного моніторингу наземного і космічного базування, радіолокаційні системи дистанційного моніторингу надають велику кількість важливої інформації, яка потребує грамотної обробки для отримання її характеристик з метою подальшого прийняття рішень системами управління різного рівня. Фахівці з подібними знаннями необхідні і в державних структурах, і в наукових установах, і в комерційних фірмах.

У дисципліні „Штучні нейронні мережі в задачах обробки даних” розглядаються сучасні методи обробки і аналізу моніторингової інформації, засновані на теорії штучних нейронних мереж, і вивчаються технічні і програмні засоби, що їх реалізують.

Тому одним із завдань дисципліни є вивчення застосування нейромережних технологій обробки даних, що поступає від вимірювачів параметрів стану навколишнього середовища, штучних супутників Землі, радіолокаційних станцій і інших систем моніторингу. У результаті її обробки можливе отримання значущих характеристик для ухвалення обґрунтованих рішень у системах управління різних ієрархічних рівнів.

Практична частина дисципліни включає лабораторні роботи по вивченню і дослідженню способів і методів обробки і аналізу даних.

Дана лабораторна робота присвячена вивченню і дослідженню процесу виділення об'єктів на супутниковому знімку за допомогою штучної нейронної мережі (шару) Кохонена.

У результаті підготовки і проведення лабораторної роботи „Дослідження процесу виділення полів хмарності на супутниковому знімку за допомогою штучних нейронних мереж” студенти повинні надбати:

*знання:*

- про супутникові знімки,
- про підхід до розпізнавання об'єктів на супутниковому сканованому зображенні,
- про формування та застосування мережі (шару) Кохонена.

*уміння:*

- застосовувати штучну нейронну мережу Кохонена для розв'язання задач розпізнавання об'єктів на супутникових сканованих знімках.

У цих методичних вказівках приводяться теоретичні відомості, необхідні для виконання лабораторної роботи, а також мета, завдання і порядок виконання роботи. Наведені також вимоги до оформлення звіту про лабораторну роботу.

При виконанні лабораторної роботи кожен студент відповідає на теоретичні запитання і, потім, після одержання допуску, практично виконує роботу.

Оцінюється лабораторна робота в межах виділених на неї в робочій навчальній програмі балів, причому 50% цих балів припадає на оцінку готовності студента до лабораторної роботи з теоретичних питань і 50% – на оцінку практичного виконання роботи. При одержанні студентом позитивної оцінки за відповідь на теоретичні питання він одержує допуск до виконання лабораторної роботи, після чого практично виконує лабораторну роботу. Якщо в студента немає допуску, то й роботу він не виконує.

Після демонстрації викладачеві результатів виконання лабораторної роботи і одержання його дозволу студент оформляє звіт. Після оформлення захищає звіт у вигляді відповідей на запитання викладача про хід виконання лабораторної роботи та про результати роботи.

Виконується лабораторна робота в комп'ютерному класі на персональних електронно-обчислювальних машинах із установленою системою комп'ютерної математики.

#### Вимоги правил техніки безпеки при проведенні лабораторної роботи на персональних ЕОМ

- 1) Увімкнути апаратуру комп'ютера вимикачами на корпусах у послідовності: стабілізатор напруги, відеодисплейний термінал, процесор.
- 2) Відрегулювати яскравість світіння екрана відеодисплейного терміналу, фокусування, контрастність. Не слід установлювати велику яскравість світіння екрана щоб уникнути стомлення очей. Її слід установити таким чином, щоб відношення яскравості екрана до яскравості навколишніх його поверхонь у робочій зоні було не більш, ніж 3:1.
- 3) Під час роботи за клавіатурою сидіти прямо, не напружуватися.
- 4) Для зменшення несприятливого впливу на користувача обладнання керування маркером „миша” слід зайняти більшу поверхню стола для переміщення „миші” і для зручного упору ліктявого суглоба.
- 5) Після закінчення роботи вимкнути апаратуру в порядку, зворотному вмиканню.

- 6) Під час лабораторної роботи не дозволяються сторонні розмови, створення дратівних шумів.

При проведенні лабораторної роботи  
ЗАБОРОНЯЄТЬСЯ:

- 1) Користуватися кабелями і проводами з ушкодженою ізоляцією,
- 2) Залишати під напругою кабелі та неізольовані провідники.
- 3) Застосовувати саморобні подовжувачі, що не відповідають вимогам Правил обладнання електроустановок.
- 4) Використовувати ушкоджені електричні розетки.
- 5) При необхідності перемикання мережних кабелів робити це тільки при вимкненому електричному живленні комп'ютера.
- 6) Класти будь-які предмети на апаратуру комп'ютера.

# 1 ТЕОРЕТИЧНІ ВІДОМОСТІ ПО ЛАБОРАТОРНІЙ РОБОТІ

## „Дослідження процесу виділення полів хмарності на супутниковому знімку за допомогою штучних нейронних мереж”

### 1.1 Загальні відомості

Штучні нейронні мережі засновані на простій біологічній моделі нервової системи, що полягає з  $10^{11}$  нейронів, кожний з яких приймає зважену суму вхідних сигналів і за певних умов передає сигнал іншим нейронам. Кількість зв'язків нейронів у системі досягає  $10^{15}$ .

Теорія нейронних мереж виникла з досліджень мозку і пов'язана зі спробами відтворення здатності нервових біологічних систем до навчання та виправлення помилок, що є моделюванням структури мозку низького рівня.

Ця теорія розбудовувалася із середини ХХ століття, і з кінця 90-х років набула широкого практичного застосування. У космонавтиці та аеронавтиці – для імітації траєкторій польоту й побудови систем автоматичного пілотування. У військовій справі – для керування зброєю та спостереження за цілями. В електроніці – для розробки систем машинного зору і синтезу мови. У медицині – для діагностики захворювань і конструювання протезів. У виробництві – для керування технологічними процесами, роботами і т.д. Такий успіх нейронних мереж пояснюється тим, що була створена необхідна елементна баз для реалізації нейронних мереж, а також розроблені потужні інструментальні засоби для їхнього моделювання у вигляді пакетів прикладних програм. До подібних пакетів належить пакет Neural Networks Toolbox (NNT) системи комп'ютерної математики (СКМ) MATLAB 6 фірми Math Works.

Пакет прикладних програм NNT містить засоби для побудови нейронних мереж, що базуються на поведінці математичного аналога нейрона. Пакет забезпечує ефективну підтримку проектування, навчання, аналіз і моделювання безлічі відомих типів мереж – від базових моделей перцептрона до асоціативних мереж. Для кожного типу архітектури й навчальних правил є функції ініціалізації, навчання, адаптації, створення, моделювання, відображення, оцінки та демонстрації, а також приклади застосування.

### 1.2 Види й характеристика супутникової моніторингової інформації

Космічна зйомка Землі охоплює широкий спектр її електромагнітного випромінювання. Супутникову інформацію у вигляді *супутникових знімків* одержують у різних діапазонах хвиль: видимому,



інфрачервоному, мікрохвильовому. Вони є *основним видом наукової моніторингової інформації* про стан підстильної поверхні і атмосфери Землі.

Масштаб зображення знімка залежить від ряду характеристик, зокрема, від параметрів орбіти, кута сканування, закону зміни швидкості переміщення візирного променя по рядку та кутових елементів орієнтування сканувального обладнання.

Масштаб космічного знімка по рядку сканування внаслідок кривизни Землі непостійний. Так, наприклад, на знімку, отриманому у видимому діапазоні із супутника „Метеор” ( $H=900$  км), він змінюється від 1:10345000 у районі підсупутникової точки до 1:11427000 на краю знімка. Масштаб знімка в поздовжньому напрямку, на відміну від масштабу по рядку сканування, порівняно постійний.

*Зображення, одержані у видимій ділянці спектра.* Вони є одним з найважливіших видів інформації. Зйомка здійснюється оптико-механічною сканувальною апаратурою над освітленою територією Землі та має підвищену інформативність (рис. 1.1).

У режимі безпосередньої передачі сканувальний телефотометр, установлений на супутнику „Метеор”, забезпечує одержання знімка із захопленням на місцевості 2100 км і відрізненням 2 км у надирі. Масштаби зображень по рядку  $1:11 \cdot 10^6$ , по кадру  $1:12 \cdot 10^6$ .

Знімки, одержані за допомогою п'ятиканального сканувального радіометра високого відрізнення, установленного на супутнику NOAA, мають захоплення на місцевості 3000 км і відрізнення 4 км по всьому полю знімка. Масштаби зображень по рядковій  $1:30 \cdot 10^6$ , по кадру  $1:25 \cdot 10^6$ .

*Зображення, одержувані в ІЧ ділянці спектра.* Інфрачервоні знімки являють собою візуалізовану форму теплових контрастів об'єкта. При реєстрації ІЧ інформації перетворення відеосигналу в зображення проводиться так, щоб більш світлі ділянки знімка відповідали об'єктам з більш низькою радіаційною температурою, а більш темні ділянки – об'єктам з більш високою температурою (рис. 1.2).

Чутливість інфрачервоних систем до теплових контрастів і визначає ряд характеристик інфрачервоних зображень. Отримані ІЧ знімки, як правило, мають меншу роздільну здатність на місцевості в порівнянні із зображеннями видимого діапазону, а, отже, мають і меншу інформативність. Однак можливість одержання знімків у світлий і темний час доби робить цю інформацію основною при використанні її в синоптичному аналізі. Знімки надходять у централізованому або автономному режимі. Зйомка здійснюється за допомогою сканувальної апаратури, тобто поелементно.

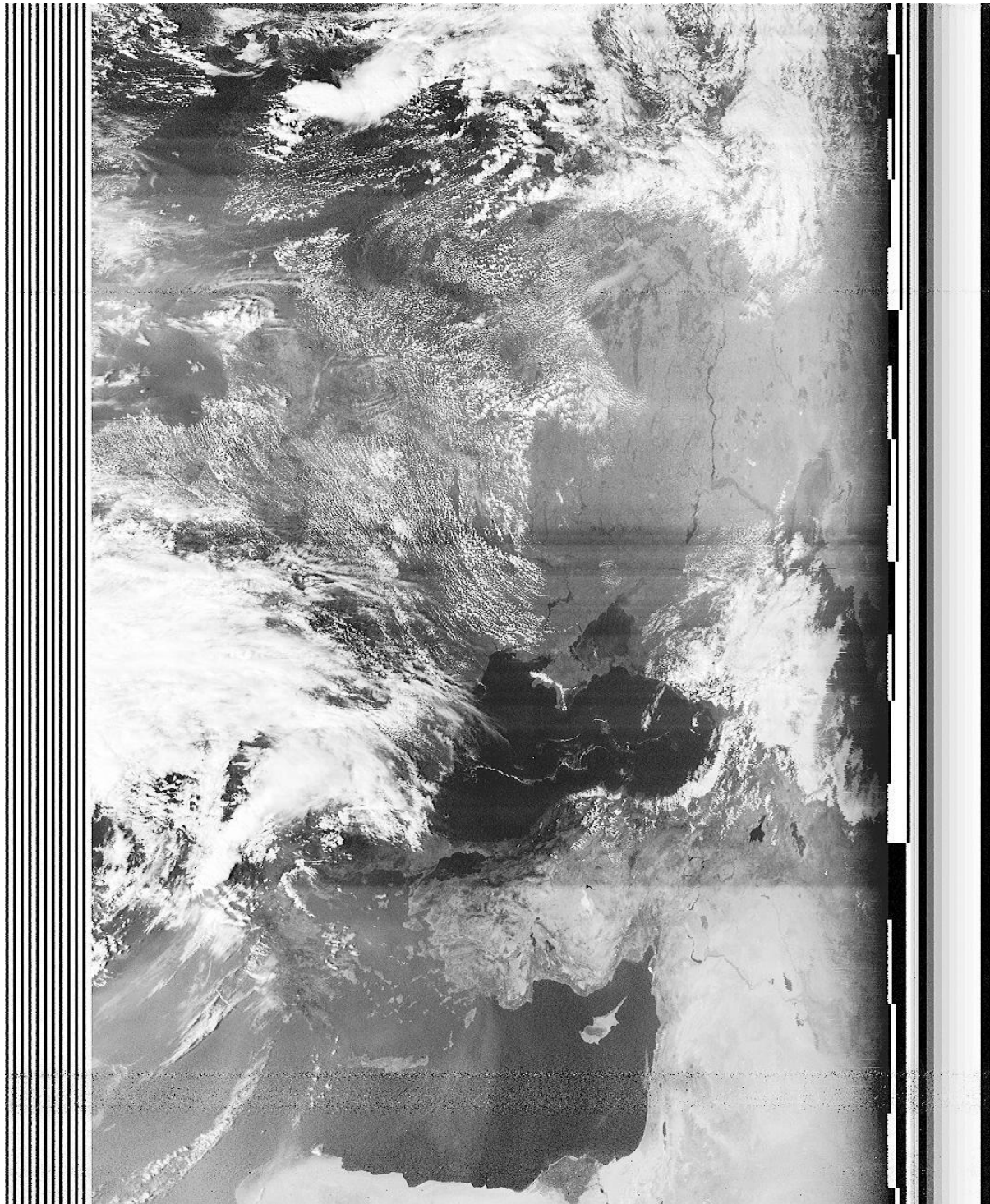


Рис. 1.1 – Зображення Чорного та Середземного морів, одержане у видимому діапазоні хвиль із супутника „Метеор”

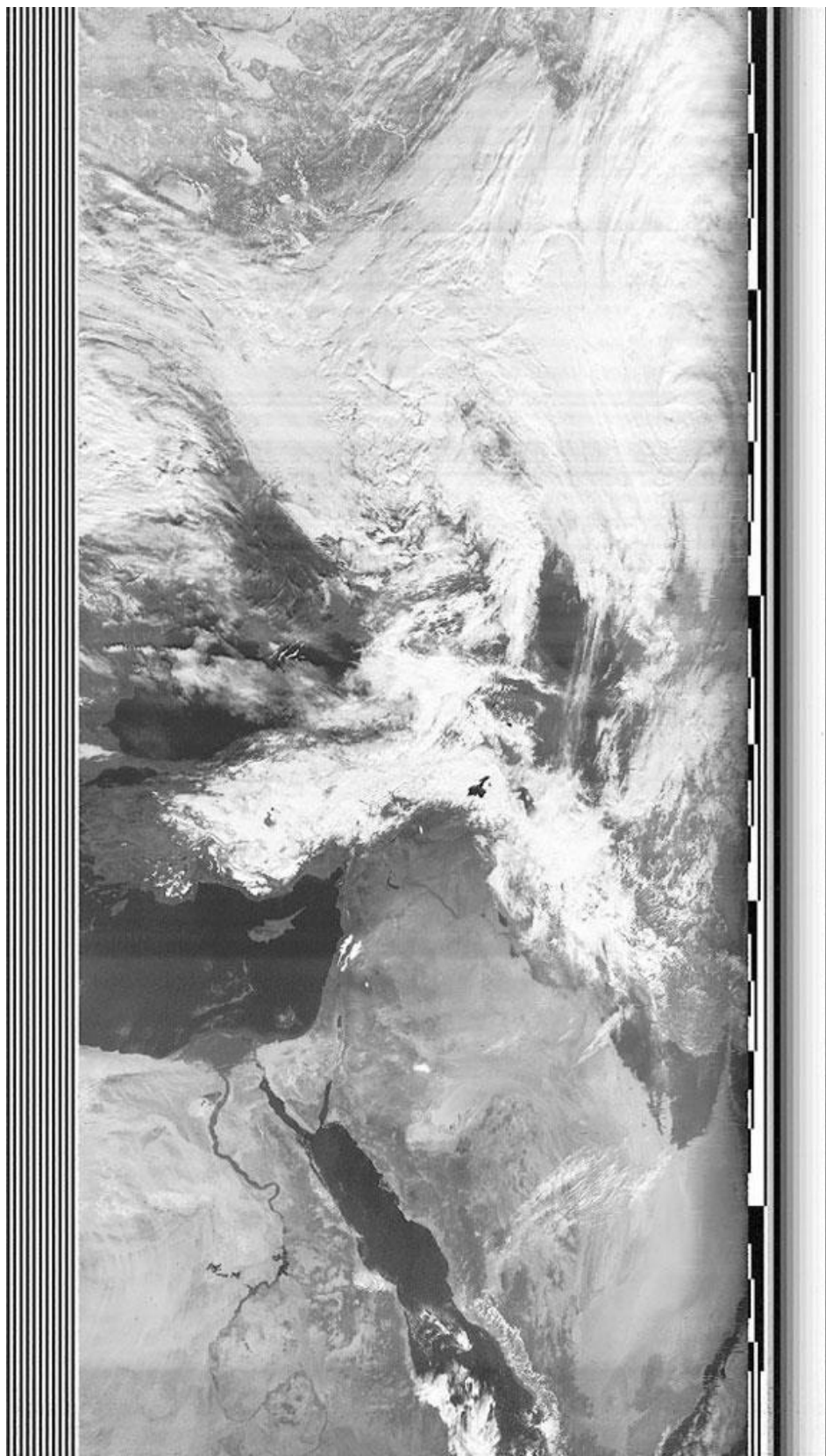


Рис. 1.2 – Зображення Середземного та Червоного морів, одержане в інфрачервоному діапазоні хвиль із супутника „Ресурс”

Сканувальний інфрачервоний радіометр супутника „Метеор” забезпечує одержання знімка із захопленням на місцевості 2600 км і відрізненням 8 км у надирі. Масштаби реєстрованих зображень по рядку від  $1:11,5 \cdot 10^6$  у центрі до  $1:48 \cdot 10^6$  на краях, по кадру  $1:19,5 \cdot 10^6$ .

Інфрачервоні знімки, отримані із супутника NOAA, мають такі ж характеристики, як і оптичні знімки, тобто захоплення на місцевості 3000 км і відрізнення 4 км по всьому полю. Масштаби зображень по рядку  $1:15 \cdot 10^6$ , по кадру  $1:12,5 \cdot 10^6$ .

В основі багатоспектральної (багатозональної) зйомки лежить одержання ряду роздільних зображень у вузьких ділянках спектра того самого об'єкта (рис. 1.3). Багатоспектральна зйомка є в цей час найбільш перспективним методом у вивченні Землі та надзвичайних ситуацій з космосу. Особливістю зображень, одержуваних у декількох спектральних інтервалах, є повнота інформації та достовірність, що забезпечується вибором спектральних ділянок і високою роздільною здатністю знімальної апаратури.

*Зображення, одержувані в мікрохвильовій ділянці спектра.* Півтонові або псевдокольорові зображення, сформовані з поля радіояскравісних температур, являють собою візуалізовану форму теплових контрастів об'єкта (рис. 1.4). Виміри мікрохвильового випромінювання можуть проводитися в різних режимах: виміри в надир і виміри в режимі сканування. На супутнику „Метеор” виміри поля радіояскравісних температур здійснюються в діапазоні 0,8 см. Реєстрація здійснюється в режимі сканування по дузі під кутом  $40^\circ$  до надира.

По зовнішньому вигляду мікрохвильові зображення схожі на інфрачервоні знімки з малим відрізненням. Вони також являють собою безперервну смугу огляду уздовж проекції орбіти супутника. Ширина смуги огляду 700 км, відрізнення знімка на місцевості  $15 \times 20$  км. Важливою відмітною рисою мікрохвильових зображень є зображення материків (суши) яскраво-білим тоном без півтонів (за винятком Антарктиди) із чітко обкресленою береговою лінією, добре видимою крізь хмари.

### 1.3 Обробка супутникових знімків

По сучасних уявленнях обробка супутникових знімків повинна полягати, принаймні, із чотирьох етапів:

- 1) службової обробки,
- 2) просторової прив'язки,
- 3) радіаційної корекції,
- 4) тематичної інтерпретації.

*Службова обробка* повинна полягати у введенні первинної

інформації в ЕОМ, її анутованні та проведенні апаратурних корекцій. Вихідними даними для останніх служать матеріали геометричних і радіометричних калібрувань знімальної апаратури.

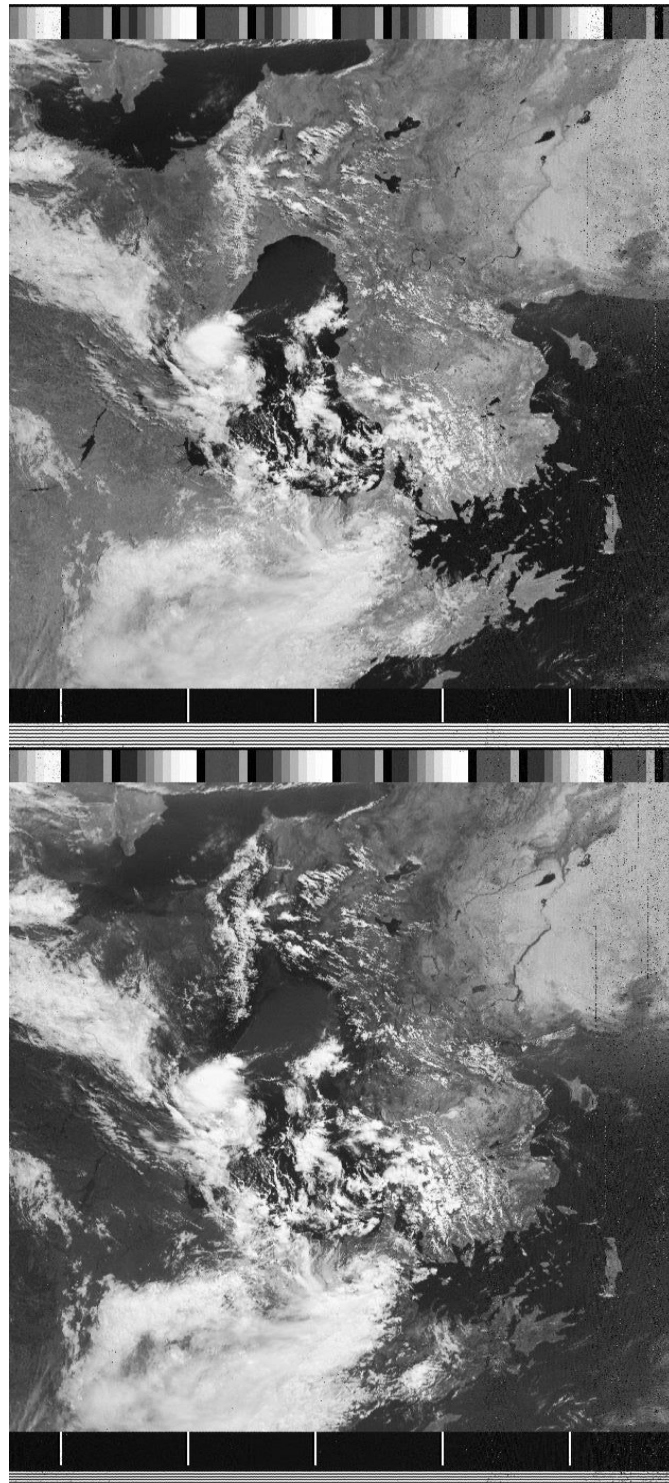


Рис. 1.3 – Інфрачервоний знімок із супутника NOAA-17 однієї і тієї ж ділянки земної поверхні у двох спектральних діапазонах

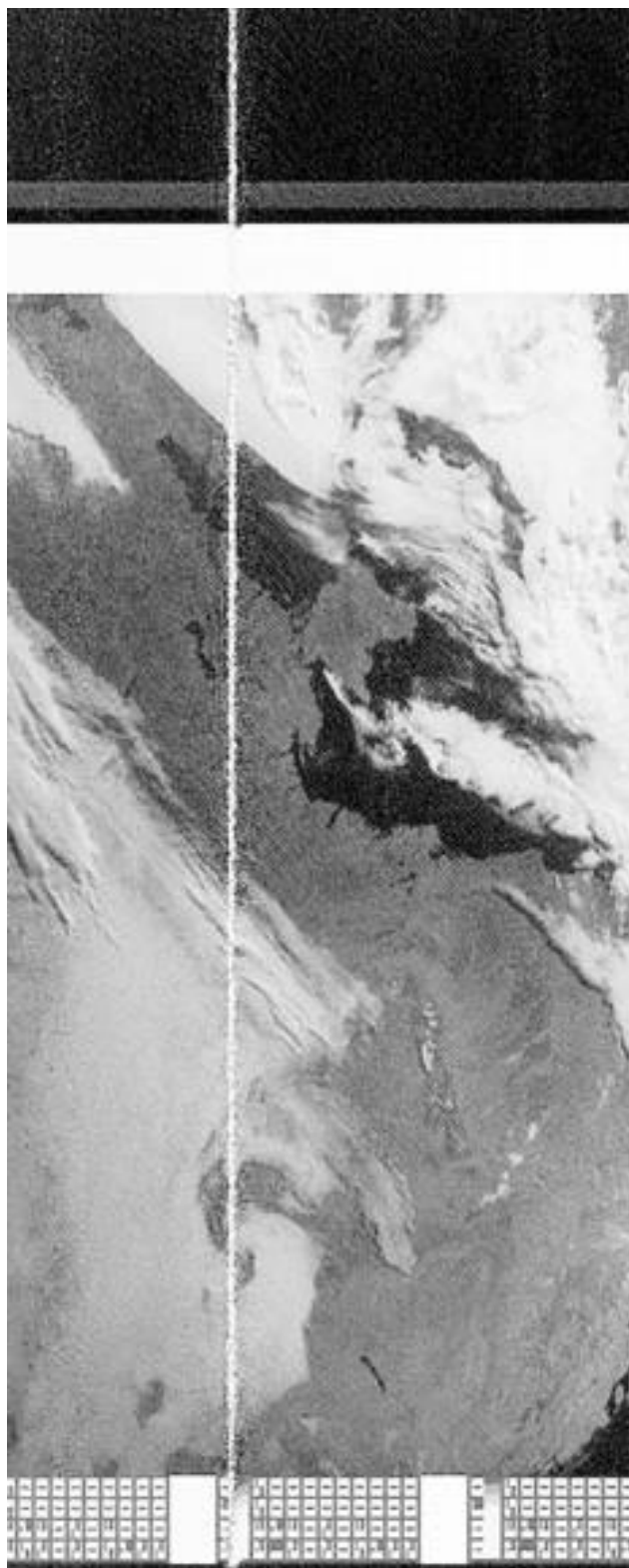


Рис. 1.4 – Зображення північного Причорномор'я та Балканського півострова, одержане в мікрохвильовій ділянці спектра (0,8 см) із супутника „Січ” (Океан-О)

У результаті *просторової прив'язки* повинні бути отримані трансформовані в проекцію карти зображення із удрукованою в них координатною сіткою. Для вивчення динаміки природних утворень необхідні матеріали повторних зйомок з високою точністю просторової прив'язки (порядку декількох елементів відрізнєння). Одержати таку точність можливо лише на основі спільного використання апріорних даних про траєкторію і орієнтацію ШСЗ і апостеріорних даних про геодезичні координати контурних точок знімків.

*Радіаційна корекція* полягає в трансформації реєстрованого на борті ШСЗ потоку випромінювання до деяких стандартних умов вимірів (наприклад, до однакових умов освітленості на нижній границі атмосфери).

Метою *тематичної інтерпретації* є розпізнавання на зображеннях природних об'єктів або явищ. Тематична обробка у свою чергу може містити в собі рішення задач конструювання нових зображень і їх інтерпретацію. При конструюванні нових зображень доцільні такі операції, як перетворення Фур'є, підкреслення контурів, складання зображень, що є комбінацією вихідних багатозональних зображень, і т.п. Основна мета таких операцій – підвищення образотворчих властивостей знімків.

Методи інтерпретації зображень прийнято підрозділяти на:

- візуальні,
- візуально-інструментальні,
- машинні.

У кожному разі розробка методів інтерпретації починається з вибору та вивчення *дешифрованих ознак* природних утворень. Такими ознаками можуть бути: обмірювані радіаційні характеристики (або їх функції), малюнок зображення, непрямі ознаки, що впливають із ландшафтних особливостей зображеної території. Вибір дешифрованих ознак здійснюється на основі відбивних характеристик систем природних утворень і умов трансформації цих характеристик атмосферою.

Безпосередньо інтерпретація містить у собі так звану задачу прийняття рішення. При візуальному дешифруванні прийняття рішення ґрунтується головним чином на знаннях і досвіді фахівця. При інтерпретації за допомогою ЕОМ звичайно використовуються критерії, що впливають із теорії оптимальних статистичних рішень. Для визначення параметрів (метеорологічних, біометричних показників, швидкості стоку і т.п.) результати дешифрування повинні бути піддані спеціальній обробці.

Успіх інтерпретації багатозональних знімків суттєво залежить від оптимального вибору спектральних діапазонів зйомки відповідно до відбивних властивостей шуканих природних об'єктів і явищ. У той же час вибір цих діапазонів повинен базуватися на розв'язанні задач інтерпретації.

*Дешифруванням* називається процес розпізнавання хмарності, снігу, льоду й об'єктів земної поверхні по космічних знімках. При дешифруванні необхідно, по можливості, одержати оптимальне число різноманітних характеристик, що дозволяють дати правильну якісну та кількісну оцінку об'єкта, зображеного на знімку.

Для правильного і більш повного дешифрування знімків необхідно знати основні закономірності процесів відбиття та ослаблення у видимій ділянці спектра, випромінювання та ослаблення в інфрачервоному і мікрохвильовому діапазонах, відбивні і випромінювальні властивості різних підстильних поверхонь, а також характерні структурні риси метеорологічних об'єктів та підстильної поверхні.

При метеорологічному дешифруванні космічних знімків використовуються дешифровані ознаки. *Основними дешифрованими ознаками*, що дозволяють розрізнити зображення хмар різного типу і земної поверхні, є яскравість (тон) і малюнок (структура) зображення.

*Яскравість (тон) зображення* на космічних знімках залежить від ряду фізичних характеристик об'єкта. На знімках, одержаних у видимій ділянці спектра, яскравість визначається відбивними властивостями об'єкта і його освітленістю. На інфрачервоних знімках яскравість зображення залежить від теплового фону (температури поверхні) об'єкта.

На знімках, отриманих у видимій ділянці спектра, розрізняють 10–12 градацій відносної яскравості. Кількість градацій яскравості визначається досконалістю знімальної апаратури.

На відміну від знімків видимої ділянки спектра визначальним фактором тону інфрачервоного зображення є температура об'єкта. У цьому випадку тепловий фон, на якому ведеться зйомка, більш мінливий, ніж яскравий фон при зйомці у видимих променях. Природно, що тон зображення залежить від висоти об'єкта, наприклад від висоти вершин хмар, а також від кількості хмарності на площі, відповідної до елемента відрізнення. Тон зображення за інших рівних умов тем світліший, чим більша кількість хмар і чим вища їх верхня межа на відповідній ділянці спостережуваної поверхні; зміна тону для сусідніх елементів відрізнення пов'язана знов-таки за інших рівних умов або зі збільшенням кількості, або з ростом висоти хмар, або з обома факторами відразу.

Яскравість космічних зображень не є сама по собі достатньою дешифрованою ознакою, по якій можна відрізнити на знімку хмари від підстильної поверхні, суші і моря. Найбільш інформативними є різкі зміни тону по полю знімка, які формують малюнок (структуру) зображення.

*Малюнок (структура) зображення* створюється завдяки просторовій неоднорідності поля випромінювання і в основному зумовлений формою та розміром об'єктів, енергетичним контрастом між ними. Малюнок зображення за інших рівних умов суттєво залежить також від технічних



параметрів оглядової апаратури: роздільної здатності апаратури, кількості відтворених градацій яскравості і т.д.

Зміна умов зйомки (освітленості або загального теплового фону, експозицій, автоматичного регулювання посилення та ін.) впливає на відтворюваність по шкалі півтонів і тим самим на структуру зображення. Зникають одні деталі, з'являються інші. Але в цілому структура зображення більш стійка до зовнішніх факторів зйомки, ніж тон зображення.

Неоднорідність у просторовому розподілі тону (яскравості) приводить до виникнення на космічних знімках малюнка різних масштабів. Виходячи з масштабів яскравих неоднорідностей і роздільної здатності апаратури, виділяють *три основні типи структури*:

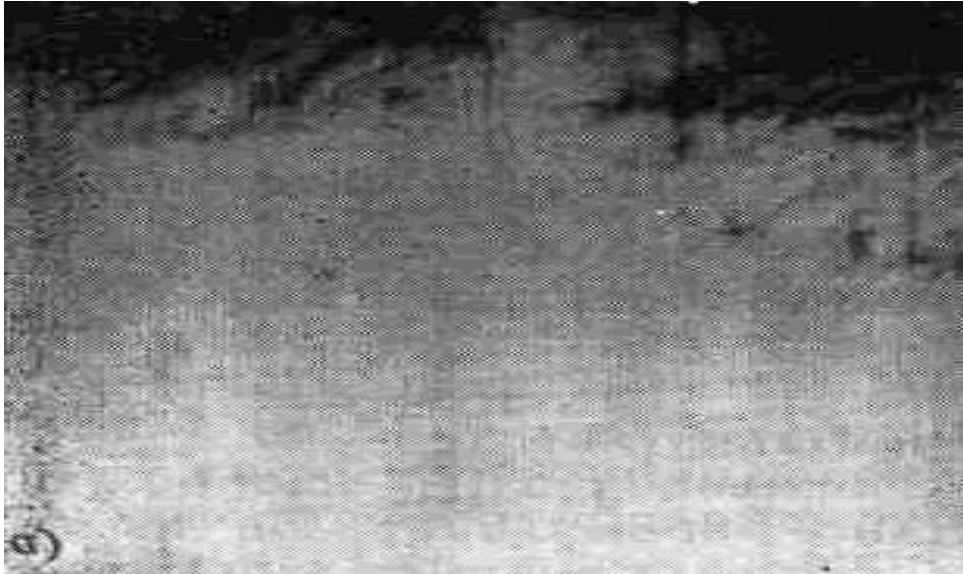
- текстуру,
- мезоструктуру,
- макроструктуру.

Під *текстурою* розуміють малюнок дрібних деталей зображення, створюваний відмінністю яскравості окремих елементів, розміри яких порівнянні з роздільною здатністю апаратури. Розрізняють чотири основні типи текстури: матову, зернисту, волокнисту і дендритову.

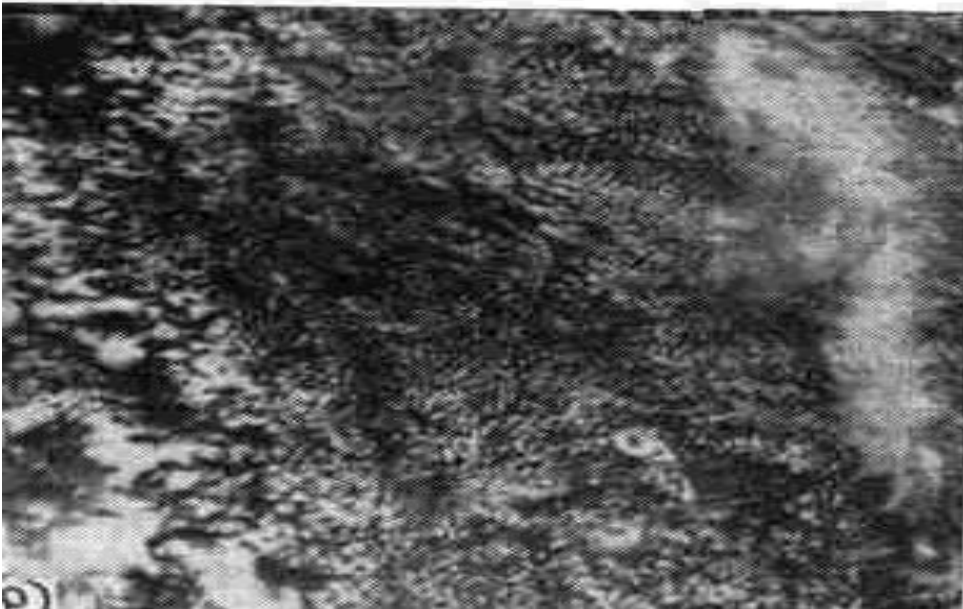
*Матова текстура* характеризується однорідним тоном зображення. Космічні знімки, що мають таку текстуру, відрізняються між собою тільки за яскравістю. Матова текстура властива зображенням відкритих ділянок водної поверхні, однорідних ділянок суши, суцільних льодів і снігового покриву, туману і шарувато-подібної хмарності (рис. 1.5,а). На ІЧ знімках матову текстуру можуть мати купчасті і шарувато-купчасті хмари в тому випадку, коли проясніти між хмарними елементами менші від елементів відрізнення або порівнянні з ними.

*Зерниста текстура* – скупчення плям (зерен) світлого тону на відповідному тлі. Дрібні зерна звичайно характерні для зображень купчасто-подібної хмарності (рис. 1.5,б), причому розміри зерен у цьому випадку настільки малі, що деталі форми окремих хмар повністю скрадаються. Іноді зернисту текстуру має на знімках дрібно битий морський лід; для таких зображень характерною ознакою є деяка незграбність і різкість обрисів. Зерниста текстура, як правило, на ІЧ знімках проглядається погано.

*Волокниста текстура* – волокна, нитки, смуги незначної товщини, але витягнуті в довжину на десятки і сотні кілометрів, з розмитими нечіткими краями (рис. 1.6,а). Така текстура характерна для хмар верхнього й середнього ярусів.



а



б

Рис. 1.5 – Матова текстура зображення (а) яку утворює шарувато-подібну хмарність, і зерниста дрібна й велика текстура зображення (б) яку утворює купчасто-подібна хмарність

Особливий тип текстури властивий зображенню рельєфу суши – *дендритова текстура* (рис. 1.6,б). Вона характерна для зображення покритих снігом гір і рівнин з розгалуженою системою рік. Найбільше чітко дендритова текстура проглядається на знімках, отриманих у видимій ділянці спектра. На ІЧ зображеннях не завжди вдається простежити дендритовий вид текстури.



а



б

Рис. 1.6 – Волокниста текстура зображення (а) яку утворює перистоподібна хмарність, і дендритова текстура зображення (б) яку утворюють покриті снігом Альпи

Мезоструктура зображення – малюнок, зумовлений орієнтуванням і розташуванням на знімку деталей середніх розмірів, які можуть мати свою текстуру. Мезомасштабні утворення крім безпосередніх даних про кількість, тип хмарності дають деяку інформацію про розподіл повітряних потоків і стратифікацію атмосфери.

Аналіз супутникових знімків дозволяє виділити такі основні *типи мезоструктури*:

- хмарні лінії (поздовжні й поперечні),
- хмарні пасма,
- хмарні осередки (відкриті й закриті),
- хвилясті хмари,
- аномальні лінії хмарності,
- мезомасштабні вихори (орографічні й конвективні),
- вторинні хмарні вихори.

Формування кожного із цих типів мезоструктури пов'язане з певними термодинамічними умовами та формами хмар.

*Макроструктура* характеризує хмарні системи синоптичного масштабу, окремі ділянки якої можуть мати мезомасштабні і мікромасштабні характеристики (мезоструктуру і текстуру). Макроструктура характеризує геометричні особливості більших ділянок зображення, створюваних сотнями елементів, розміри яких приблизно на два-три порядки більше роздільної здатності системи.

До макромасштабних хмарних систем ставляться:

- хмарні смуги;
- хмарні вихори (позатропічні й тропічні);
- хмарність внутрішньотропічної зони конвергенції;
- хмарність струминних течій.

Структурні характеристики хмарних систем дозволяють виявити загальну синоптичну обстановку, у якій спостерігаються ті або інші хмарні утворення.

Наведений комплекс основних характеристик лежить в основі розпізнавання хмар і підстильної поверхні на супутникових знімках. Але все-таки і при наявності в розпорядженні фахівця цих хмарних характеристик завдання дешифрування залишається складним.

## 2 ПРАКТИЧНА ЧАСТИНА ЛАБОРАТОРНОЇ РОБОТИ

„Дослідження процесу виділення полів хмарності на супутниковому знімку за допомогою штучних нейронних мереж”

### 2.1 Мета лабораторної роботи

Вивчення супутникових знімків і порядку роботи з ними. Вивчення підходів до розпізнавання об'єктів на супутникових знімках. Вивчення архітектури мережі Кохонена і функцій для їхнього створення. Набуття практичних навичок побудови і застосуванні мережі Кохонена для розв'язання задачі розпізнавання полів хмарності на супутникових знімках.

### 2.2 Технічне забезпечення лабораторної роботи

- 1) персональний комп'ютер,
- 2) програмне забезпечення – система комп'ютерної математики.

### 2.3 Порядок виконання лабораторної роботи

Час, що приділяється на проведення лабораторної роботи в комп'ютерному класі – 8 годин, на самостійну роботу з підготовки до проведення лабораторної роботи і до захисту звіту – 8 годин.

Напередодні лабораторної роботи:

- 1) вивчити завдання й порядок виконання лабораторної роботи,
- 2) вивчити теоретичні відомості щодо лабораторної роботи.

Під час лабораторної роботи:

- 1) одержати допуск до проведення лабораторної роботи, відповівши на запитання викладача з теоретичної частини досліджень при проведенні лабораторної роботи,
- 2) написати програмний код по кожному пункту завдання й проаналізувати результати, отримані при виконанні програмних кодів,
- 3) зробити висновки щодо лабораторної роботи.

Після лабораторної роботи:

- 1) підготувати звіт про лабораторну роботу відповідно до наведених у

- цьому методичному посібнику вимог,
- 2) захистити звіт перед викладачем, відповівши на його запитання стосовно практичного проведення досліджень при виконанні лабораторної роботи.

#### 2.4 Завдання на лабораторну роботу та його виконання

##### ***Постановка задачі виділення полів хмарності.***

На супутниковому знімку видимого діапазону хвиль, наведеному на (рис. 2.1), здійснити автоматичне виділення полів хмарності на основі використання штучних нейронних мереж.

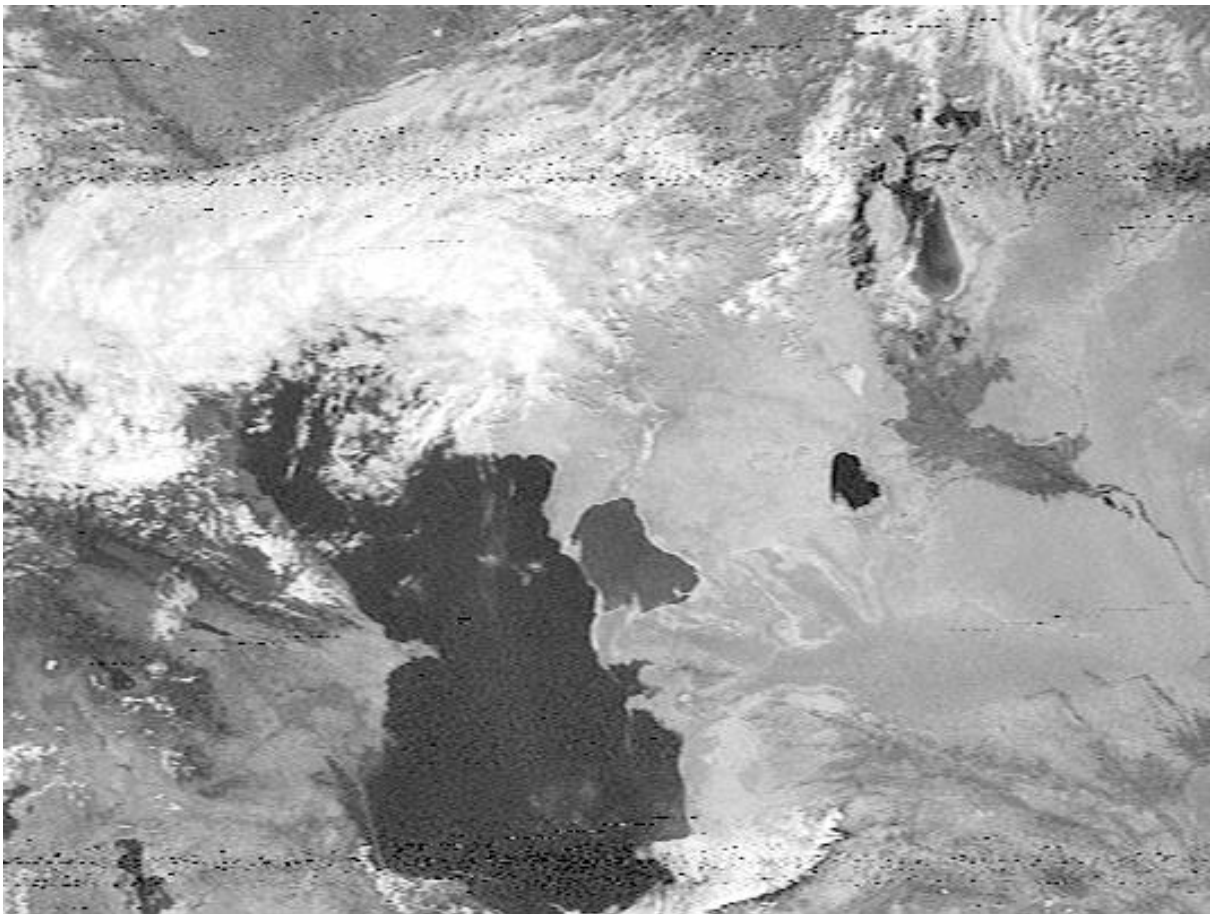


Рис. 2.1 – Вихідний супутниковий знімок для обробки

На знімку формату \*.bmp розміром 534×403 пікселя і ×24 біта амплітуди зображений район суші, що прилягає до Каспійського моря та залишкам Аральського озера. Угорі знімка зліва направо видні Прикаспійська низовина і південні відроги Уральських гір, які мають темно-сірий тон зображення. Ліворуч спостерігаються Кавказькі хребти, відображувані темним рельєфним тоном. По півдню розташоване Іранське

нагір'я, що має виражену в деяких місцях дендритову текстуру. У центрі знімка між водоймами розташоване плато Устюрт, що має ясно-сірий тон зображення. У правій частині знімка – пустеля Каракуми з яскравістю тону зображення між яскравістю Прикаспійської низовини і яскравістю плато Устюрт.

Практично по полю всього знімка спостерігаються елементи хмарних структур. Над нижнім плином ріки Волги, північною частиною Каспійського моря і плато Сирт хмарність суцільна, а в інших місцях має осередковий характер.

***Розв'язання задачі виділення полів хмарності.***

***Створення штучної нейронної мережі*** під певні вимоги має на увазі розв'язання ряду часткових задач, основні з яких такі:

- збір даних для навчання,
- підготовка і нормалізація даних,
- вибір топології мережі,
- експериментальний добір характеристик мережі,
- експериментальний добір параметрів навчання,
- власне навчання,
- перевірка адекватності навчання,
- коректування параметрів, остаточне навчання,
- вербалізація мережі з метою подальшого використання.

Розглянемо докладніше сутність і зміст цих задач.

***Збір даних для навчання.*** Вибір даних для навчання мережі і їх обробка є найскладнішим етапом розв'язання задачі. Набір даних для навчання повинен задовольняти декілька критеріїв:

- репрезентативність – дані повинні ілюструвати дійсний стан речей у предметній області;
- несуперечність – суперечливі дані в навчальній вибірці призведуть до поганої якості навчання мережі.

***Підготовка та нормалізація даних.*** Вихідні дані перетворюються до виду, у якому їх можна подати на входи мережі. Кожен запис у файлі даних називається *навчальною парою* або *навчальним вектором*. Навчальний вектор містить по одному значенню на кожний вхід мережі і, залежно від типу навчання (із учителем або без учителя), по одному значенню для кожного виходу мережі. Навчання мережі на „сирому” наборі, як правило, не дає якісних результатів. Існує ряд способів поліпшити „сприйняття” мережі.

***Нормування*** виконується, коли на різні входи подаються дані різної розмірності. Наприклад, на перший вхід мережі подаються величини зі значеннями від нуля до одиниці, а на другий вхід – зі значеннями від ста до тисячі. При відсутності нормування значення на другому вході будуть

завжди виявляти суттєво більший вплив на вихід мережі, ніж значення на першому вході. При нормуванні розмірності всіх вхідних і вихідних даних вони зводяться воедино.

*Дискретизація* виконується над безперервними величинами, для яких виділяється кінцевий набір дискретних значень. Наприклад, дискретизацію використовують для завдання частот звукових сигналів при розпізнаванні мови.

*Фільтрація* виконується для „зашумлених” даних.

Крім того, більшу роль відіграє саме *подання як вхідних, так і вихідних даних*. Припустимо, мережа навчається розпізнаванню букв на зображеннях і має один числовий вихід – номер букви в алфавіті. У цьому випадку мережа одержить неправильне уявлення про те, що букви з номерами 1 і 2 більш схожі, ніж букви з номерами 1 і 3, що, загалом, невірно. Для того щоб уникнути такої ситуації, використовують топологію мережі з більшим числом виходів, коли кожен вихід має свій зміст. Чим більше виходів у мережі, тем більша відстань між класами і тем складніше їх поплутати.

***Вибір топології мережі.*** Вибирати тип мережі слід, виходячи з постановки задачі і наявних даних для навчання. Для навчання із учителем потрібна наявність для кожного елемента вибірки „експертної” оцінки. Іноді одержання такої оцінки для великого масиву даних просто неможливе. У таких випадках природним вибором є мережа, що навчається без вчителя, наприклад карта Кохонена, яка самоорганізується, або нейронна мережа Хопфилда. При вирішенні інших задач, таких як прогнозування часових рядів, експертна оцінка вже міститься у вихідних даних і може виділятися при їхній обробці. У цьому випадку можна використовувати багатошаровий персептрон або мережу Ворда.

***Експериментальний добір характеристик мережі.*** Після вибору загальної структури потрібно експериментально підібрати параметри мережі. Для мереж, подібних персептрону, це буде число шарів, число блоків у прихованих шарах (для мереж Ворда), наявність або відсутність обхідних з'єднань, передатні функції нейронів. При виборі кількості шарів і нейронів у них слід виходити з того, що здатності мережі до узагальнення тим вищі, чим більша сумарна кількість зв'язків між нейронами. З іншого боку, кількість зв'язків обмежена зверху кількістю записів у навчальних даних.

***Експериментальний добір параметрів навчання.*** Після вибору конкретної топології необхідно вибрати параметри навчання нейронної мережі. Цей етап особливо важливий для мереж, що навчаються із учителем. Від правильного вибору параметрів навчання залежить, наскільки швидко відповіді мережі будуть сходитися до правильних відповідей, але й не тільки це. Наприклад, вибір низької швидкості



навчання побільшує час збіжності, однак іноді дозволяє уникнути паралічу мережі. Збільшення параметра навчання може привести як до збільшення, так і до зменшення часу збіжності, залежно від форми поверхні помилки. Виходячи з такого суперечливого впливу параметрів, можна зробити висновок, що їх значення потрібно вибирати експериментально, керуючись при цьому критерієм завершення навчання (наприклад, мінімізація помилки або обмеження за часом навчання).

**Власне навчання мережі.** У процесі навчання мережа в певному порядку переглядає навчальну вибірку. Порядок перегляду може бути послідовним, випадковим і т.д. Деякі мережі, що навчаються без учителя, наприклад, мережі Хопфилда, переглядають вибірку тільки один раз. Інші, наприклад, мережі Кохонена, а також мережі, що навчаються із учителем, переглядають вибірку безліч раз, при цьому один повний прохід по вибірці називається епохою навчання. При навчанні із учителем набір вихідних даних поділяють на дві частини – власне навчальну вибірку і тестові дані; принцип поділу може бути довільним. Навчальні дані подаються мережі для навчання, а перевіірочні використовуються для розрахунків помилки мережі (перевіірочні дані ніколи для навчання мережі не застосовуються). Таким чином, якщо на перевіірочних даних помилка зменшується, то мережа дійсно виконує узагальнення. Якщо помилка на навчальних даних продовжує зменшуватися, а помилка на тестових даних збільшується, виходить, мережа перестала виконувати узагальнення і просто „запам'ятовує” навчальні дані. Це явище називається перенавчанням мережі або оверфіттингом. У таких випадках навчання звичайно припиняють. У процесі навчання можуть виявитися інші проблеми, такі як параліч або влучення мережі в локальний мінімум поверхні помилок. Неможливо заздалегідь передбачити прояв тієї або іншої проблеми, так само як і дати однозначні рекомендації до їхнього вирішення.

**Перевірка адекватності навчання.** Навіть у випадку успішного, на перший погляд, навчання мережа не завжди навчається саме тому, чого від неї праг творець. Відомий випадок, коли мережа навчалася розпізнаванню зображень танків по фотографіях, однак пізніше з'ясувалося, що всі танки були сфотографовані на одному і тому ж тлі. У результаті мережа „навчилася” розпізнавати цей тип ландшафту, замість того, щоб „навчитися” розпізнавати танки. Таким чином, мережа „розуміє” не те, що від неї було потрібно, а те, що найпростіше узагальнити.

**Вербалізація мережі** з метою подальшого використання – це мінімізований опис роботи синтезованої і вже навченої нейронної мережі у вигляді декількох взаємозалежних алгебраїчних або логічних функцій.

Одним з основних недоліків нейронних мереж, яких навчають, з погляду багатьох користувачів, є те, що з навченої нейронної мережі важко витягти явний і зрозумілий користувачеві алгоритм вирішення задачі –

сама нейронна мережа є цим алгоритмом, і якщо структура мережі складна, то цей алгоритм незрозумілий. Однак спеціальним образом побудована процедура спрощення і вербалізації часто дозволяє витягти явний метод розв'язання.

Вербалізація здійснюється, зокрема, для підготовки навченої і спрощеної нейронної мережі до реалізації в програмному коді або у вигляді спеціалізованого електронного (оптоелектронного) обладнання, а також для використання результатів у вигляді явних знань. Під *симптомами* при цьому розуміються вхідні значення нейронної мережі, а під *синдромами* – значення на виходах нейронів. Кінцевий синдром – це вихідне значення нейронної мережі. Вербалізація звичайно здійснюється засобами спеціалізованих пакетів.

*При аналізі* великого інформаційного масиву даних, чим і є розглянутий знімок, незмінно виникають задачі, пов'язані з дослідженням топологічної структури даних, їхнім об'єднанням у групи (кластери), розподілом по класах і т.п. У цьому випадку потрібне визначення характеристик об'єкта за обмеженим набором ознак. Такі задачі можна успішно розв'язати із застосуванням спеціального класу самоорганізованих нейронних мереж.

*Ознака розпізнавання*, доступна до використання в даному конкретному випадку, одна – значення амплітуди в кожному пікселі зображення, яке відповідає значенню альbedo об'єктів зйомки. А штучна нейронна мережа, яка може використовуватись в даному конкретному випадку для розпізнавання полів хмарності, це мережа Кохонена.

У *мережах Кохонена* розрізняють мережі з неупорядкованими нейронами, які називають *шарами Кохонена*, і мережі з упорядкуванням нейронів, які називають *картами Кохонена*. Останні відбивають структуру даних таким чином, що близьким кластерам даних на карті відповідають близько розташовані нейрони.

Оскільки ознака доступна для використання одна (одномірне завдання), то в нашому випадку доцільно застосувати для розпізнавання шар Кохонена.

Постановка задачі з обробки знімка відповідає дихотомічному завданню розпізнавання образів: слід відокремити об'єкт „хмара” від об'єкта „не хмара”. Таким чином, у шарі Кохонена потрібно задати 2 нейрона.

Однак, як було відзначено вище, більшу роль відіграє саме уявлення як вхідних, так і вихідних даних. Можливий випадок, коли мережа одержить неправильне уявлення про об'єкт розпізнавання, як у випадку із цифрами. Для того щоб уникнути такої ситуації, використовують топологію мережі з більшим числом виходів, коли кожен вихід має свій сенс. Чим більше виходів у мережі, тим більша відстань між класами й тим

складніше їх поплутати. Тому може з'явитися в процесі вирішення задачі необхідність збільшення кількості нейронів.

Визначимося з даними для навчання та уточнімо необхідність у їхній нормалізації.

Наданий для обробки знімок має формат \*.bmp і розмір 534×403 пікселів і ×24 біта амплітуди. Останнє значення 24 означає, що при збереженні знімка була збережена кольоровість, по байту (8 розрядів) на кожен із кольорів R, G, B. Сама кольоровість на супутниковому знімку формату ART сенсу не має, оскільки передається із супутника аналогове значення 8-бітових даних сканера AVHRR у градаціях сірого. Тому для обробки потрібно вибрати один з колірних масивів R, G або B, оскільки вони однакові.

При 8-бітовому відображенні по полю всього знімка значення амплітуд будуть змінюватися від 0 до 255, причому всі значення амплітуд однозначно зв'язані зі значенням альbedo об'єктів зйомки, і змінювати їх небажано, оскільки з'являться викривлення у вхідних даних нейронної мережі. Тому частину знімка або його цілком **можна використовувати для самонавчання** нейронної мережі.

Стосовно **нормалізації даних**, то нормування в цьому випадку проводити немає необхідності, оскільки весь знімок прийнятий одномоментно, протягом 15...20 хвилин. За цей час скільки-небудь відчутно умови зйомки не помінялися. Для випадку, коли на основі навченої на одному знімку нейронної мережі будуть оброблятися інші знімки, отримані при інших умовах зйомки, знадобиться процедура нормування вхідних даних.

Для корекції зашумлених даних процедура нормалізації може включати фільтрацію. У нашому випадку на знімку вгорі і унизу явно проглядаються смуги імпульсних завад, які будуть спотворювати навчальні дані. Цей конкретний знімок повинен підлягати попередній фільтрації з метою усунення завад. Однак, враховуючи спрямованість лабораторної роботи, цього робити не будемо, а відішлемо виконавця до курсу цифрової обробки зображень, де докладно розглядається це питання.

Таким чином, на **даному етапі** роботи визначені:

- топологія штучної нейронної мережі для обробки заданого супутникового знімка – це шар Кохонена з двома (або згодом з більшою кількістю) нейронами,
- ознака для розпізнавання – значення амплітуди сигналу в пікселі, яке відповідає величині альbedo об'єктів зйомки,
- дані, які маємо, нормалізації не підлягають і можуть використовуватись для навчання мережі.

### **Створення мережі.**

Для створення нейронної мережі, яка самоорганізується і є шаром

Кохонена, призначена функція newsc.

Для роботи з мережею використовуються такі функції: sim – моделювання, init – ініціалізація, adapt – адаптація, train – навчання.

Функція відстані та зважування – negdist – негативна евклідова відстань.

Функція нагромадження – netsum – сума зважених входів.

Функція активації – compet – конкуруюча функція активації.

Функції відстані: dist – евклідова відстань, boxdist – відстань максимального координатного зсуву, mandist – відстань сумарного координатного зсуву, linkdist – відстань зв'язку.

Функції ініціалізації мережі: initlay – пошарова ініціалізація, initwb – ініціалізація ваг і зсувів, initcon – ініціалізація зсувів з урахуванням чутливості нейронів, midpoint – ініціалізація ваг за правилом середньої точки.

Функції настроювання параметрів: learnk – правило настроювання ваг для шару Кохонена, learncon – правило настроювання зсувів для шару Кохонена.

Функція адаптації – adaptwb – адаптація ваг і зсувів.

Функція навчання: trainwb1 – повекторне навчання ваг і зсувів.

*Архітектура шару Кохонена.*

Архітектура шару Кохонена в СКМ зображується специфічним образом і наведена на рис. 2.2. Надалі, у процесі вирішення задачі архітектура буде відбита в більш звичному вигляді.

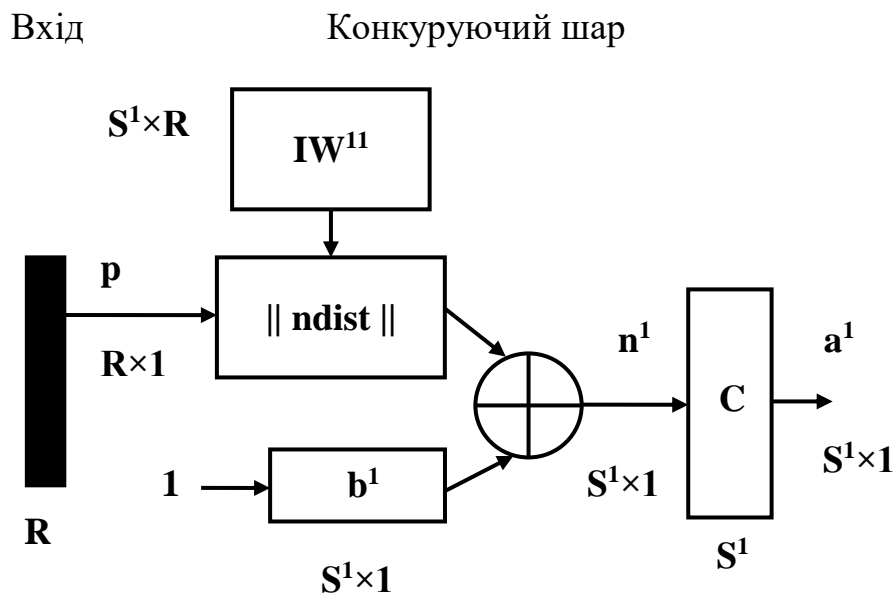


Рис. 2.2 – Архітектура одного шару Кохонена

У шарі застосована конкуруюча функція активації. Для обчислення негативної евклідової відстані між вектором входу  $\mathbf{p}$  і рядками матриці ваг  $\mathbf{IW}^{11}$  використовується блок **ndist**. Вхід функції активації  $\mathbf{n}^1$  – це результат підсумовування обчисленої відстані з вектором зсуву  $\mathbf{b}$ . Якщо всі зсуви нульові, максимальне значення  $\mathbf{n}^1$  не може перевищувати 0. Нульове значення  $\mathbf{n}^1$  можливо тільки, коли вектор входу  $\mathbf{p}$  виявляється рівним вектору ваги одного з нейронів. Якщо зсуви відмінні від 0, то можливі й позитивні значення для елементів вектора  $\mathbf{n}^1$ .

Конкуруюча функція активації аналізує значення елементів вектора  $\mathbf{n}^1$  і формує виходи нейронів, рівні 0 для всіх нейронів, крім одного нейрона–переможця, який має на вході максимальне значення. Таким чином, вектор виходу шару  $\mathbf{a}$  має єдиний елемент, рівний 1, який відповідає нейрону–переможцеві, а інші рівні 0. Таку активаційну характеристику можна описати в такий спосіб:

$$a_i^1 = \begin{cases} 1, i = i^*, i^* = \arg(\max n_i^1) \\ 0, i \neq i^* \end{cases} \quad (2.1)$$

Ця активаційна характеристика встановлюється не на окремий нейрон, а на шар. Тому така активаційна характеристика одержала назву конкуруючої. Номер активного нейрона  $i$  визначає групу (кластер), до якої найбільш близький вхідний вектор.

*Попередня обробка знімка й підготовка даних для навчання.*

Здійснимо „читання” оброблюваного супутникового знімка – файла `sn.bmp` – при цьому відбудеться формування тришарового (R,G,B) двовимірною числового масиву `picture` у форматі `uint8`. Відразу перевизначимо цей тришаровий масив в одношаровий масив. Формат `uint8` не є числовим, у СКМ він використовується для здійснення візуалізації масивів даних:

```
picture=imread('sn.bmp'); picture=picture(:,:,1);
```

Відобразимо результат „читання” знімка (рис. 2.3) і створимо з нього числовий масив:

```
figure; imshow(picture);  
picture=double(picture);
```

Уважний аналіз наведеного зображення дозволяє відзначити як мінімум 6 об'єктів за градаціями тону (рис. 2.4):

- хмари (1),
- велика водна поверхня (2),
- гори (3),
- ріка (4),

– суша в темному й світлому тонах (5,6).

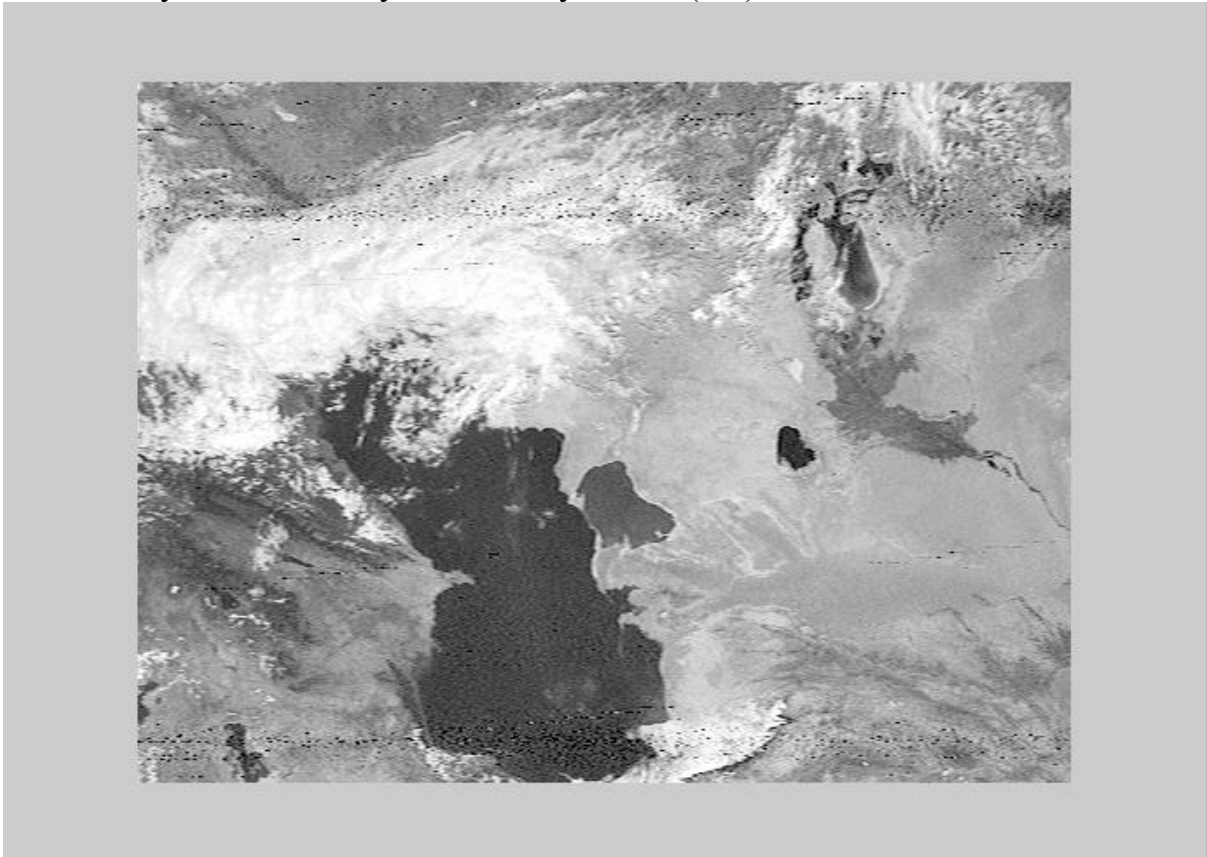


Рис. 2.3 – Візуалізований у форматі uint8 масив знімка

Самонавчання мережі можна здійснити двома шляхами. Перший полягає в створенні представницької (репрезентативної) вибірки й пред'явленні її мережі для самонавчання. Другий – самонавчання мережі на всьому знімку.

*Реалізуємо ці шляхи по черзі.*

*Створимо представницьку вибірку.* Для цього в будь-якому графічному редакторі, який працює з файлами з розширенням \*.bmp, виріжемо ділянки зображення, що відповідають усім можливим об'єктам. Кожна з вирізок є файлом \*.bmp.

```
pict1=imread('oblaka.bmp'); pict1=pict1(:,:,1); %figure; imshow(pict1);  
pict2=imread('voda.bmp'); pict2=pict2(:,:,1); %figure; imshow(pict2);  
pict3=imread('gora.bmp'); pict3=pict3(:,:,1); %figure; imshow(pict3);  
pict4=imread('reka.bmp'); pict4=pict4(:,:,1); %figure; imshow(pict4);  
pict5=imread('suwat.bmp'); pict5=pict5(:,:,1); %figure; imshow(pict5);  
pict6=imread('suwas.bmp'); pict6=pict6(:,:,1); %figure; imshow(pict6);
```

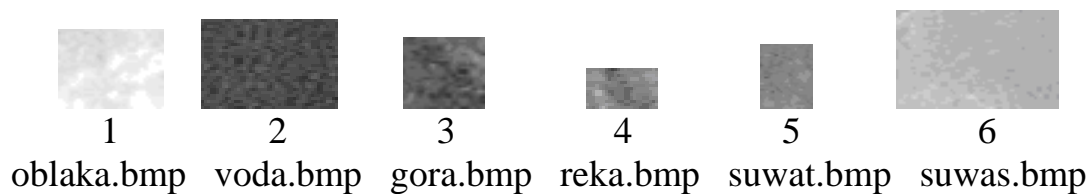
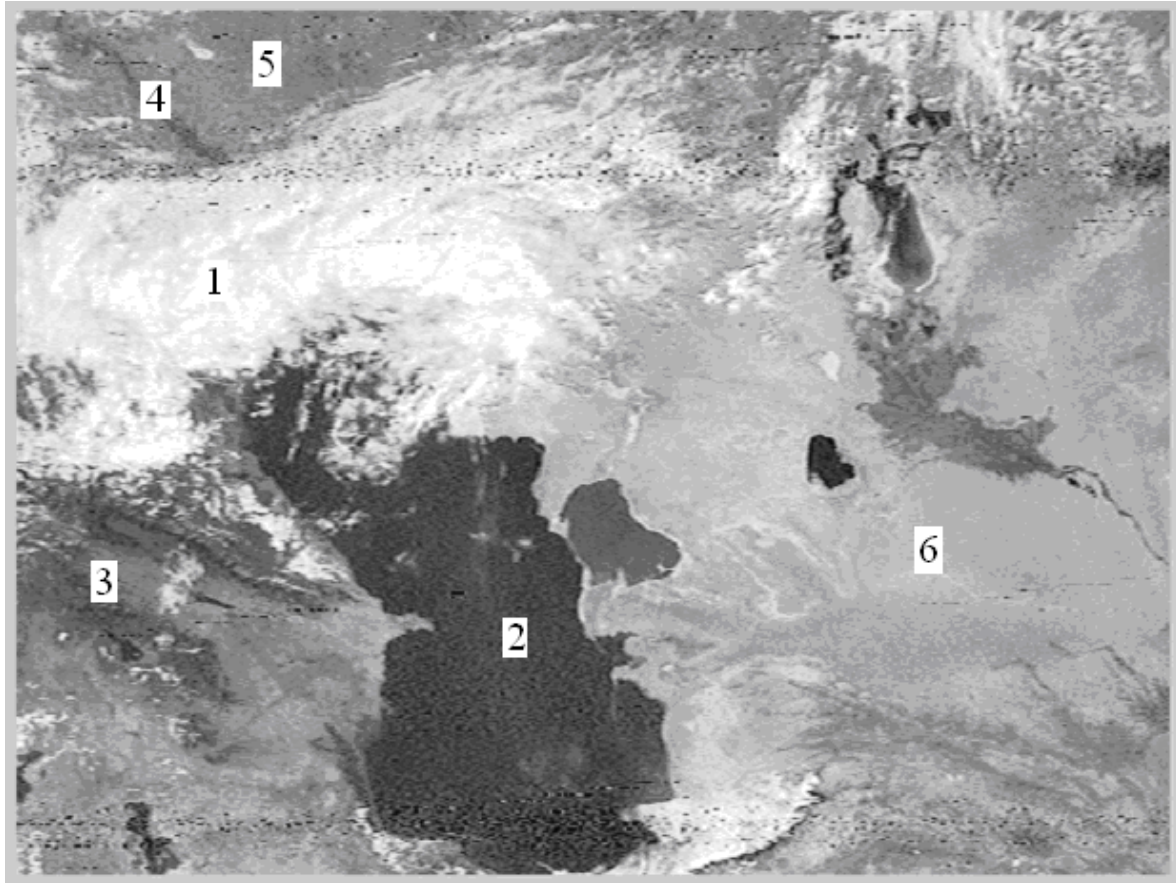


Рис. 2.4 – Формування представницької вибірки для навчання нейронної мережі

Сформуємо з файлів вибірку. Для цього визначимо розмірність кожної вирізки й переформуємо кожен двовимірний масив в одновимірний масив.

```
[strok1, stolb1]=size(pict1); d1=strok1*stolb1; pict11=reshape(pict1,1,d1);
[strok2, stolb2]=size(pict2); d2=strok2*stolb2; pict22=reshape(pict2,1,d2);
[strok3, stolb3]=size(pict3); d3=strok3*stolb3; pict33=reshape(pict3,1,d3);
[strok4, stolb4]=size(pict4); d4=strok4*stolb4; pict44=reshape(pict4,1,d4);
[strok5, stolb5]=size(pict5); d5=strok5*stolb5; pict55=reshape(pict5,1,d5);
[strok6, stolb6]=size(pict6); d6=strok6*stolb6; pict66=reshape(pict6,1,d6);
```

Потім об'єднаємо всі масиви вирізок в один.

```
pict=cat(2,pict11,pict22,pict33,pict44,pict55,pict66);
```

Перетворимо отриманий масив формату uint8 на числовий масив.

`pict=double(pict);`

Представницька вибірка для навчання нейронної мережі сформована.  
*Ініціалізація мережі.*

Шар Кохонена формується за допомогою функції `newsc`.

`net1=newsc([0 255],2,.01,.001);`

Створений шар Кохонена з 2 нейронами з коефіцієнтом навчання рівним 0,01 і з коефіцієнтом справедливості рівним 0,001. Зазначене мінімальне значення вхідних даних 0 і максимальне значення вхідних даних 255.

Архітектура мережі для цього випадку має вигляд, наведений на (рис. 2.5).

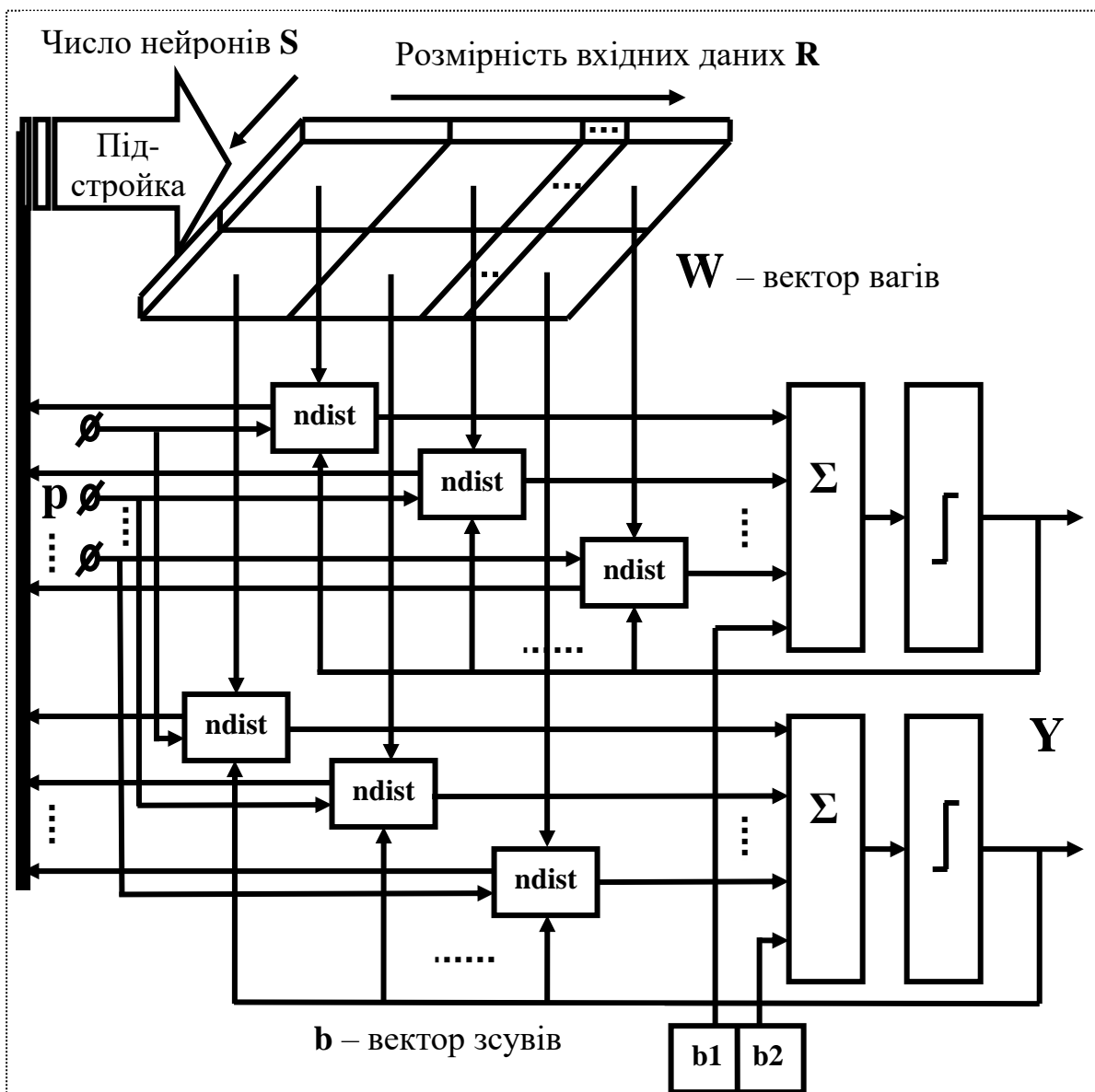


Рис. 2.5 – Архітектура шару Кохонена із двох нейронів для обробки супутникового знімка ( $p$  – вхідний вектор)



Визначимо характеристики шару Кохонена:

```
inf1=net1.layers{1}
inf1=
dimensions: 2
distancefcn: ''
distances: []
initfcn: 'initwb'
netinputfcn: 'netsum'
positions: [0 1]
size: 2
topologyfcn: 'hextop'
transferfcn: 'compet'
userdata: [1x1 struct]
```

Із цього опису випливає, що мережа використовує функцію ініціалізації `initwb`, функцію обробки входів `netsum`, функцію активації `compet` і функцію опису топології `hextop`.

Характеристики зсувів наступні:

```
inf2=net1.biases{1}
inf2=
initfcn: 'initcon'
learn: 1
learnfcn: 'learncon'
learnparam: [1x1 struct]
size: 2
userdata: [1x1 struct]
```

Зсуви задаються функцією `initcon` і для ініціалізованої мережі рівні:

```
bn=net1.b{1}
bn=
5.4366
5.4366
```

Вихідні значення ваг:

```
wn=net1.IW{1,1}
wn =
127.5000
127.5000
```

Функцією настроювання зсувів є функція `learncon`, що забезпечує настроювання з урахуванням параметра активності нейронів.

Тепер, коли сформовано шар Кохонена, потрібно навчити його розв'язанню задачі кластеризації даних. Слід ще раз відзначити, що кожен нейрон конкурує за право відповіді на вектор входу  $\mathbf{p}$ . Якщо всі зсуви рівні 0, то нейрон з вектором ваги, найближчим до вектора входу  $\mathbf{p}$ , виграє

конкуренцію і повертає на виході значення 1; усі інші нейрони повертають значення 0.

*Правило навчання шару Кохонена.*

Правило навчання шару Кохонена, називане також правилом Кохонена, полягає в тому, щоб настроїти потрібним образом елементи матриці ваг. Припустимо, що нейрон  $i$  переміг при подачі входу  $\mathbf{p}(q)$  на кроці самонавчання  $q$ , тоді рядок  $i$  матриці ваг коректується відповідно до правила Кохонена в такий спосіб:

$${}_iIW_{11}(q) = {}_iIW_{11}(q-1) + \alpha(p(q) - {}_iIW_{11}(q-1)). \quad (2.2)$$

Правило Кохонена являє собою рекурентне співвідношення, яке забезпечує корекцію рядка  $i$  матриці ваг додаванням зваженої різниці вектора входу і значення рядка на попередньому кроці. Таким чином, вектор ваги, найбільш близький до вектора входу, модифікується так, щоб відстань між ними була ще менша. Результат такого навчання буде полягати в тому, що перемігший нейрон, імовірно, виграє конкуренцію і у тому випадку, коли буде представлений новий вхідний вектор, близький до попереднього, і його перемога менш імовірна, коли буде представлений вектор, що суттєво відрізняється від попереднього. Коли на вхід мережі надходить усе більше і більше число векторів, нейрон, що є найближчим, знову коректує свій ваговий вектор. В остаточному підсумку, якщо в шарі є достатня кількість нейронів, то кожна група близьких векторів виявиться пов'язаною з одним з нейронів шару. У цьому і полягає властивість самоорганізації шару Кохонена.

Настроювання параметрів мережі за правилом Кохонена реалізоване у вигляді функції `learnk`.

*Правило настроювання зсувів.*

Одне з обмежень усякого конкуруючого шару полягає в тому, що деякі нейрони виявляються незадіяними. Це проявляється в тому, що нейрони, які мають початкові вагові вектори, значно віддалені від векторів входу, ніколи не виграють конкуренції, незалежно від того, як довго триває навчання. У результаті виявляється, що такі вектори не використовуються при навчанні й відповідні нейрони ніколи не виявляються переможцями. Такі нейрони-невдахи називають „мертвими” нейронами, оскільки вони не виконують ніякої корисної функції. Щоб виключити таку ситуацію й зробити нейрони чутливими до поданих на вхід векторів, використовуються зсуви, які дозволяють нейрону стати конкурентним з нейронами-переможцями. Цьому сприяє позитивний зсув, який додається до негативної відстані віддаленого нейрона.

Правило настроювання, що враховує нечутливість мертвих нейронів, реалізоване у вигляді функції `learnson`, і полягає в наступному. На початку

процедури настроювання всім нейронам конкуруючого шару привласнюється однаковий параметр активності:

$$c_0 = \frac{1}{N}, \quad (2.3)$$

де  $N$  – кількість нейронів конкуруючого шару, рівне числу кластерів. У процесі настроювання функція `learncon` коректує цей параметр таким чином, щоб його значення для активних нейронів ставали більші, а для неактивних нейронів менші. Відповідна формула для вектора збільшень параметрів активності виглядає таким чином:

$$\Delta c = lr * (a_i^1 - c), \quad (2.4)$$

де  $lr$  – параметр швидкості настроювання;  $a_i^1$  – вектор, елемент  $i^*$  якого дорівнює 1, а інші – 0.

Для всіх нейронів, крім нейрона-переможця, збільшення негативні. Оскільки параметри активності зв'язані зі зсувами співвідношенням

$$b = \exp(1) / c, \quad (2.5)$$

то із цього випливає, що зсув для нейрона-переможця зменшується, а зсуви для інших нейронів небагато збільшаються.

Функція `learncon` використовує таку формулу для розрахунків збільшень вектора зсувів

$$\Delta b = \exp(1 - \log(c)) - b. \quad (2.6)$$

Параметр швидкості настроювання  $lr$  за замовчуванням рівний 0,01 і його величина звичайно на порядок менше відповідного значення для функції `learnk`. Збільшення зсувів для неактивних нейронів дозволяє розширити діапазон покриття вхідних значень, і неактивний нейрон починає формувати кластер. В остаточному підсумку, він може почати притягати нові вхідні вектори.

Це дає дві переваги. Якщо нейрон не виграє конкуренції, тому що його вектор ваг суттєво відрізняється від векторів, що надходять на вхід мережі, то його зсув у міру навчання стає досить більшим, і він стає конкурентоспроможним. Коли це відбувається, його вектор ваг починає наближатися до деякої групи векторів входу. Як тільки нейрон починає перемагати, його зсув починає зменшуватися. Таким чином, завдання

активізації „мертвих” нейронів виявляється вирішеним. Друга перевага, пов'язана з настроюванням зсувів, полягає в тому, що вони дозволяють вирівняти значення параметра активності і забезпечити притягання приблизно однакової кількості векторів входу. Таким чином, якщо один кластер притягає більше число векторів входу, ніж інший, то більш заповнена область притягне додаткову кількість нейронів і буде поділена на менші за розмірами кластери.

#### *Навчання мережі.*

Реалізуємо 10 циклів навчання. Для цього можна використовувати функції `train` або `adapt`:

```
net1.trainparam.epochs=10; net1=train(net1,pict);  
% net1.adaptparam.passes=10; [net1,y,e]=adapt(net1,mat2cell(pict));  
надалі в роботі використовуємо тільки функцію train.
```

Для мереж з конкуруючим шаром за замовчуванням використовується навчальна функція `trainwbl`, яка на кожному циклі навчання випадково вибирає вхідний вектор і пред'являє його мережі; після цього проводиться корекція ваг і зсувів.

#### *Перевірка адекватності навчання.*

Виконаємо моделювання (симуляцію) мережі після навчання:

```
y=sim(net1,pict);
```

після чого відобразимо результат у вигляді кластерної гістограми, що відбиває кількість елементів, віднесених до різних кластерів (рис. 2.6), оскільки висновок результату на роздрукування в командному вікні буде проблематичним через великий обсяг виведеного масиву (більш 12 тис. елементів):

```
figure; bar(sum(y'));
```

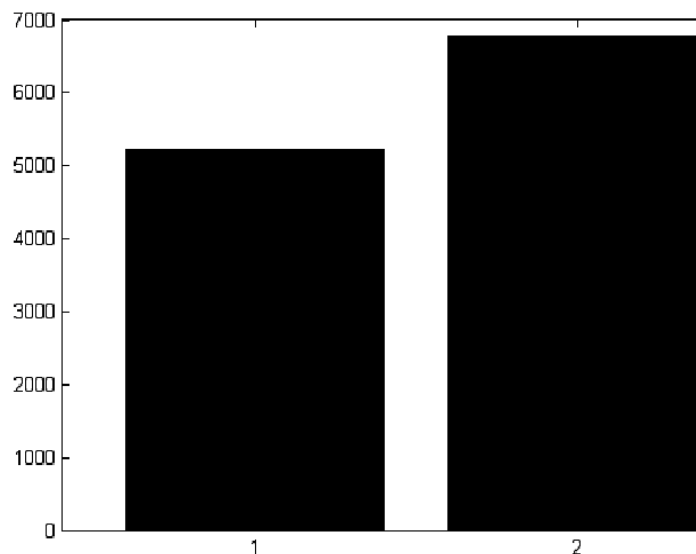


Рис. 2.6 – Кластерна гістограма для двох кластерів

Результуючі ваги і зсуви:

```
w=net1.IW{1,1}
```

```
b= net1.b{1}
```

```
w =
```

```
196.1937
```

```
95.8673
```

```
b =
```

```
4.7734
```

```
6.3137
```

```
c1 =
```

```
0.5695
```

```
0.4305
```

```
% figure; plotsom(y');
```

Судячи зі значення результуючих ваг, центр одного кластера має значення близько 96, а центр іншого – 196, зсуви визначаються в b, а параметр активності нейронів визначається в c1.

На рис.2.6 видно, що мережа навчена класифікації векторів входу на 2 кластера. На гістограмі число елементів розділилося між кластерами приблизно нарівно.

Для коректування параметрів і остаточного навчання мережі необхідно застосувати її на прикладі, що дозволяє робити певні висновки.

*Застосування мережі.*

Застосуємо навчену мережу Кохонена із двох нейронів для того, щоб розпізнати класи об'єктів „хмара” і „не хмара” на супутниковому знімку.

Для цього переформуємо двовимірний масив знімка в одновимірний масив для пред'явлення мережі:

```
[strok,stolb]=size(picture); dlina=strok*stolb;
```

```
pic=reshape(picture,1,dlina);
```

і пред'явимо мережі для класифікації:

```
y1=sim(net1,pic);
```

```
figure; bar(sum(y1'));
```

Результат класифікації представимо у вигляді зображення результату розпізнавання, у якому значенню індексу кластера привласнимо деяке значення амплітуди – 0 і 1 – по числу кластерів:

```
yy1=vec2ind(y1);
```

увівши при цьому додатковий масив результатів розпізнавання:

```
rasp=zeros(size(yy1));
```

```
for m=1:dlina
```

```
    if yy1(m)= =1
```

```
        rasp(m)=0;
```

```
    else rasp(m)=1;
```

```
    end;
```

```
end;
```

Після чого знову переформуємо отриманий одновимірний масив

результату у двовимірний масив результату з розмірами знімка:  
`result=reshape(rasp,strok,stolb);`  
`figure; imshow(result); title('resultat');`

Виглядає подібний результат класифікації, отриманий на основі використання шару Кохонена, як показано на рис. 2.7.

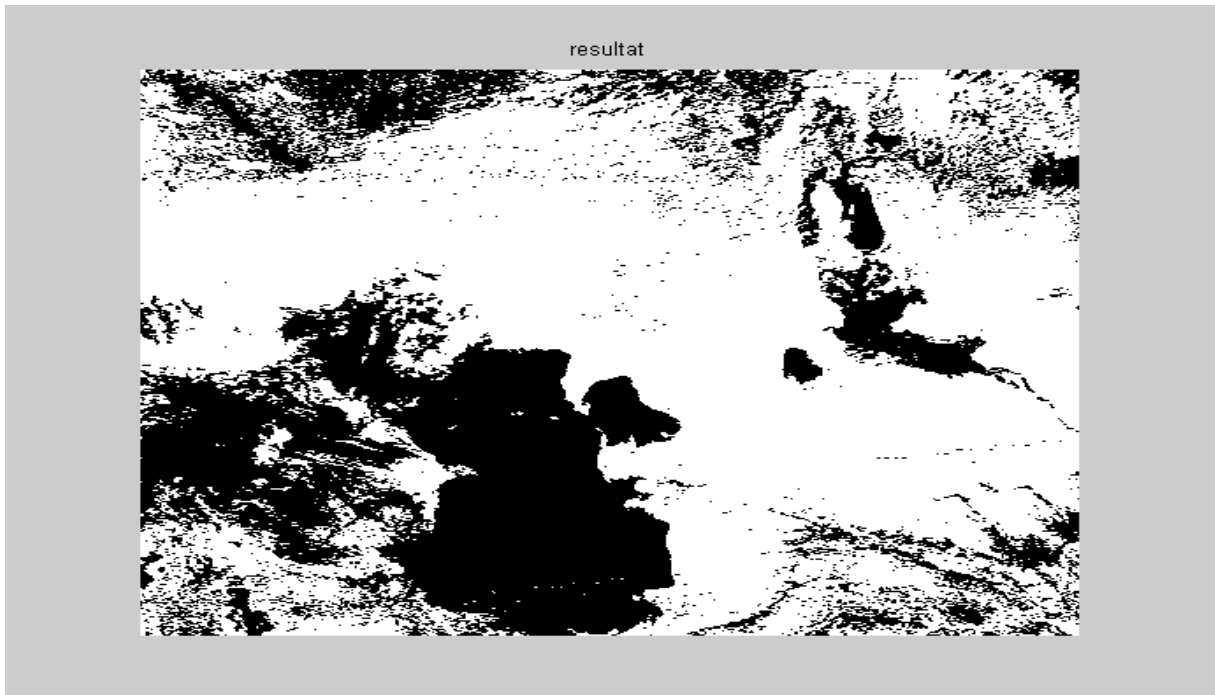


Рис. 2.7 – Результат виділення полів хмарності на вихідному супутниковому знімку за допомогою навченого на основі представницької вибірки протягом 10 епох шару Кохонена з двох нейронів

#### *Обговорення результату.*

Вирішення цієї задачі на одноядерному комп'ютері зі стандартними установками системи займає ледве більше однієї хвилини. Порівняння результату з вихідним знімком говорить про низьку якість виділення полів хмарності. Навчання мережі не адекватно.

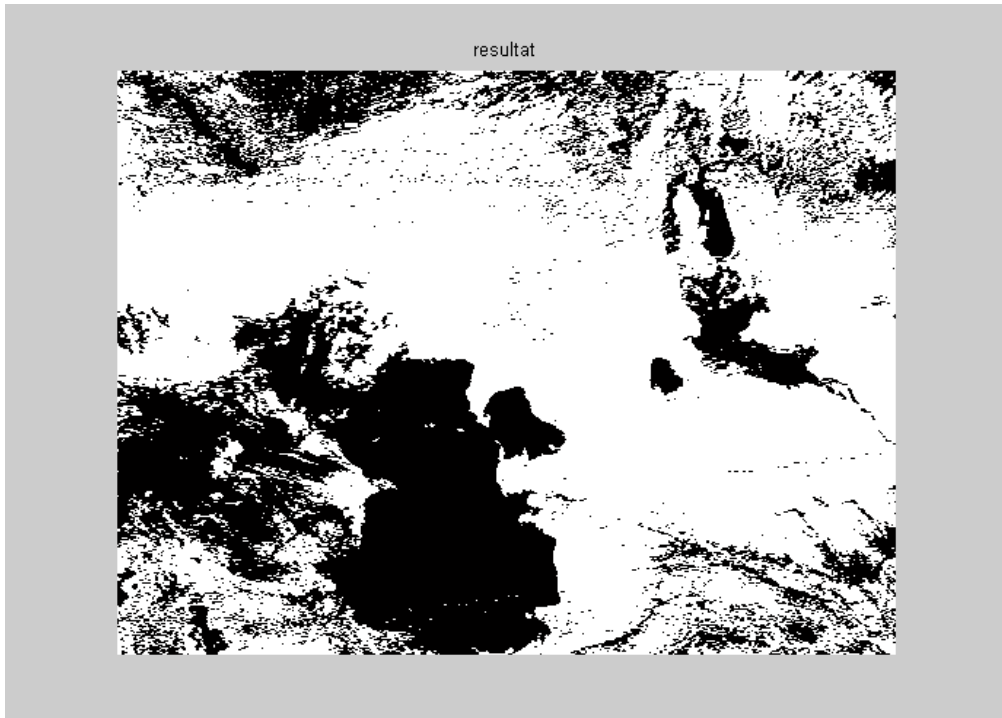
#### *Коректування навчання.*

Збільшимо кількість епох навчання до 100.

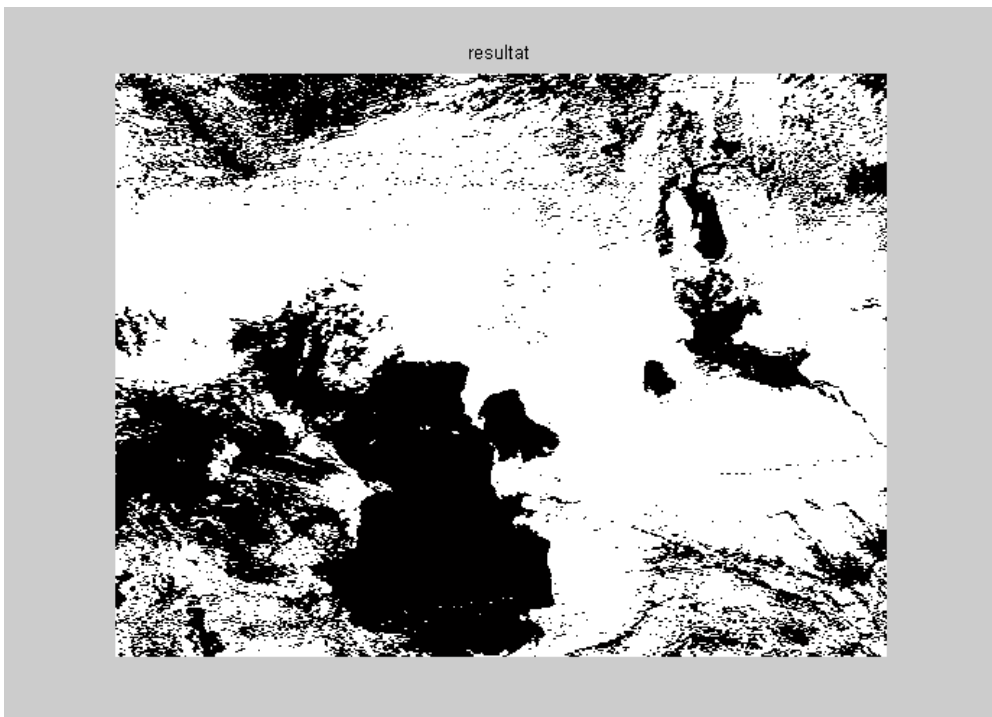
```
net1.trainparam.epochs=100;
```

Порівняємо отримані результати.

Результат виділення полів хмарності при 100 циклах навчання представлений на (рис. 2.8, б).



a



б

Рис. 2.8 – Результат виділення полів хмарності на вихідному супутниковому знімку за допомогою навченого на основі представницької вибірки протягом 10 епох (а) і 100 епох (б) шару Кохонена з двох нейронів

Порівняння результатів обробки після 10 і після 100 циклів навчання мережі дозволяє зробити висновок про те, що при подібних вихідних даних для навчання немає необхідності збільшувати тривалість навчання.

Як було відзначено вище, можливий випадок, коли мережа одержить неправильне уявлення про об'єкт розпізнавання, що й відбулося в нашому випадку. Для того щоб уникнути такої ситуації потрібно використовувати топологію мережі з більшим числом виходів, коли кожному виходу відповідає свій кластер. Чим більше виходів у мережі, тем більша відстань між класами і тим складніше їх переплутати. Тому в нашому випадку в процесі вирішення задачі з'явилася необхідність збільшення кількості нейронів.

Установимо їхню кількість рівною 6, оскільки по градаціях яскравості на знімку можна виділити, як уже згадувалося, 6 об'єктів.

```
net1=newc([0 255],6,.01,.001);
```

Кількість епох навчання знову встановимо рівним 10.

```
net1.trainparam.epochs=10;
```

Вирішимо ще раз задачу виділення полів хмарності.

Перевірка роботи шару Кохонена на навчальній вибірці

```
y=sim(net1,pict);
```

```
figure; bar(sum(y'));
```

```
b=net1.b{1}
```

```
w=net1.IW{1,1}
```

```
figure; plotsom(y');
```

Робота шару Кохонена по знімку. Результат розпізнавання представимо у вигляді зображення, у якому значенню індексу кластера привласнимо деяке значення амплітуди від 0 до 1 по числу кластерів:

```
y1=sim(net1,pic);
```

```
figure; bar(sum(y1'));
```

```
yy1=vec2ind(y1);
```

```
rasp=zeros(size(yy1));
```

```
for m=1:dlna
```

```
    if yy1(m)==1
```

```
        rasp(m)=0;
```

```
    elseif yy1(m)==2
```

```
        rasp(m)=1;
```

```
    elseif yy1(m)==3
```

```
        rasp(m)=0.8;
```

```
    elseif yy1(m)==4
```

```
        rasp(m)=0.6;
```

```
    elseif yy1(m)==5
```

```
        rasp(m)=0.4;
```

```
    else rasp(m)=0.2;
```

```
    end;
```

```
end;
```



Характеристики ваг, зсувів і активності нейронів такі:

w =	b1 =	c1 =
67.8593	25.9217	0.1049
231.2240	14.5526	0.1868
137.3042	20.7591	0.1309
104.0766	31.0365	0.0876
182.9811	7.6824	0.3538
80.2121	19.9893	0.1360

Для зручності порівняння результату виділення полів хмарності з вихідним супутниковим знімком розмістимо їх поруч (рис. 2.9, 2.10).

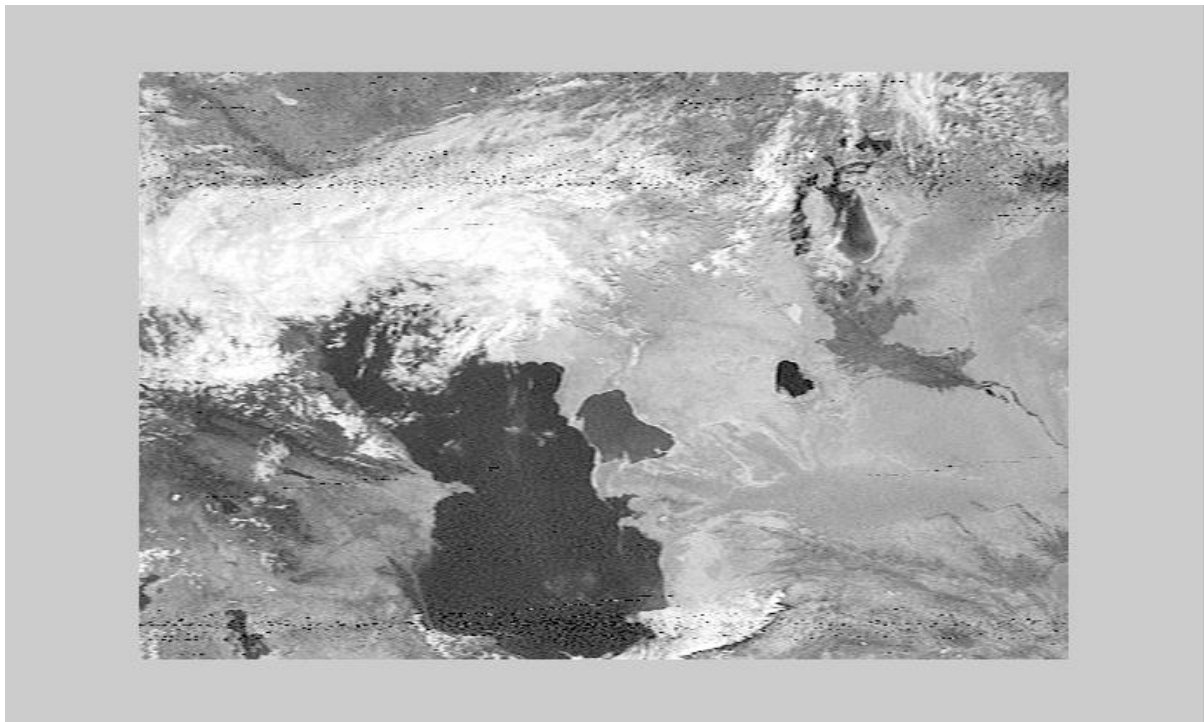


Рис. 2.9 – Вихідний супутниковий знімок (а). Хмарність відбита білим кольором, інші об'єкти – градаціями сірого кольору

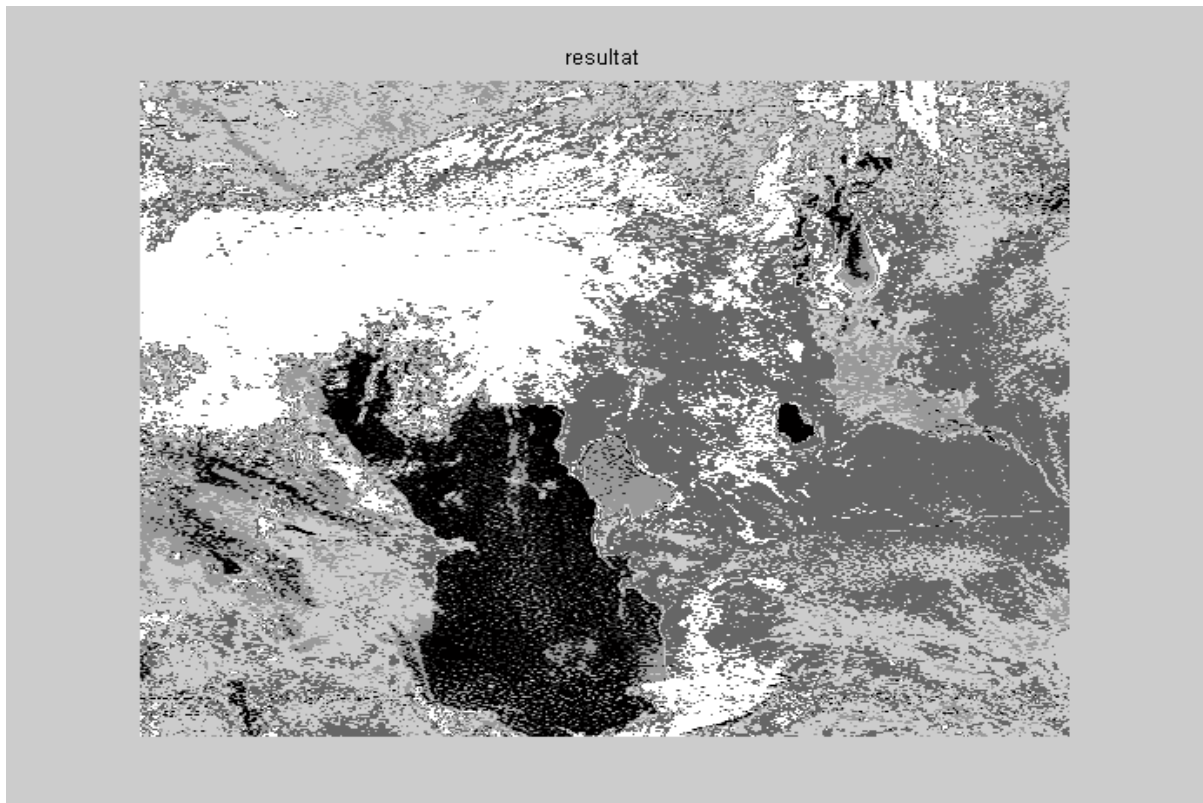


Рис. 2.10 – Результат виділення полів хмарності на вихідному супутниковому знімку (рис. 2.9) за допомогою навченого на основі представницької вибірки протягом 10 епох шару Кохонена з 6 нейронів. Хмарність відбита білим кольором, інші об'єкти – градаціями сірого кольору

Висновок за результатами їх порівняння:  
*збільшення кількості нейронів у мережі привело до збільшення її потужності, тим самим, дозволивши мережі визначити більшу кількість кластерів. Більша кількість кластерів зменшила ймовірність переплутування класів за рахунок збільшення відстані між ними.*

Слід зазначити, що помилки в розпізнаванні все-таки є. Це добре видно по плато Устюрт, над яким на знімку хмарності не спостерігається, а за результатами розпізнавання хмарність присутня.

Отже, з достатньою якістю *задача виділення полів хмарності* на супутниковому знімку, за допомогою штучної нейронної мережі, навченої на основі представницької вибірки, *розв'язана*.

Однак на початку вирішення відзначалося, що самонавчання мережі можна здійснити *двома шляхами*. Перший – полягає в створенні представницької (репрезентативної) вибірки й пред'явленні її мережі для

самонавчання, що й було зроблено, а другий – самонавчання мережі на всьому знімку.

*Реалізуємо другий шлях – самонавчання мережі.*

Пред'явимо мережі в якості навчального масиву сам знімок, здійснимо 10 циклів навчання,

```
net1.trainparam.epochs=10; net1=train(net1,pic);
```

і проведемо процедуру розпізнавання цього ж знімка навченою мережею.

У результаті навчання характеристики мережі такі:

w =	b1 =	c1 =
71.9787	19.0893	0.1424
238.0597	18.4290	0.1475
120.6534	17.6090	0.1544
176.5467	13.7379	0.1979
201.7638	16.5305	0.1644
155.6796	14.0534	0.1934

Кластерна гістограма цієї навченої мережі має вигляд, наведений на (рис. 2.11).

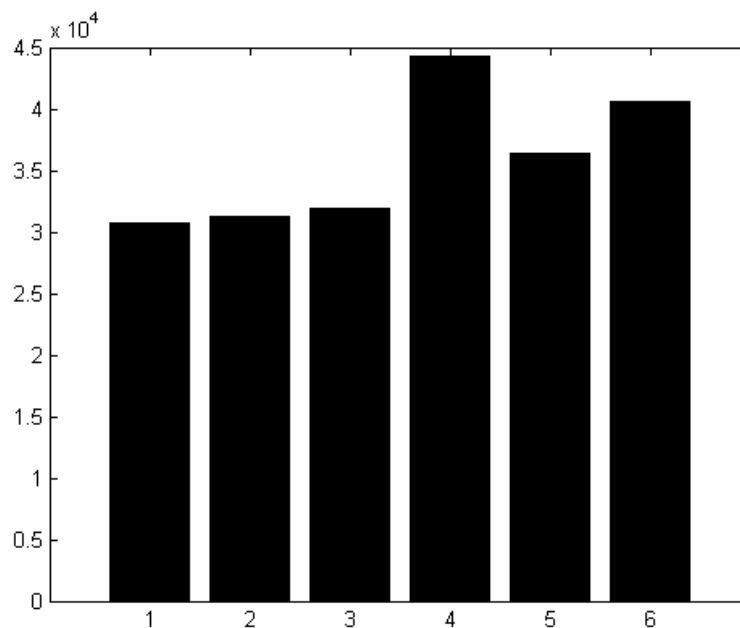


Рис. 2.11 – Кластерна гістограма для 6 кластерів

При порівнянні цих характеристик з попередніми характеристиками мережі добре видно, що вона навчилася по-іншому.

Результат виділення полів хмарності для цього варіанта навчання мережі наведений на (рис. 2.12).

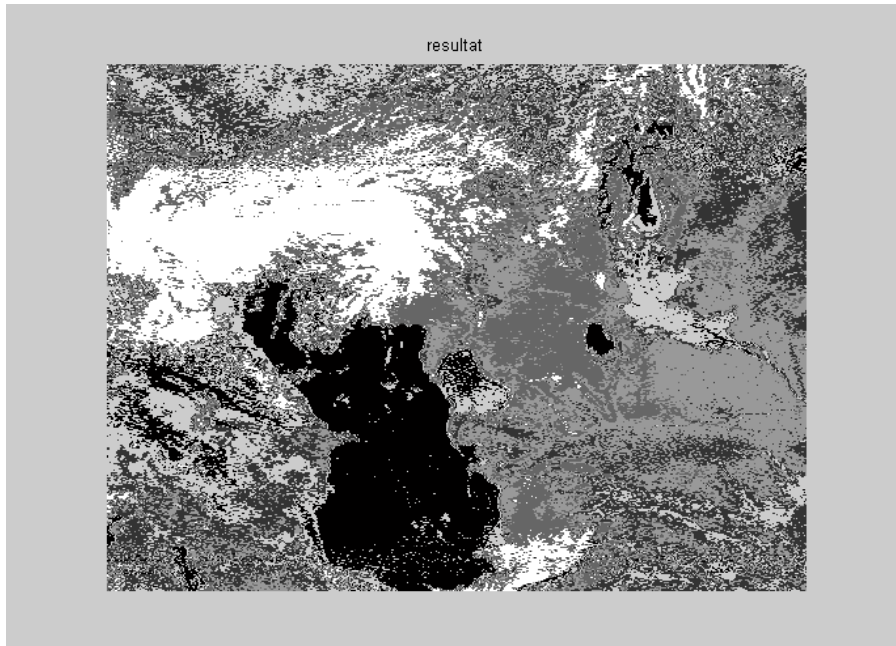
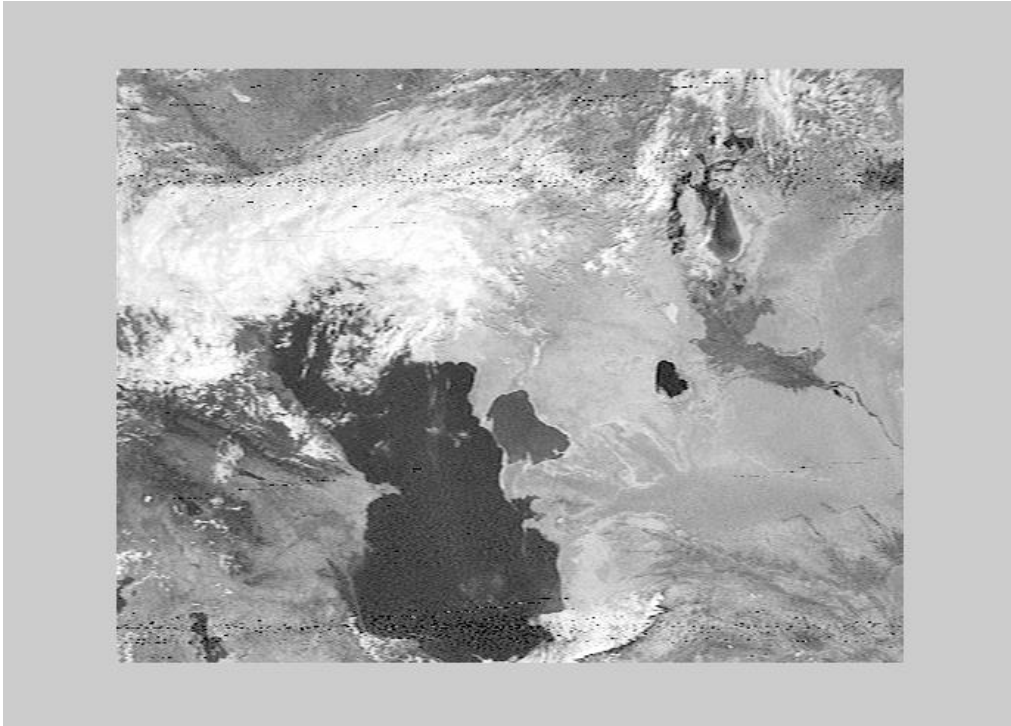


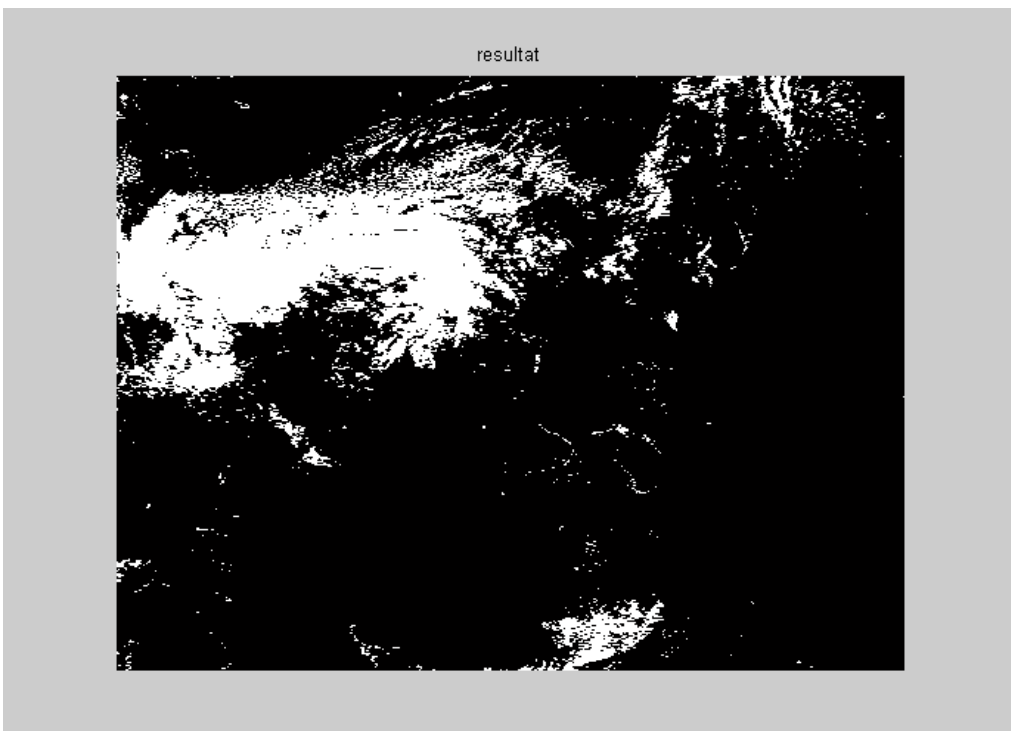
Рис. 2.12 – Результат виділення полів хмарності на вихідному супутниковому знімку за допомогою навченого на основі цього ж знімка протягом 10 епох шару Кохонена з 6 нейронів. Хмарність відбита білим кольором, інші об'єкти – градаціями сірого кольору

Також, як і в попередньому випадку, для зручності порівняння результату виділення полів хмарності з вихідним супутниковим знімком розмістимо їх поруч (рис. 2.13), при цьому всім об'єктам, крім хмар, привласнимо значення амплітуди, відповідне до чорного кольору:

```
y1=sim(net1,pic);  
figure; bar(sum(y1'));  
yy1=vec2ind(y1);  
rasp=zeros(size(yy1));  
for m=1:dlna  
    if yy1(m)==1  
        rasp(m)=0;  
    elseif yy1(m)==2  
        rasp(m)=1;  
    elseif yy1(m)==3  
        rasp(m)=0;  
    elseif yy1(m)==4  
        rasp(m)=0;  
    elseif yy1(m)==5  
        rasp(m)=0;  
    else rasp(m)=0;  
    end;  
end;
```



а



б

Рис. 2.13 – Вихідний супутниковий знімок (а) і результат виділення полів хмарності на вихідному супутниковому знімку (б) за допомогою навченого на основі самого знімка протягом 10 епох шару Кохонена з 6 нейронів. Хмарність відбита білим кольором, інші об'єкти – чорним кольором

Висновок за результатами порівняння:

*застосування для самонавчання самого знімка покращило якість навчання, воно стало адекватним. Із цієї причини явно покращилася якість виділення полів хмарності в порівнянні з попереднім випадком.*

Отже, з достатньою якістю задача виділення полів хмарності на супутниковому знімку за допомогою штучної нейронної мережі, навченої на основі знімка, вирішена. Кількісна оцінка якості розпізнавання в даному завданні не розглядається.

Подальше покращення якості розпізнавання полягає в завданні необхідної помилки і у навчанні мережі до досягнення цієї помилки. Потім – застосування навченої подібним чином мережі. Однак дослідження показали, що цей шлях можливий, але ефективність його невисока, оскільки якість розпізнавання покращується незначно, а час навчання різко зростає. Зокрема, при обробці цього знімка при заданій помилці 0,001 час навчання залежно від типу комп'ютера склав від чотирьох до десяти годин. Тому подальше підвищення якості розпізнавання вимагає розширення простору ознак розпізнавання.

## 2.5 Зміст звіту про лабораторну роботу

- 1) Титульний аркуш.
- 2) Розділ: Ціль лабораторної роботи та Завдання на лабораторну роботу.
- 3) Розділ: Хід лабораторної роботи – програмні коди до всіх пунктів завдання з додатком результатів виконання всіх операцій і команд.
- 4) Розділ: Висновки щодо лабораторної роботи.

## КОНТРОЛЬНІ ЗАПИТАННЯ

1. Яка інформація виходить із супутників?
2. Які етапи обробки космічних знімків?
3. У чому полягає сутність службової обробки знімків?
4. У чому полягає сутність просторової прив'язки знімків?
5. У чому полягає сутність радіаційної корекції знімків?
6. Яка мета тематичної інтерпретації знімків?
7. Які основні дешифрувальні ознаки знімків?
8. Що таке текстура зображення супутникових знімків і її види?
9. Що таке мезоструктура і макроструктура зображення супутникових знімків і їх види?
10. Які завдання вирішуються при створенні штучної нейронної мережі?
11. Які типи мереж Кохонена існують?

12. Яка архітектура шару Кохонена?
13. Який порядок ініціалізації шару Кохонена?
14. Який алгоритм навчання шару Кохонена?
15. Яким чином навчити шар Кохонена на супутниковому знімку?

## ЛІТЕРАТУРА

### Основна:

1. Перелигін Б.В., Ткач Т.Б. Застосування штучних нейронних мереж для обробки інформації в технічних системах моніторингу навколишнього середовища: Навчальний посібник. – Одеса: ТЕС, 2014. – 222 с.

### Додаткова:

2. Перелигін Б.В., Кузніченко С.Д. Методи і засоби обробки моніторингової інформації. Частина 1. Способи і засоби одержання, обробки і надання моніторингової інформації: Навчальний посібник. – Одеса: Екологія, 2010. – 222 с..
3. Перелигін Б.В. Одержання, передача, прийом і надання локаційної космічної інформації: Навчальний посібник. – Одеса: Екологія, 2006. – 88с.
4. Руденко О.Г., Бодянский Е.В. Искусственные нейронные сети: Учебное пособие. – Харьков: ООО „Компания СМИТ”, 2005. – 408 с.
5. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. Кн. 1: Учебное пособие для вузов / Под общей редакцией А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2000. – 416 с. (Серия: Нейрокомпьютеры и их применение).
6. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом „Вильямс”, 2001. – 27 с.
7. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечёткая логика и искусственные нейронные сети: Учебное пособие для вузов. – М.: Издательство физико-математической литературы, 2001. – 224 с.
8. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика, 2-е изд., стереотип. – М.: Горячая линия-Телеком, 2002. – 382 с.
9. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом „Вильямс”, 2006. – 1104 с.
10. Медведев В.В., Потёмкин В.Г. Нейронные сети. МАТЛАВ 6 / Под общей редакцией В.Г. Потёмкина. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с. (Пакеты прикладных программ; Кн. 4).

## ДОДАТОК А

### Вимоги до оформлення і форма титульного аркуша звіту про лабораторну роботу

- 1) Звіт виконується на аркушах формату 11 (А4) машинописним способом у будь-якому текстовому редакторі.
- 2) Колір шрифту – чорний, гарнітура – Таймс, кегль – 14, поля з усіх боків – 20 мм.
- 3) Мета лабораторної роботи та Завдання на лабораторну роботу оформляються в одному розділі з нового аркуша.
- 4) Хід лабораторної роботи оформляється в одному розділі з нового аркуша.
- 5) Висновки по лабораторній роботі оформляються в одному розділі з нового аркуша.
- 6) Допускається для розділу Хід лабораторної роботи, з метою економії паперу, виконання тексту і програмних кодів кеглем 12, при необхідності рисунки можуть виконуватися в кольорі.

#### Форма титульного аркуша звіту

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ОДЕСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ЕКОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ФАКУЛЬТЕТ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК, УПРАВЛІННЯ ТА АДМІНІСТРУВАННЯ  
Кафедра автоматизованих систем моніторингу навколишнього середовища

**ЗВІТ**  
**про лабораторну роботу**

**ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОЦЕСУ ВИДІЛЕННЯ ПОЛІВ ХМАРНОСТІ НА  
СУПУТНИКОВОМУ ЗНІМКУ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ  
МЕРЕЖ**

з дисципліни  
**ШТУЧНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ В ЗАДАЧАХ ОБРОБКИ ДАНИХ**

Виконав(ла) студент(ка) групи К-51  
Іванов Петро Сидорович

\_\_\_\_\_  
(підпис студента)

Перевірив Перелигін Б.В.

Оцінка за підготовку до лабораторної роботи	Оцінка за виконання лабораторної роботи	Загальна оцінка

Одеса – 2019



МЕТОДИЧНІ ВКАЗІВКИ  
до лабораторної роботи  
„Дослідження процесу виділення полів хмарності  
на супутниковому знімку за допомогою штучних нейронних мереж”  
з дисципліни  
„Штучні нейронні мережі в задачах обробки даних”

Укладачі: к.т.н., доц. Перелигін Б.В., к.ф.-м.н. Ткач Т.Б.

Підписано до друку  
Ум. друкарських листів

Формат  
Тираж

Папір  
Замовлення №

Надруковано з готового оригінал-макету

---

Одеський державний екологічний університет  
65016, Одеса, вул. Львівська, 15

---