

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ОДЕСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ЕКОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

**Б.В. Перелигін
Т.Б. Ткач**

**Застосування штучних нейронних мереж для обробки
інформації в технічних системах моніторингу
навколишнього середовища**

Навчальний посібник

Рекомендовано Міністерством освіти і науки України
як навчальний посібник для студентів
вищих навчальних закладів

**Одеса
ТЕС**

2014

ББК 32.97
П27
УДК 681.3

Гриф наданий Міністерством освіти і науки України
(лист № 1/11-638 від «20» січня 2014 р.).

Рецензенти:

Бодянський Є.В., д.т.н., проф.

Крісілов В.А., д.т.н., проф.

Обод І.І., д.т.н., проф.

Руденко О.Г., д.т.н., проф.

П27 Перелигін, Борис Вікторович, Ткач, Тетяна Борисівна

Застосування штучних нейронних мереж для обробки інформації в технічних системах моніторингу навколишнього середовища. Навчальний посібник. / Перелигін Б.В., Ткач Т.Б.; Одеський держ. екологічний університет. – Одеса: ТЕС, 2014 р. – 218 с.

У навчальному посібнику викладені основні поняття про моніторинг навколишнього середовища, його організацію, моніторингову інформацію, розглянуті питання моніторингу навколишнього середовища за допомогою космічних систем і наземних радіолокаційних засобів. Коротко розглянуті питання загальної теорії нейронних мереж. Стосовно космічних систем і наземних радіолокаційних засобів проаналізовані можливості застосування штучних нейронних мереж для обробки первинної і вторинної моніторингової інформації. Наводяться практичні приклади застосування штучних нейронних мереж для обробки супутникової і радіолокаційної моніторингової інформації.

Посібник призначений для студентів і магістрів, які навчаються за спеціальностями „Комп'ютерний еколого-економічний моніторинг” і „Інформаційні управляючі системи та технології”, а також може бути корисним для фахівців з технічних систем моніторингу гідрометеорологічного і екологічного профілю.

ББК 32.97
УДК 681.3

ISBN 978-617-7054-41-1

© Одеський державний
екологічний університет, 2014

Навчальне видання

**ПЕРЕЛИГІН Борис Вікторович
ТКАЧ Тетяна Борисівна**

**Застосування штучних нейронних мереж для обробки
інформації в технічних системах моніторингу
навколишнього середовища**

Навчальний посібник

Підписано до друку 10.07.2014 р. Формат 60х84/16
Папір офсетний. Ум. друк. арк. 12,67
Наклад 100 прим. Замовлення 553
Видавництво та друкарня „ТЕС”

(Свідоцтво ДК № 771) Одеса, Канатна 81/2
Тел.: (0482)42-90-98, (0482)42-89-72
Надруковано в авторській редакції

ЗМІСТ

	стор.
Вступ	5
1 Моніторинг навколишнього середовища і моніторингова інформація	7
1.1 Поняття про моніторинг навколишнього середовища.....	7
1.2 Система державного моніторингу України і моніторингова інформація.....	9
2 Штучні нейронні мережі в задачах моніторингу навколишнього середовища	15
2.1 Основні поняття штучних нейронних мереж.....	17
2.2 Навчання штучних нейронних мереж.....	31
2.3 Застосування штучних нейронних мереж в задачах моніторингу.....	47
3 Застосування штучних нейронних мереж для обробки супутникової моніторингової інформації	52
3.1 Супутниковий моніторинг навколишнього середовища.....	52
3.1.1 Орбіти штучних супутників Землі.....	58
3.1.2 Фізичні основи дистанційного зондування Землі.....	61
3.1.3 Технічні системи супутникового моніторингу.....	64
3.2 Формати супутникової моніторингової інформації.....	70
3.2.1 Супутникова моніторингова інформація формату HRPT.....	70
3.2.2 Супутникова моніторингова інформація формату ART.....	78
3.3 Формування зображення з супутникового сигналу формату ART.....	92
3.4 Види і характеристика супутникової моніторингової інформації.....	93
3.5 Обробка супутникових знімків.....	98
3.6 Застосування штучних нейронних мереж для виділення полів хмарності на супутникових знімках.....	103
3.6.1 Постановка задачі виділення полів хмарності.....	104
3.6.2 Розв'язання задачі виділення полів хмарності.....	105
3.7 Застосування штучних нейронних мереж для виявлення синхронізуючого сигналу в супутникових даних формату ART.....	127
3.7.1 Постановка задачі виявлення синхронізуючого сигналу в супутникових даних формату ART із застосуванням штучної нейронної мережі.....	127

3.7.2 Розв'язання задачі виявлення синхронізуючого сигналу в супутникових даних формату АРТ із застосуванням штучної нейронної мережі.....	127
4 Застосування штучних нейронних мереж для обробки даних радіолокаційного моніторингу.....	148
4.1 Принципи радіолокації.....	148
4.1.1 Способи радіолокаційного спостереження і огляду...	148
4.1.2 Вимірювання координат об'єктів.....	151
4.2 Основи радіометеорології.....	154
4.2.1 Основні електрофізичні характеристики атмосфери і їх зв'язок з метеорологічними параметрами.....	154
4.2.2 Взаємодія електромагнітних хвиль з атмосферою....	156
4.2.3 Рівняння радіолокації метеорологічних об'єктів і його аналіз.....	163
4.3 Представлення даних радіолокаційного моніторингу.....	165
4.4 Радіолокаційний моніторинг навколишнього середовища...	172
4.4.1 Вимірювання інтенсивності опадів і вогдості хмар за даними спостережень імпульсних РЛС.....	172
4.4.2 Вимірювання швидкості і напрямку вітру доплерівськими метеорологічними РЛС.....	175
4.5 Застосування штучних нейронних мереж для розв'язання задачі виявлення метеорологічних об'єктів за даними радіолокаційного моніторингу.....	179
4.5.1 Постановка задачі виявлення на тлі шумів радіолокаційного сигналу, відбитого від метеорологічного об'єкта, і місце штучної нейронної мережі при розв'язанні цієї задачі.....	179
4.5.2 Розв'язання задачі виявлення метеорологічною РЛС відбитого від метеорологічного об'єкта сигналу із застосуванням штучної нейронної мережі.....	189
Предметний покажчик.....	210
Іменний покажчик.....	214
Бібліографічний список.....	215

ВСТУП

При проведенні моніторингу навколишнього середовища потрібно обробляти величезний потік даних про зовнішню обстановку і часто з високою динамікою. Це створює значні труднощі формалізації алгоритмів обробки даних і забезпечення високої якості їх роботи. З'являються і нові завдання, такі як розпізнавання ситуацій, об'єктів і явищ, аналіз і прогнозування обстановки, адаптація режимів роботи технічних засобів моніторингу навколишнього середовища. Виникає необхідність використання апріорної інформації про характер зміни фізичних параметрів навколишнього середовища, можливо вираженого і в нечіткій формі. Часто класичних методів вирішення подібних завдань немає.

Одним з перспективних напрямів побудови ефективних систем обробки інформації є використання технології нейронних мереж. Нейронні мережі дозволяють, з одного боку, якщо алгоритми відомі і не вистачає обчислювальних потужностей, після представлення алгоритму в нейромережному базисі, використовувати потужні апаратні засоби з масовим паралелізмом. З іншого боку, там, де алгоритмів не існує або вони недостатньо ефективні, нейронні мережі дають можливість створювати системи обробки, які мають такі риси як гнучкість, здатність адаптуватися до змін зовнішніх умов, стійко зберігаючи високу якість роботи. Це наслідок запозичення структури і властивостей у біологічних об'єктів.

Головні переваги нейронних мереж можна розділити на дві основні групи: алгоритмічні і апаратні.

Нейронні мережі передбачають застосування принципово нового підходу до синтезу методів обробки в алгоритмічному сенсі. Дана технологія надає комп'ютерній системі можливість навчатися на прикладах, а штучні нейронні мережі – отримувати розв'язання для проблем, що раніше вважалися нерозв'язними без участі людини. При цьому досягається гнучкість і адаптивність роботи, з'являється властивість робастності (збереження стійких високих показників якості роботи при відмінності зовнішніх умов від тих, що розглядаються на етапі розробки), тобто здатність до узагальнення. З'являється можливість побудови ефективних систем без трудомістких, а часто і нездійсненних, побудов аналітичних описів, здатність оперувати нечіткими (тобто не уявними у вигляді однозначних заданих величин) поняттями та ін.

Крім того, за рахунок спеціальної архітектури, що використовує безліч однакових, достатньо простих елементів, з'являється можливість застосування паралельних обчислювальних засобів, причому простота елементів дозволяє реалізовувати масову паралельність обчислень.

Нейронні мережі успішно застосовуються в широкому спектрі від побутових приладів, в яких з їх допомогою здійснюється вибір найбільш

сприятливих режимів роботи, до систем фінансового аналізу і обчислювальних комплексів управління бойовими діями.

Все це свідчить про необхідність впровадження нейромережних технологій в системи обробки моніторингової інформації і, насамперед, в супутникові, радіолокаційні та інші технічні системи здобуття і первинної обробки великого потоку моніторингової інформації. Ці системи вимагають високої швидкості обробки великих масивів даних для отримання достовірних результатів про гідрометеорологічну, екологічну й іншу обстановку, що складається.

Теорія штучних нейронних мереж не претендує на пояснення біологічних феноменів життя, свідомості і мислення. Вона є алгоритмічним апаратом побудови систем прийняття рішень на основі мереж формальних нейронів. Причому як формальні нейрони розглядаються прості елементи, що реалізують елементарні арифметичні функції.

Саме простота основних елементів становить одну з головних переваг нейромережних технологій – можливість побудови паралельних апаратних пристроїв, що реалізують нейромережні парадигми.

Для успішного застосування нейромережних технологій при обробці моніторингової інформації мають бути ретельно проаналізовані умови їх використання, етапи перетворення вхідних даних, обґрунтовані принципи оцінки якості обробки, визначені найбільш перспективні місця застосування.

Запропонований навчальний посібник за задумом авторів повинен сприяти студентам у вирішенні вказаних задач при проведенні моніторингу навколишнього середовища за допомогою технічних засобів.

Перед вивченням матеріалу цього навчального посібника студент достатньою мірою повинен знати основи теорії цифрової обробки сигналів, основи теорії штучних нейронних мереж, основні парадигми штучних нейронних мереж, уміти працювати з системою комп'ютерної математики і бути ознайомленим з будь-яким пакетом прикладних програм штучних нейронних мереж.

1 МОНІТОРИНГ НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА І МОНІТОРИНГОВА ІНФОРМАЦІЯ

1.1 Поняття про моніторинг навколишнього середовища

Поняття моніторингу навколишнього середовища вперше було використано в 1972 р. на Стокгольмській конференції ООН [1, 2]. Моніторингом було запропоновано називати систему повторних спостережень одного і більше елементів навколишнього природного середовища у просторі та часі з певною метою відповідно до заздалегідь підготовленої програми. Це поняття визначають також як систему спостережень, що дозволяє виділити зміни біосфери під впливом людської діяльності. В наш час цей термін дуже широко використовується для позначення спостережень, що тривало проводяться, за зміною природних і природно-техногенних процесів, які впливають на стан природних і природно-технічних систем. У найзагальнішому вигляді моніторинг можна визначити як *організовану з контрольнo-діагностичними цілями просторово-часову систему спостережень за змінами природних і природно-технічних систем, об'єктів і окремих складових їх частин у взаємодії з навколишнім середовищем* [3, 4, 5].

Таким чином, моніторинг є системою збору, обробки, зберігання і аналізу інформації, необхідної для вирішення певних завдань. *Одним з таких завдань*, яке можна віднести до категорії *головних*, є завдання виявлення тенденцій зміни стану навколишнього середовища, окремих його компонентів, природних і природно-технічних систем і об'єктів під впливом природних або техногенних процесів. На основі аналізу тенденцій складаються довгострокові і короткострокові прогнози таких змін. Подібного роду дані використовуються для ухвалення управлінських рішень, мета яких, у свою чергу, полягає в запобіганні або зниженні до мінімуму збитку від негативних проявів природних і техногенних процесів.

Моніторинг призначений для отримання інформації, що охоплює і характеризує весь комплекс процесів і явищ, які спостерігаються в межах досліджуваного об'єкта і простору, що є сусідами з ним. Така інформація необхідна для складання, подальшого коректування і уточнення прогнозів розвитку різних процесів, що є потенційною небезпекою. Глобальний моніторинг проводиться з метою отримання інформації, необхідної для вирішення задачі збереження біосфери і забезпечення розвитку цивілізації. Це завдання може бути вирішене за наявності даних, достатніх для складання достовірних прогнозів несприятливих геодинамічних і геофізичних явищ з метою запобігання природним і природно-техногенним катастрофам або зменшенню збитку, що завдається ними.

Стосовно спостережень за зміною навколишнього середовища слід розрізняти моніторинг глобальний, державний, регіональний, локальний і детальний, як це показано на рис. 1.1.

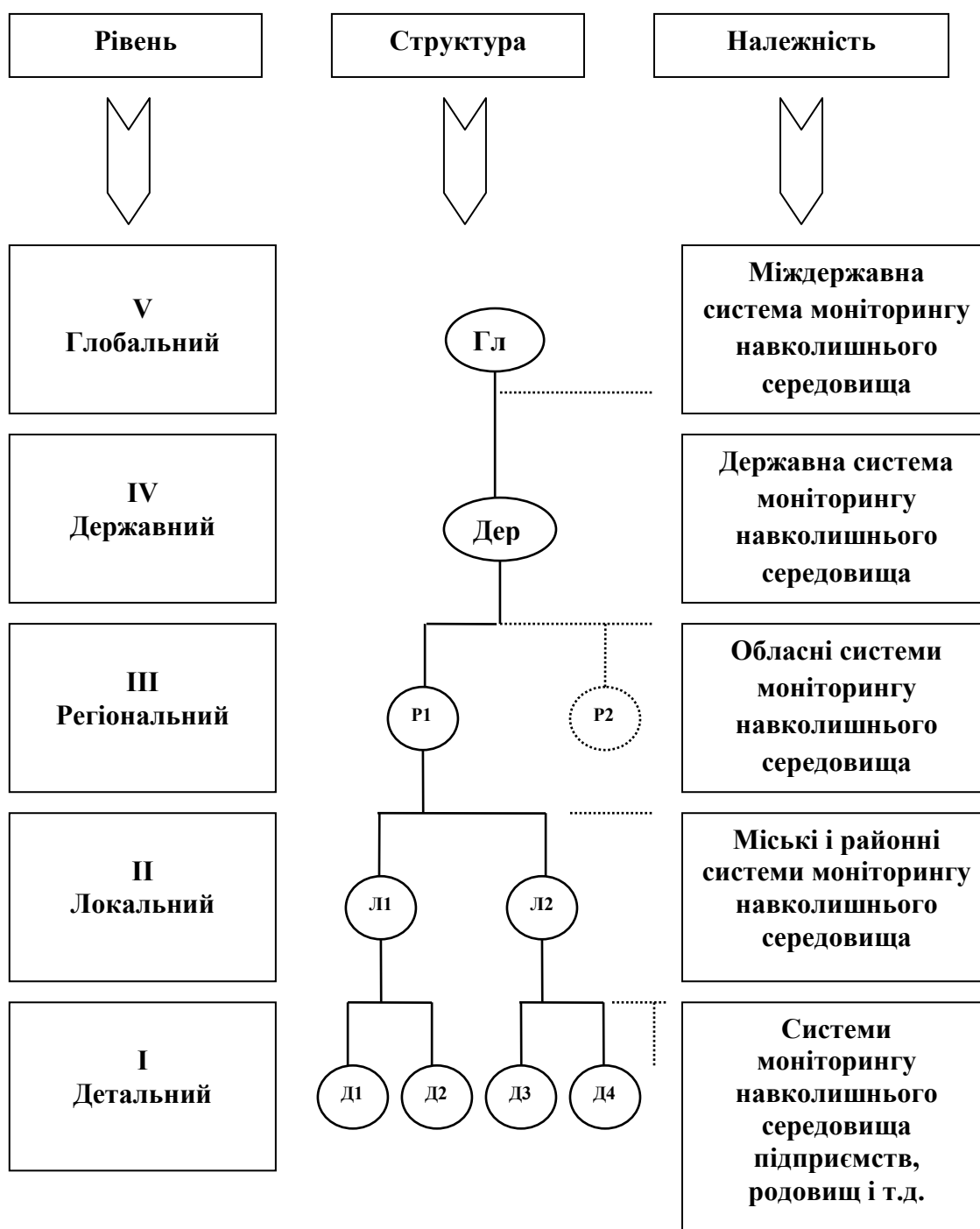


Рис. 1.1 – Структура моніторингу навколишнього середовища

Завдання, для вирішення яких здійснюється моніторинг, визначають рівень, ступінь складності, а також міждержавну, державну або відомчу

приналежність організовуваної системи спостережень. Найбільш складним по своїй структурі є моніторинг навколишнього середовища, оскільки припускає організацію багаторівневої і багатокомпонентної комплексної системи спостережень.

Приведена структура відображає моніторинг на кожному з рівнів, а також організаційну його належність. Кожен з рівнів, починаючи з першого, нижчого (детального), припускає організацію своєї власної системи спостережень, збору, обробки і передачі інформації (моніторингу), яка як підсистема входить в систему більш високого рівня. В той же час на кожному з рівнів, враховуючи цільову спрямованість моніторингу, доводиться вирішувати, окрім загального стеження за обстановкою, цілком певні завдання, пов'язані з вивченням деяких домінуючих кліматичних, геологічних або геофізичних процесів або із спостереженням за зміною стану окремих об'єктів. В цьому випадку доцільна організація дворівневого – загального і спеціального – моніторингу.

Загальний моніторинг – це система контролю, що охоплює всю досліджувану територію зі всіма об'єктами, що знаходяться в її межах, і припускає проведення спостережень за динамікою зміни максимально можливого числа характеристичних параметрів. Спеціальний моніторинг передбачає вивчення характеру змін порівняльно невеликого числа параметрів або чинників на обмежених ділянках або на окремих об'єктах, а також спостереження за змінами деяких компонентів навколишнього середовища, наприклад геологічного середовища, техносфери або біосфери.

Для здійснення моніторингу має бути організована *мережа спостережних станцій*, розроблений *часовий режим (регламент)* проведення вимірювань характеристичних параметрів і створений спеціальний центр обробки і зберігання інформації. На рис. 1.2 показаний приклад схеми організації моніторингу, що включає стаціонарні і мобільні пункти комплексних спостережень, що об'єднуються в територіальні мережі; інформаційно-оброблювальні центри різного ієрархічного рівня; систему комунікацій для передачі інформації. Така схема дозволяє здійснювати моніторинг на всіх рівнях від окремого об'єкта до території держави в цілому і має вихід в систему міжнародного глобального моніторингу.

1.2 Система державного моніторингу України і моніторингова інформація

Закон України „Про охорону навколишнього природного середовища” в ст. 22 „Моніторинг навколишнього природного середовища” визначає [6]:

„з метою забезпечення збору, обробки, зберігання і аналізу інформації про стан навколишнього природного середовища, прогнозування його змін і розробки науково обґрунтованих рекомендацій для прийняття ефективних управлінських рішень на Україні створюється система державного моніторингу навколишнього природного середовища”.

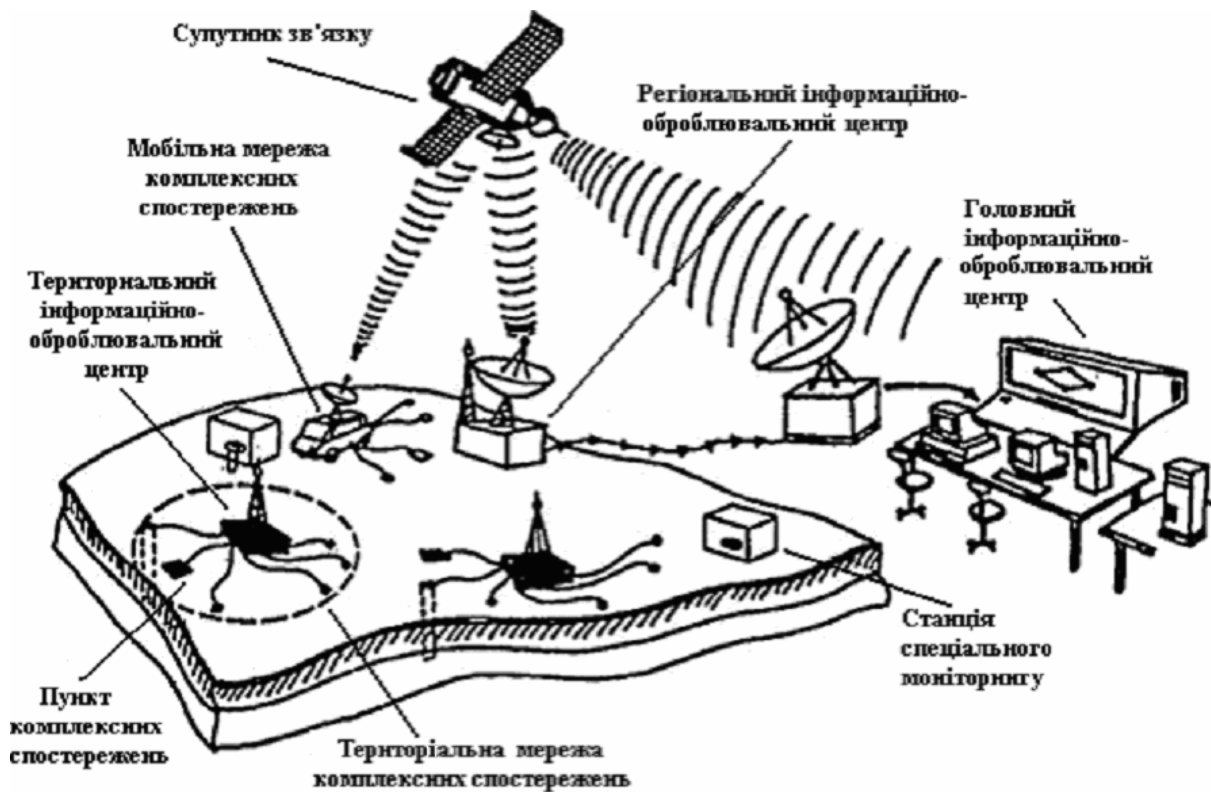


Рис. 1.2 – Схема організації комплексного моніторингу

Таким чином, моніторинг – інформаційна система спостереження і контролю. Тобто *система моніторингу* включає власне технічні засоби вимірювання і спостереження і сам процес накопичення даних, і оцінку їх динаміки. При спостереженні – фіксується якісний стан природного середовища і його зміна, при контролі – фіксуються кількісні параметри середовища та їх зміна.

Державна система спостережень і контролю стану природного середовища або система державного моніторингу (СДМ) є комплексною багаторівневою геоінформаційною системою [7, 8]. По-перше, вона призначена для проведення систематичних спостережень і контролю змін стану природного середовища під впливом природних і антропогенних

чинників. Інше її найважливіше призначення – забезпечення органів державного управління, господарських організацій і населення інформацією про поточний і прогнозований стан природного середовища, яка надходить як від власної мережі спостережень, так і від інших організацій, зарубіжних країн і міжнародних організацій.

Основними завданнями СДМ є:

- 1) здійснення необхідних спостережень і збору даних про стан природного середовища (зокрема про екологічну ситуацію) в різних просторових масштабах території земної кулі, включаючи глобальний;
- 2) оперативна передача і обробка великих масивів інформації з метою забезпечення підготовки прогнозів погоди, а також рівнів забруднення природного середовища;
- 3) забезпечення на оперативній основі галузей господарства і населення природно-ресурсною інформацією;
- 4) контроль забруднення природного середовища і джерел його забруднення;
- 5) контроль дотримання норм граничних викидів забруднюючих речовин;
- 6) контроль і прогноз сонячної активності, а також геофізичних явищ в магнітосфері, іоносфері і верхній атмосфері;
- 7) одержання необхідної інформації для оцінки клімату, його мінливості і впливу коливань і змін клімату на галузі господарства, економіку та екологічну ситуацію;
- 8) підвищення завчасності попереджень господарчих організацій і населення країни про небезпечні і стихійні гідрометеорологічні явища, а також про екстремальні рівні забруднення навколишнього природного середовища;
- 9) подальше розширення і підвищення ефективності гідрометеорологічного забезпечення господарського комплексу шляхом впровадження нових і удосконалення існуючих методів спостережень і прогнозу погоди, гідрометеорологічних і геофізичних явищ;
- 10) здійснення системи природоохоронних заходів для поліпшення екологічної обстановки в країні, скорочення обсягу шкідливих викидів в атмосферу, зниження концентрації шкідливих домішок; подальший розвиток і підвищення ефективності цих заходів;
- 11) організація і проведення робіт з активних впливів на гідрометеорологічні явища і процеси.

Організаційно СДМ складається з таких структурних елементів:

- 1) пунктів спостережень,
- 2) гідрометеорологічних і спеціальних обсерваторій,
- 3) гідрометеорологічних бюро,
- 4) гідрометеорологічних центрів,
- 5) центрів контролю забруднення природного середовища,

- 6) пунктів прийому супутникової інформації,
- 7) територіальних, регіональних центрів обробки і зберігання гідрометеорологічної і екологічної інформації.

Структурні підрозділи системи зв'язані різними за видом, призначенням і пропускнуою спроможністю каналами зв'язку. Центри обробки інформації обмінюються регулярною метеорологічною інформацією в рамках Всесвітньої служби погоди з національними, регіональними і світовими метеорологічними центрами, розташованими в інших країнах-членах ВМО.

Всі *функції*, виконувані СДМ, умовно поділяють на такі групи:

- одержання початкових даних,
- передача даних,
- обробка даних,
- розповсюдження одержаної інформації.

У відповідності з цим в СДМ виділяють чотири системи:

1) система (що включає наземну і космічну підсистеми) одержання гідрометеорологічних і геофізичних даних про стан природного середовища, дані про забруднення природного середовища, а також про природні ресурси, вона складається із засобів для проведення спостережень і обслуговуючого персоналу;

2) система збору і розповсюдження інформації, яка забезпечує своєчасний надійний збір і розповсюдження результатів спостережень і обробленої інформації, що передається на всіх рівнях СДМ;

3) система обробки інформації і банків даних про природне середовище, яка забезпечує автоматизовану обробку і надання інформації про поточний і прогнозований стан природного середовища і клімату;

4) система доведення інформації, що включає методи і технічні засоби для своєчасного надання необхідної інформації про поточний і прогнозований стан природного середовища керівним органам, господарським організаціям, а також населенню.

У системі одержання даних про стан природного середовища (первинна моніторингова інформація) забезпечується виконання різних видів спостережень: на станціях і постах, розташованих на суші і на морі, на стаціонарних і пересувних платформах, методами точкових вимірювань або просторового зондування (наземна підсистема одержання даних), а також різними методами і засобами вимірювань з супутників (космічна підсистема одержання даних).

Засоби для отримання кількісних і якісних характеристик поточного стану об'єктів природного середовища розміщуються на постійно або тимчасово діючій мережі пунктів спостережень з персоналом або без персоналу спостерігачів, а також використовуються при проведенні експедиційних робіт.

Масштаб і мінливість процесів, що вивчаються, визначають великий діапазон вимог до точності, просторового і часового розрізнення результатів спостережень і тривалості періодів, за які необхідно одержувати відомості про них.

В основу організації і функціонування системи одержання даних і мережі пунктів спостережень, які входять до неї, (зокрема спостережень, здійснюваних епізодично) покладена концепція *комплексності*. Відповідно до цієї концепції максимальна інформативність діючих засобів спостереження забезпечується раціональним (тобто з урахуванням вимог до оптимальної точності надання даних в пункті й оптимального поділу в просторі) їх розміщенням і комплексним використанням одержуваної інформації.

Система збору і розповсюдження інформації дозволяє здійснювати збір даних від спостережної мережі, циркулярне розповсюдження великих потоків цифрової і графічної інформації, обмін масивами даних на всіх рівнях СДМ, а також передачу необхідної інформації споживачам.

Система обробки даних про стан природного середовища включає оперативно-прогностичні організації, технічні засоби перетворення і передачі даних, ЕОМ, пристрої зберігання інформації, інструкції для персоналу, обслуговуючого систему, і набір програм, що реалізують технологію обробки, контролю і зберігання даних.

Система забезпечує оперативну, режимну обробку і аналіз отриманої інформації; складання довгострокових і короткострокових прогнозів стану природного середовища, оглядів і консультацій; систематизацію, накопичення, зберігання і пошук інформації; складання довідників за різними видами інформації і довідок по запитам (вторинна моніторингова інформація).

Обробка даних проводиться з різним ритмом функціонування, визначуваним розкладом роботи системи спостережень і каналів передачі даних, а також встановленими термінами підготовки вихідної продукції: оброблених даних, прогнозів, довідкових видань і т.д. Масиви накопичених даних формуються на базі оперативних і неоперативних даних (а також даних спеціальних експериментів), які збираються за допомогою поштового зв'язку.

Система доведення інформації забезпечує надання інформації про стан природного середовища споживачам на всіх рівнях обслуговування за узгодженими з ними планами. Спеціалізація забезпечення моніторинговою інформацією кожної конкретної галузі (групи споживачів) здійснюється на підставі вивчення її потреб.

Інформація передається вітчизняним регіональним і територіальним центрам, оперативним прогностичним організаціям і зарубіжним світовим, регіональним і національним метеорологічним центрам, а також надається

органам влади і населенню.

Забезпечення моніторинговою інформацією здійснюється як в оперативно-інформаційному режимі, так і в режимі надання довідкових матеріалів (щомісячників, щорічників, кліматичних довідників, атласів, описів, оглядів, різного роду довідок і т.д.), що готуються в організаціях і мережних підрозділах.

У оперативно-інформаційному режимі споживачам надається поточна інформація про фактичний стан природного середовища в реальному масштабі часу (зокрема інформація про небезпечні і стихійні гідрометеорологічні явища), попередження і прогнози різної завчасності, а також сповіщення про випадки екстремального забруднення природного середовища. При цьому дані про поточний стан природного середовища передаються з мінімальною затримкою після спостережень (вимірювань), прогностична інформація – із завчасністю, достатньою для її ефективного використання, інформація про поточні і прогнозовані небезпечні значення параметрів природного середовища і стихійні явища – екстрено.

Забезпечення споживачів в режимі надання довідкових матеріалів здійснюється на підставі інформації про стан і зміни гідрометеорологічних умов у вигляді накопичених даних безпосередніх спостережень і різних видів оброблених (узагальнених) матеріалів, підготовлених з використанням первинних даних.

Запитання для самоконтролю

1. Що таке моніторинг навколишнього середовища?
2. Яка структура моніторингу навколишнього середовища?
3. Як організовується комплексний моніторинг?
4. Що таке система державного моніторингу стану природного середовища?
5. Які основні завдання системи державного моніторингу?
6. З яких структурних елементів складається система державного моніторингу?
7. Які призначення, склад і завдання системи одержання даних про стан природного середовища?
8. Для чого призначена система збору і розповсюдження інформації про стан природного середовища і які її завдання?
9. Для чого призначена система обробки даних про стан природного середовища і які її завдання?
10. Для чого призначена система доведення інформації про стан природного середовища і які її завдання?
11. Які існують види моніторингової інформації і який режим її надання споживачам?

2 ШТУЧНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ В ЗАДАЧАХ МОНІТОРИНГУ НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА

Набір використовуваних в даний час технічних засобів моніторингу дуже широкий. Тому обробляти доводиться окрім вторинної або стандартної моніторингової інформації (як правило, це числові ряди даних або поля даних: забруднення, баричної топографії, термічної топографії і т.д.) і первинну інформацію, а саме, радіолокаційну інформацію, і супутникову інформацію з якої згодом і формуватиметься стандартна моніторингова інформація [9]. У разі швидко змінюваної обстановки потрібна також підготовка для споживача надоперативних прогнозів (наприклад, у разі формування грозоградового процесу). Тому для технічних систем моніторингу навколишнього середовища однією з головних вимог є *автоматизація* їх роботи, чому існує цілий ряд причин:

- обсяг інформації стає таким значним, що сприйняття його людиною стає скрутним,
- використовувана споживачем інформація стає все більш різномірною і різнотипною,
- необхідна швидкість обробки інформації може істотно перевищувати людські можливості, оскільки умови можуть змінюватися дуже швидко,
- вимоги щодо надійності роботи не дозволяють використовувати людину в найбільш важливих ланках обробки інформації, внаслідок її схильності до стресів,
- якісна обробка інформації людиною–оператором можлива тільки за умови достатнього тривалого і дорогого навчання, в ході якого він повинен проходити достатньо жорсткий професійний відбір, що в даний час дуже скрутно,
- важливою обставиною є прагнення виключити людину–оператора в тих місцях, які найбільшою мірою можуть піддаватися вражаючій дії геофізичних процесів (наприклад, оператора РЛС, який працює всередині смерчу, урагану – дані потрібні, а оператор під загрозою).

Єдиним виходом в цих умовах є максимальна автоматизація інформаційних систем і практично повне виключення людини з етапів обробки інформації.

Разом з тим процес широкої інформатизації створив і ряд передумов для реалізації цих вимог щодо автоматизації інформаційних систем моніторингу навколишнього середовища. До них можна віднести теоретичні, технологічні і програмні:

- теоретичні – розвиток теоретичних питань штучного інтелекту, таких як експертні системи, нейронні мережі, нечітка логіка й ін.,

в даний час досяг такого ступеня розвитку, що стало можливе їх успішне застосування не тільки в модельних, але і у ряді практично важливих завдань,

- технологічні – підвищення загальної продуктивності обчислювальних засобів; якщо раніше можливість використання найбільш ефективних методів могла розглядатися тільки в рамках дорогих і значних за масогабаритними характеристиками пристроїв і систем, і то не повною мірою, і була доступна тільки науково-дослідним центрам з використанням суперкомп'ютерів, то зараз багато трудомістких в обчислювальному відношенні алгоритмів використовуються навіть в побутових комп'ютерах; все ширше розвиваються напрями створення спеціалізованих процесорів, орієнтованих на конкретні методи, при використанні яких загальна еквівалентна швидкодія комп'ютерних систем зростає на декілька порядків; до них можна віднести окрім сигнальних процесорів, відомих і раніше, нейрочіпи і нейроплати з масовим паралелізмом, процесори нечіткої логіки, ЛІСП-процесори і ін.
- програмні – останнім часом з'явився цілий ряд зручних і ефективних програмних засобів, що дозволяють якісно вирішувати завдання обробки даних, включаючи спектральний, просторово-часовий, регресійний і кореляційний аналіз, статистичну обробку, кластеризацію, виділення ознак і класифікацію та ін.; є набір засобів програмування для спеціалізованих апаратних засобів, здатних забезпечити зручний для користувача інтерфейс при формуванні конкретних застосувань, орієнтованих на вирішувані завдання; зародився і інтенсивно розширюється новий клас інструментальних засобів, покликаних допомагати розробникові створювати засоби розробки додатків, – це об'єктно-орієнтоване програмування, засоби швидкої розробки додатків з візуальним інтерфейсом (RAD-засоби), CASE-засоби і системи програмування, що з'являються, з орієнтацією на природні мови.

Таким чином, на нинішньому етапі розвитку систем моніторингу навколишнього середовища можна упевнено стверджувати, що сучасні системи моніторингу без високо розвинутих автоматичних інформаційних систем матимуть набагато меншу ефективність застосування. Величезний технологічний стрибок в області інформаційних і обчислювальних засобів дозволяє стверджувати, що існують реальні можливості створення таких інформаційних засобів, яких гостро потребують технічні системи моніторингу навколишнього середовища.

При автоматичній обробці моніторингової інформації всі задачі

повинні вирішуватися пристроями обробки, а у людини залишається можливість контролю і втручання при необхідності для запобігання неправильним діям або у разі дуже складної і непередбачуваної обстановки. Проте, функціонування автоматичних систем обробки повинно здійснюватися так, щоб забезпечувати прийнятну ефективність навіть при істотній зміні зовнішніх умов.

Звідси слідує необхідність ставлення вимог до пристроїв автоматичної обробки по збереженню високих показників якості при зміні зовнішніх умов. Від якості роботи цих пристроїв, адекватності інформації, що надається ними зовнішнім умовам, що складаються, з одного боку, і вимогам споживача інформації з іншого – багато в чому залежить успішність застосування технічних систем моніторингу навколишнього середовища.

Величезну допомогу у вирішенні вказаних задач можуть надати штучні нейронні мережі.

2.1 Основні поняття штучних нейронних мереж

Розвиток штучних нейронних мереж надихається біологією. Розглядаючи мережні конфігурації (або архітектури), дослідники мислять їх в термінах організації мозкової діяльності. Але на цьому аналогія штучних і природних нейронних мереж може і закінчитися. Наші знання про роботу мозку настільки обмежені, що мало б знайшлося керівних орієнтирів для тих, хто почав би йому наслідувати. Тому розробникам мереж доводиться виходити за межі сучасних біологічних знань у пошуках структур, здатних виконувати корисні функції. У багатьох випадках це приводить до необхідності відмови від біологічної правдоподібності, мозок стає просто метафорою, і створюються мережі, неможливі в живій матерії або потребуючі неправдоподібно великих допущень про анатомію і функціонування мозку.

Не дивлячись на те, що зв'язок з біологією слабкий і часто неістотний, штучні нейронні мережі продовжують порівнюватися з мозком. Їх функціонування часто нагадує людське пізнання, тому важко уникнути цієї аналогії.

Штучний нейрон імітує в першому наближенні властивості біологічного нейрона. Нейрон – складова частина штучної нейронної мережі. На рис. 2.1 показана його структура. Хоча мережні парадигми вельми різноманітні, в основі майже всіх їх лежить ця конфігурація.

До складу нейрона входять помножувачі (синапси), вхідний оператор (ВО) і оператор активації (ОА) [24].

Синапси здійснюють зв'язок між нейронами і множать вхідний сигнал (x) на число, що характеризує силу зв'язку, – вагу синапсу (w). В

цьому випадку відмінність *гальмівних* входів від *збуджувальних* полягає в знаках „-” або „+” відповідних вагів.

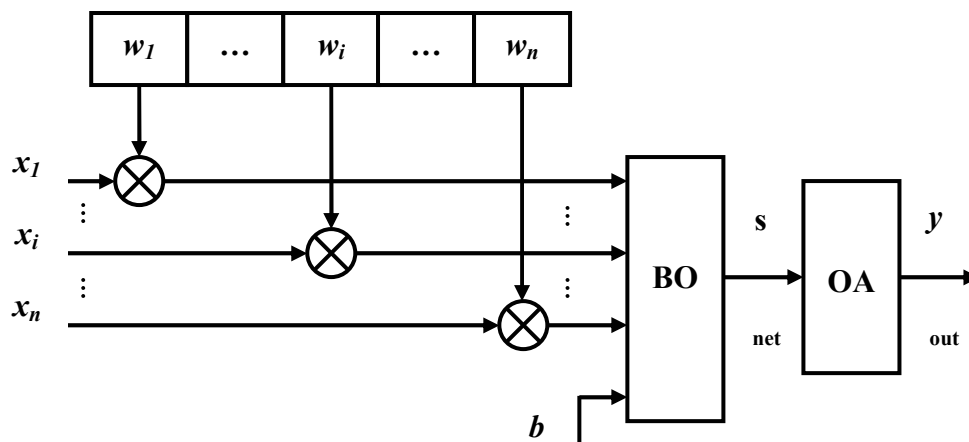


Рис. 2.1 – Структура штучного нейрона

Вхідний оператор перетворює зважені входи і подає їх на вхід оператора активації. Основні види перетворень вхідного оператора наступні:

- сума зважених входів $f(x, w) = s = net = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b$, де b – зсув
- добуток зважених входів $f(x, w) = s = net = \prod_{i=1}^n w_i x_i + b$, де b – зсув
- максимальне значення зважених входів $f(x, w) = s = net = \max_i (w_i x_i)$
- мінімальне значення зважених входів $f(x, w) = s = net = \min_i (w_i x_i)$.

Оператор активації реалізує функцію одного аргументу – виходу вхідного оператора. Ця функція називається *функцією активації* або *передавальною функцією* нейрона.

Однією з найбільш поширених функцій активації є нелінійна функція з насиченням, т.з. логістична функція, або сигмоид (тобто функція S-видного вигляду): $f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$. Одна з цінних її властивостей – простий вираз для її похідної: $F(s) = f(s) \cdot [1 - f(s)]$, яка використовується в деяких алгоритмах навчання. Крім того, дана функція має властивість „підсилювати” слабкі сигнали краще, ніж великі, і запобігає насиченню від великих сигналів, оскільки вони відповідають областям аргументів, де сигмоид має пологий нахил.

Приклади деяких активаційних функцій представлені в таблиці 2.1 і на рис. 2.2.

Таблиця 2.1 – Перелік деяких функцій активації нейронів

Назва	Формула	Область значень
Порогова (уніполярна)	$f(s) = \begin{cases} 0, s < T \\ 1, s \geq T \end{cases}$	(0,1)
Знакова (біполярна, сигнатурна)	$f(s) = \begin{cases} 1, s > 0 \\ -1, s \leq 0 \end{cases}$	(-1,1)
Сигмоїдальна (логістична)	$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$	(0,1)
Напівлінійна	$f(s) = \begin{cases} s, s > 0 \\ 0, s \leq 0 \end{cases}$	(0,∞)
Лінійна	$f(s) = s$	(-∞,∞)
Радіальна базисна (гаусова)	$f(s) = e^{-s^2}$	(0,1)
Напівлінійна з насиченням	$f(s) = \begin{cases} 0, s \leq 0 \\ s, 0 < s < 1 \\ 1, s \geq 1 \end{cases}$	(0,1)
Лінійна з насиченням	$f(s) = \begin{cases} -1, s \leq -1 \\ s, -1 < s < 1 \\ 1, s \geq 1 \end{cases}$	(-1,1)
Гіперболічний тангенс (сигмоїдна)	$f(s) = \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}}$	(-1,1)
Трикутна	$f(s) = \begin{cases} 1 - s , s \leq 1 \\ 0, s > 1 \end{cases}$	(0,1)

За аналогією з електронними системами активаційну функцію можна вважати за нелінійну підсилювальну характеристику штучного нейрона. Коефіцієнт посилення обчислюється як відношення приросту величини y до приросту величини s . Він виражається нахилом кривої при певному рівні збудження і змінюється від малих значень при великих негативних збудженнях (крива майже горизонтальна) до максимального значення при нульовому збудженні. І знову зменшується, коли збудження стає великим позитивним. Подібна нелінійна характеристика вирішує проблему шумового насичення. Слабкі сигнали потребують великого мережного посилення, щоб дати придатний до використання вихідний сигнал. Проте підсилювальні каскади з великими коефіцієнтами посилення можуть спричинити насичення виходу шумами підсилювачів (випадковими флуктуаціями), які присутні в будь-якій фізично реалізованій мережі. Сильні вхідні сигнали у свою чергу також приводитимуть до насичення

підсилювальних каскадів, унеможливлюючи корисне використання виходу. Центральна область логістичної функції, що має великий коефіцієнт посилення, вирішує проблему обробки слабких сигналів, тоді як області з падаючим посиленням на позитивному і негативному кінцях підходять для великих збуджень. Таким чином, нейрон функціонує з великим посиленням в широкому діапазоні рівня вхідного сигналу.

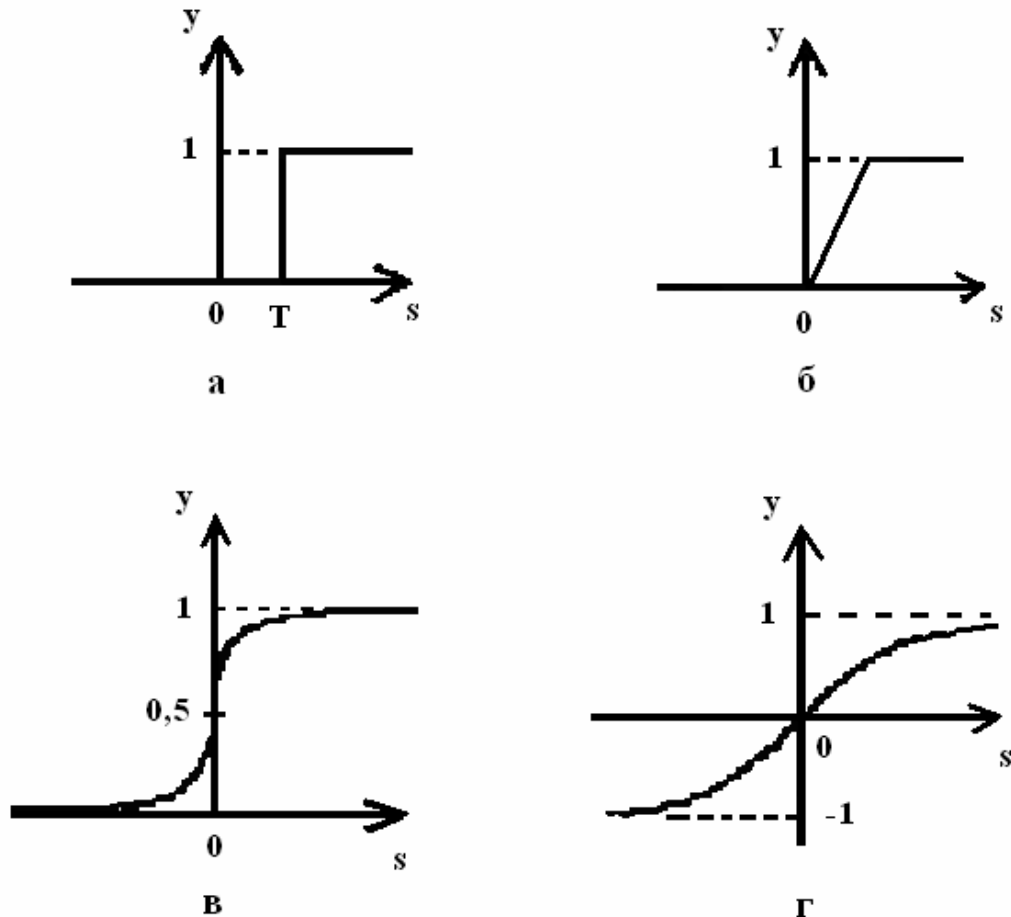


Рис. 2.2 – Приклади активаційних функцій
а – порогова; б – напівлінійна з насиченням; в – сигмоїд (логістична функція); г – сигмоїд (гіперболічний тангенс)

Іноді виникає необхідність на виході нейрона застосувати додатковий *вихідний оператор*, який перетворить стан нейрона в бажану область значень. Це завдання виникає при аналізі і синтезі штучних нейронних мереж, що містять різні функції активації з різними областями визначення і областями значення. Проте в нашому посібнику розглядати його не будемо.

В цілому нейрон реалізує скалярну функцію векторного аргументу.

У загальному випадку вхідний сигнал, вагові коефіцієнти і значення зсувів можуть набувати дійсних значень. Вихід (y) визначається видом

функції активації і може бути як дійсним, так і цілим. У багатьох практичних завданнях входи, ваги і зсуви можуть набувати лише деяких фіксованих значень.

Таким чином, нейрон повністю описується своїми вагами w , зсувами b і передавальною функцією $f(s)$. Отримавши набір чисел (вектор) x_i як входи, нейрон видає деяке число y на виході.

Моделі штучних нейронів.

Формальна модель штучного нейрона Маккалоха–Пітса. Це багато входовий нелінійний перетворювач з ваговими коефіцієнтами. Проста модель підсумовує n вагів входів і здійснює нелінійне перетворення:

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ji}x_i + b_j\right), \quad (2.1)$$

де y_j – вихідний сигнал j -го нейрона, f – функція активації (порогова), n – число входів, w_{ji} – синаптичні ваги, x_i – вхідні сигнали ($i=1, \dots, n$), b_j ($b_j \in R$) – пороговий сигнал або зсув.

У цій моделі нейрона функція активації є уніполярною у вигляді жорсткого обмежувача. Але в принципі можлива заміна жорсткого обмеження на іншу нелінійну функцію.

У технічному виконанні модель нейрона може виглядати таким чином (див. рис. 2.3).

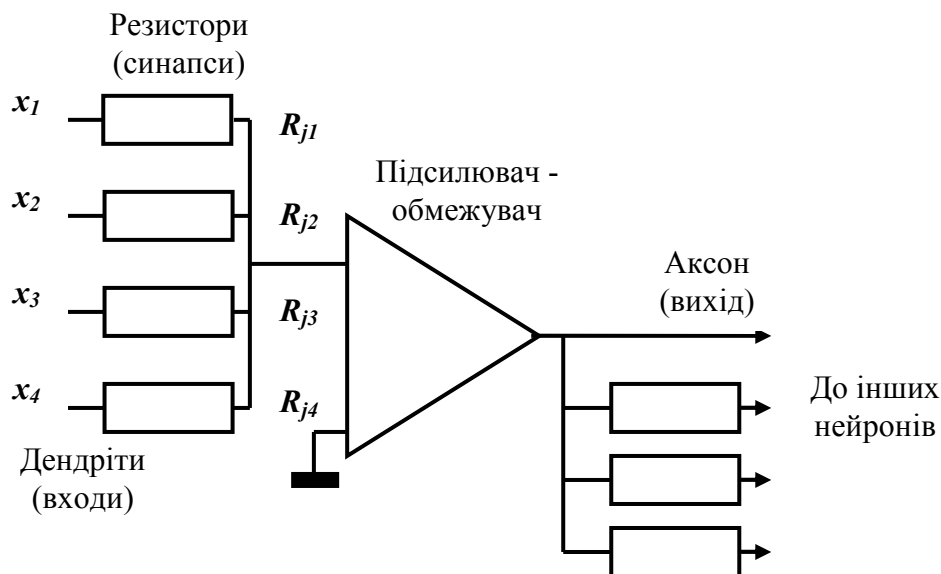


Рис. 2.3 – Електрична модель простого штучного нейрона

Модель штучного нейрона Адаліна. Це модель адаптивного лінійного

елементу Уїдроу і Хофа. Вона має структуру аналогічну персептрону. Основна відмінність від останньої – у функції активації. В Адаліні застосовується біполярна функція активації.

Модель штучного нейрона Фукушими. Особливістю цієї моделі є те, що всі синаптичні ваги і всі вхідні і вихідні сигнали вважаються ненегативними, тобто нульовими або такими, що можуть набувати будь-якого позитивного значення. Крім того, входи і відповідні їм синаптичні ваги розділяються на дві групи: збуджувальні і гальмівні (рис. 2.4).

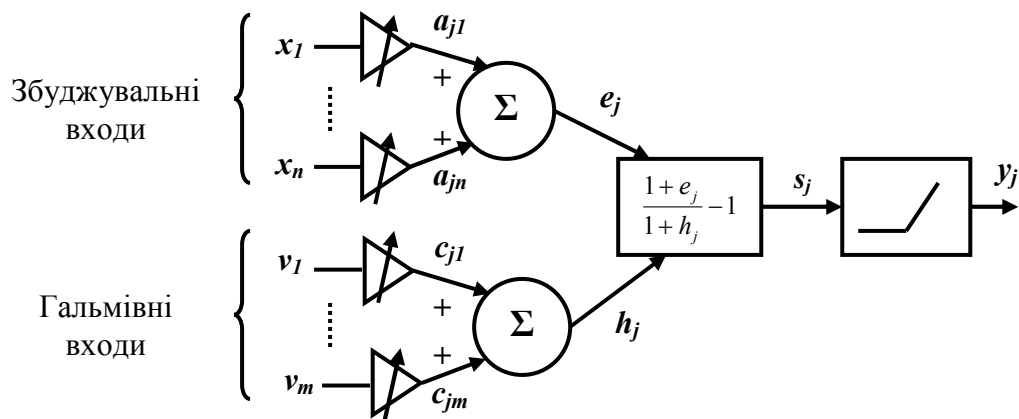


Рис. 2.4 – Модель нейрона Фукушими

Збуджувальний ефект e_j визначається зваженою сумою всіх збуджувальних входів і описується виразом:

$$y_j = f\left(\frac{1 + \sum_{i=1}^n a_{ji}x_i}{1 + \sum_{i=1}^m c_{ji}v_i} - 1\right), \text{ де } f(s_j) = \begin{cases} s_j, & s_j \geq 0, \\ 0, & s_j < 0. \end{cases} \quad (2.2)$$

Тут a_{ji} відповідають збуджувальним синаптичним вагам, а c_{ji} відповідають гальмівним синаптичним вагам.

Модель штучного нейрона Хопфілда. Описані вище структури не здатні моделювати динамічні процеси. Модель штучного нейрона Хопфілда є динамічною моделлю. Структура нейрона Хопфілда приведена на рис. 2.5.

Нейрон Хопфілда містить суматор підстроюваних синаптичних вагів w_{ji} , інтегратор і нелінійний елемент з сигмоїдною функцією активації.

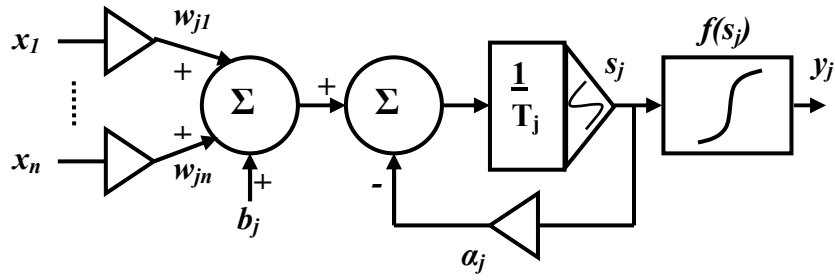


Рис. 2.5 – Модель нейрона Хопфілда

Дискретна модель нейрона Хопфілда виглядає, як показано на рис. 2.6. Тут z^{-1} – затримка.

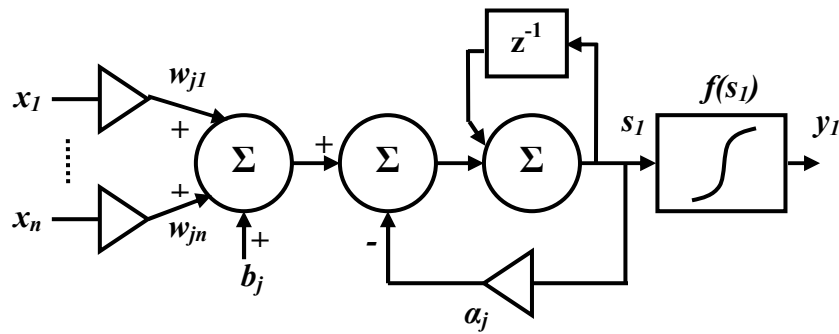


Рис. 2.6 – Дискретна модель нейрона Хопфілда

Модель штучного нейрона Гросберга. Ця модель динамічна і є узагальненням моделі Хопфілда. Описується вона диференціальним рівнянням вигляду:

$$T_j \frac{ds_j}{dt} = -\alpha_j s_j + (\gamma_j - \beta_j s_j) \left(\sum_{i=1}^n w_{ji} f_i(s_i, b_j) \right), \quad (2.3)$$

де s_i – внутрішня активність j -го нейрона, α , β , γ – константи, що визначають динаміку нейрона.

Настроювання параметрів нейрона здійснюється за допомогою алгоритму вигляду:

$$\frac{dw_{ji}}{dt} = (-b_{ji} w_{ji} + d_{ji} f_i(u_i)) \cdot h_i(u_i). \quad (2.4)$$

Нейрон може знаходитися в двох станах – збудженому і

загальмованому. Ці стани описуються наступним рівнянням:

$$T_j \frac{ds_j}{dt} = -\alpha_j s_j + \left(\gamma_{jE} - \beta_{jE} s_j \right) \left(\sum_{i=1}^{n_E} w_{jiE} f_{iE}(u-i) + b_{jE} \right) - \left(\gamma_{jI} - \beta_{jI} s_j \right) \left(\sum_{i=1}^{n_I} w_{jiI} f_{iI}(u-i) + b_{jI} \right). \quad (2.5)$$

Спрощені функціональна і дискретна моделі нейрона Гросберга приведені, відповідно, на рис. 2.7 і 2.8.

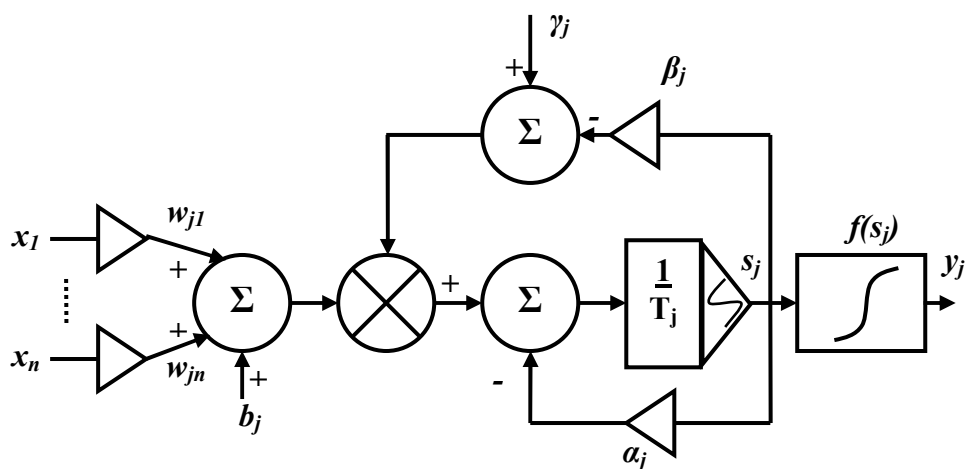


Рис. 2.7 – Модель нейрона Гросберга

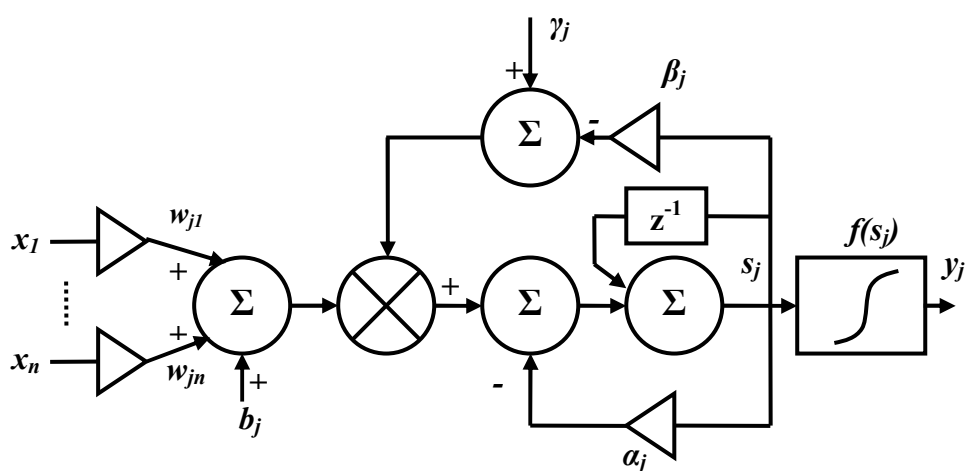


Рис. 2.8 – Дискретна модель нейрона Гросберга

Більшість відомих моделей штучних нейронів можуть бути розглянуті як окремі випадки описаних моделей Гросберга.

Σ-Π модель штучного нейрона. Нейрон цього типу винен точніше відображати властивості біологічного нейрона – здатність моделювати певні синаптичні контакти. Тому в даному нейроні, на відміну від лінійної моделі, застосовується інше, складніше, перетворення сигналів – їх добуток або кореляція:

$$y = f(w, x) = f\left(\sum_{i=1}^m w_i \prod_{j=1}^n x_j\right). \quad (2.6)$$

Структура Σ-Π нейрона приведена на рис. 2.9.

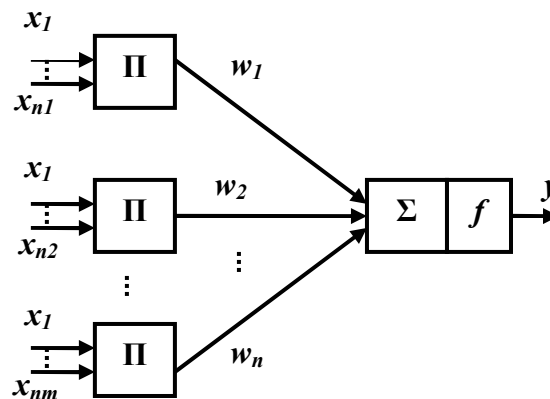


Рис. 2.9 – Модель Σ-Π нейрона

Стохастичний нейрон. Моделі розглянутих вище нейронів є детермінованими, тобто при подачі на їх вхід сигналів вони видаватимуть однозначно визначувані вихідні сигнали, які визначатимуться функцією активації. У теорії нейронних мереж розглядається модель штучного стохастичного нейрона, в якій функція активації є випадковою і залежить від активності нейрона z . Вихідний сигнал такого нейрона формується за наступним правилом:

$$y = \begin{cases} +1 & \text{з вірогідністю } P(z | y = 1), \\ -1 & \text{з вірогідністю } P(z | y = -1), \end{cases}$$

де $P(z|y=1) + P(z|y=-1) = 1$.

Модель такого нейрона представлена на рис. 2.10.

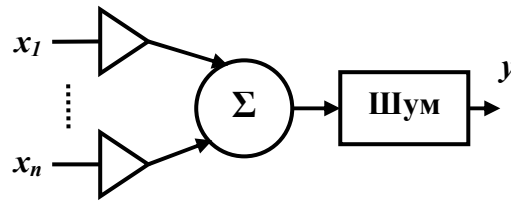


Рис. 2.10 – Модель стохастичного нейрона

Штучні нейронні мережі утворюються шляхом з'єднання нейронів між собою деяким чином. Побудована штучна нейронна мережа має певну топологію і складається з пари (M, V) , де M – множина нейронів, V – множина зв'язків.

Структура мережі задається у вигляді *графа*, в якому вершини є нейронами, а ребрами є з'єднання (зв'язки).

Кожен нейрон мережі має *входи*, кількість яких є для кожного нейрона довільним.

У загальному випадку мережа складається з *декількох шарів нейронів*.

Серед шарів нейронів обов'язково присутній *вхідний шар*, на який подаються сигнали і який не є операційним шаром, а служить тільки для розгалуження сигналів. І *вихідний шар*, на виході якого присутня реакція на комбінацію вхідних сигналів і який є операційним шаром.

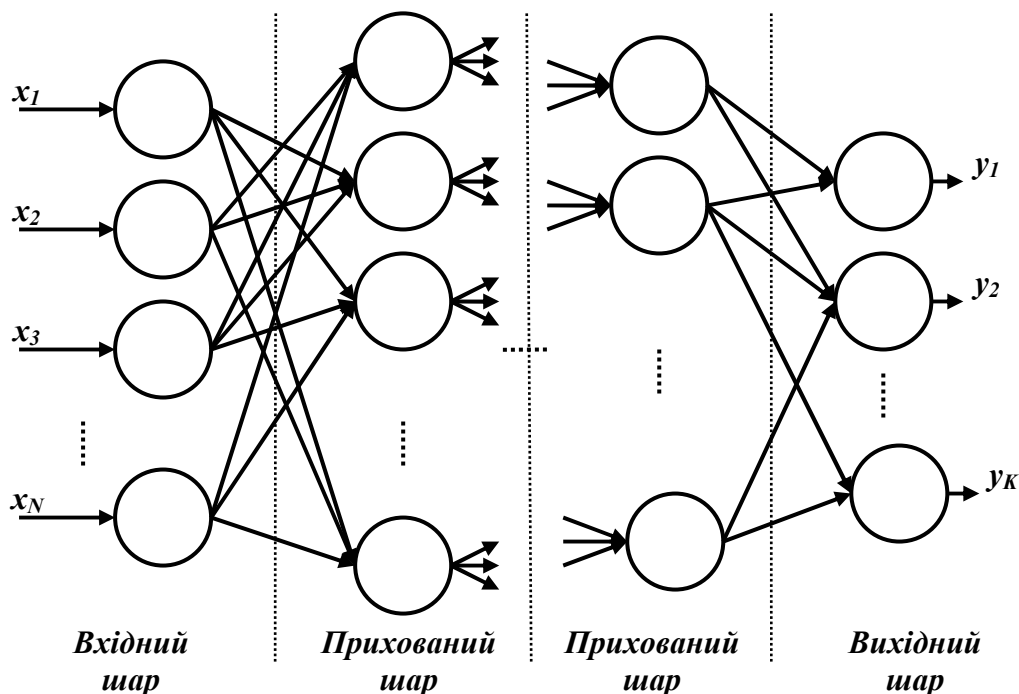


Рис. 2.11 – Структура штучної нейронної мережі

У багатошарових штучних нейронних мережах між вхідним шаром і вихідним шаром присутні декілька *прихованих шарів* нейронів тих, що є операційними шарами (рис. 2.11). Кругами на рисунку позначені нейрони.

Зв'язки між нейронами задаються у вигляді *векторів і матриць*. Ваги зручно представляти елементами матриці $W=[w_{ij}]$ розмірності $N \times M$, де N – кількість входів, M – кількість нейронів. Елемент w_{ij} відображає зв'язок між i -м і j -м нейронами. При цьому якщо $w_{ij} = 0$ – то зв'язок між i -м і j -м нейронами відсутній, якщо $w_{ij} < 0$ – то це зв'язок, що гальмує сигнал, якщо $w_{ij} > 0$ – то це зв'язок, що збуджує або прискорює сигнал. На рис. 2.12 представлена штучна нейронна мережа з вагами:

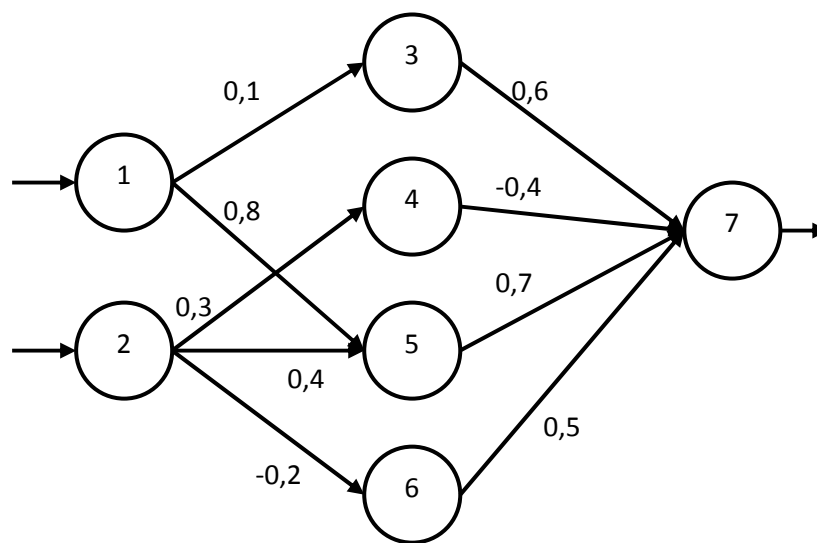


Рис. 2.12 – Варіант представлення штучної нейронної мережі

А її матриця зв'язку виглядає таким чином:

$$W = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0,1 & 0 & 0,8 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,3 & 0,4 & -0,2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,6 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0,4 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,7 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}. \quad (2.7)$$

Залежно від наявності або відсутності зворотних зв'язків розрізняють наступні топології штучних нейронних мереж:

1) для мереж без зворотних зв'язків – *мереж прямого поширення сигналу* (feed forward):

- першого порядку,
 - другого порядку,
- 2) для мереж із зворотними зв'язками – *зворотного поширення сигналу, рекурентних (feedback)*:
- з прямими зворотними зв'язками (direct feedback)
 - з непрямыми зворотними зв'язками (indirect feedback)
 - з латеральними зв'язками (lateral feedback)
- 3) повно зв'язні.

Штучні нейронні мережі прямого поширення сигналу. Ця топологія припускає наявність декількох шарів із зв'язками між нейронами різних шарів.

У мережах *першого порядку* існують тільки зв'язки між двома сусідніми шарами. Цей вид зв'язку називають *пошаровим*. Прикладом є мережа на рис. 2.11. Якщо в такій мережі кожен нейрон i -го шару пов'язаний з кожним нейроном $(i+1)$ -го шару, то мережу називають *повно зв'язною прямого поширення*.

У мережах *другого порядку* разом із зв'язками нейронів сусідніх шарів присутні зв'язки між нейронами віддалених один від одного шарів (рис. 2.13), які називають *shortcut*.

Штучні нейронні мережі зворотного поширення сигналу. Мережі даного вигляду припускають наявність зворотних зв'язків, як між нейронами різних шарів, так і між нейронами одного шару. Це необхідно при моделюванні динамічних об'єктів, наприклад, що змінюють свій стан під час вступу вхідних сигналів. Таким мережам властиві властивості, схожі з короткочасною людською пам'яттю.

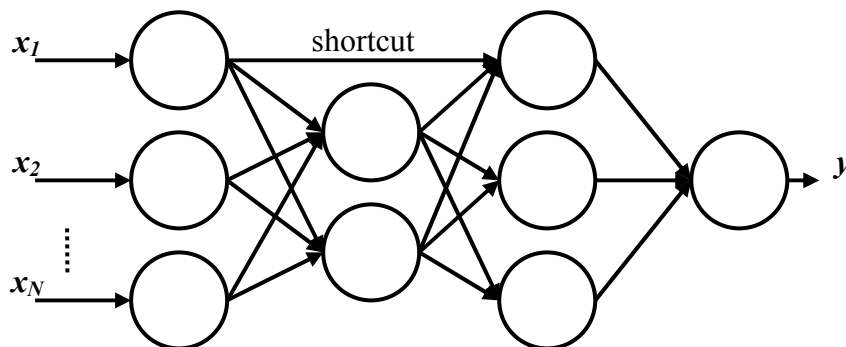


Рис. 2.13 – Штучна нейронна мережа прямого поширення другого порядку

У мережах з *прямими зворотними зв'язками* на вхід нейрона деякого шару подається його вихідний сигнал (рис. 2.14), тобто даний нейрон підсилює або послаблює сигнал, перетворений його функцією активації, завдяки чому досягається його граничний активаційний стан.

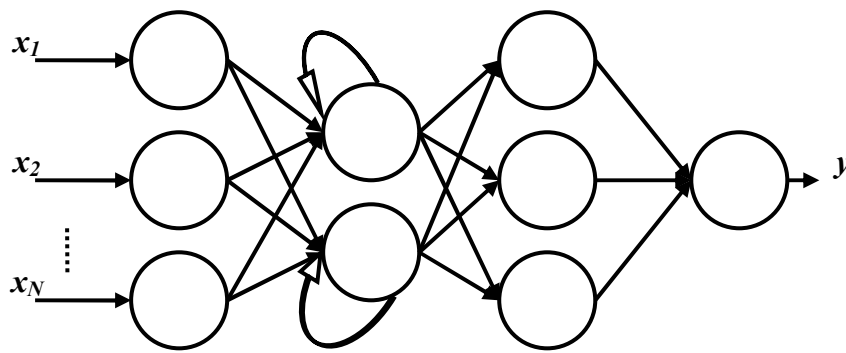


Рис. 2.14 – Штучна нейронна мережа з прямими зворотними зв'язками

У мережах з *непрямими зворотними зв'язками* присутні зворотні зв'язки від логічно більш віддалених шарів до логічно менш віддалених шарів (рис. 2.15). Введення такого зворотного зв'язку необхідне для виділення певної особливо важливої для даної мережі області входних сигналів.

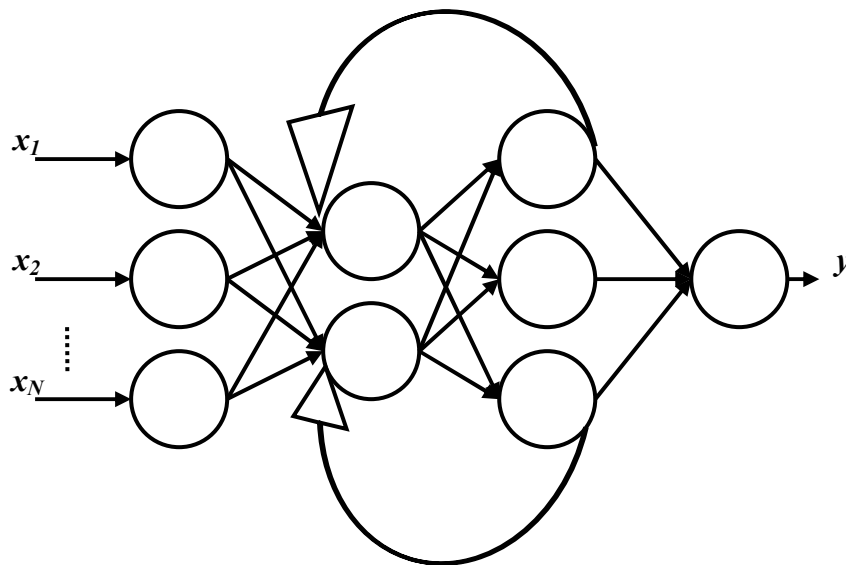


Рис. 2.15 – Штучна нейронна мережа з непрямими зворотними зв'язками

Мережа з *латеральними зв'язками* має зв'язки між нейронами одного шару. Такий тип зв'язку використовується в тому випадку, якщо тільки один нейрон з даної групи нейронів має бути активним (акредитованим). В цьому випадку на вхід кожного нейрона надходить *гальмівний* (що ослаблює) сигнал від інших нейронів і, найчастіше, *збуджувальний* (що підсилює) сигнал власного зворотного зв'язку (рис. 2.16). Нейрон з

найбільшою активністю пригнічує активність решти нейронів і є переможцем. З цієї причини дану мережу називають мережею з топологією „переможець отримує все” (WTA-Net) або мережею змагання або конкуруючою мережею.

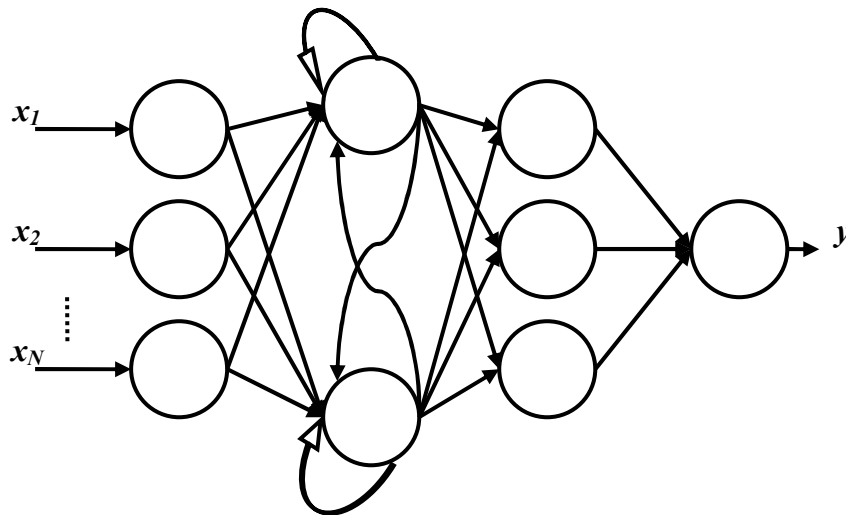


Рис. 2.16 – Штучна нейронна мережа з латеральними зв'язками

Повно зв'язні штучні нейронні мережі. Вони характеризуються наявністю зв'язків між всіма нейронами мережі (рис. 2.17). Така топологія відома як мережа Хопфілда.

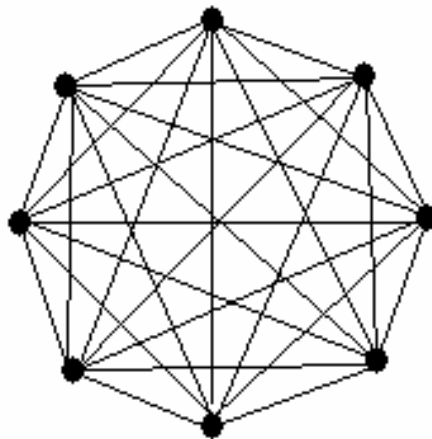


Рис. 2.17 – Повно зв'язна штучна нейронна мережа (нейрони позначені чорними кружками)

Особливістю цієї мережі є те, що матриця зв'язків W у неї симетрична з нульовими діагональними елементами.

Однак при класифікації штучних нейронних мереж можуть використовуватися не тільки топологічні ознаки.

Класифікація за принципом структури нейронів. Відомі мережі можна розділити на *гомогенні* (або однорідні) і *гетерогенні* (або неоднорідні). Гомогенні мережі складаються з нейронів одного типу з єдиною функцією активації. У гетерогенну мережу входять нейрони з різними функціями активації.

Класифікація за типом оброблюваної інформації. Важливо відзначити існування *бінарних* і *аналогових* мереж. Перші з них оперують з двійковими сигналами, і вихід кожного нейрона може набувати тільки два значення: логічний нуль („загальмований” стан) і логічна одиниця („збуджений” стан).

Класифікація за часовими параметрами роботи. Ця класифікація ділить мережі на *асинхронні* і *синхронні*. У ряді нейронних мереж функція активації може залежати не тільки від вагових коефіцієнтів зв'язків w_{ij} , але і від часу передачі імпульсу (сигналу) по каналах зв'язку τ_{ij} . Тому в загальному вигляді активуюча (передавальна) функція зв'язку c_{ij} від елементу u_i до елементу u_j має вигляд: $c_{ij}^* = f[w_{ij}(t), u_i^*(t - \tau_{ij})]$. Тоді *синхронною мережею* називають таку мережу, у якій час передачі τ_{ij} кожного зв'язку дорівнює або нулю, або фіксований сталій часу τ . *Асинхронною* називають таку мережу, у якій час передачі τ_{ij} для кожного зв'язку між елементами u_i і u_j свій, але теж постійний.

Класифікація за числом шарів. Теоретично число шарів і число нейронів в кожному шарі може бути довільним, проте фактично воно обмежене ресурсами комп'ютера або спеціалізованої мікросхеми, на яких зазвичай реалізуються мережі. Чим складніше штучна нейронна мережа, тим складніші завдання, що підвладні їй.

Класифікація за характером настроювання синапсів. Мережі з *фіксованими зв'язками* – вагові коефіцієнти нейронної мережі вибираються відразу, виходячи з умов завдання, при цьому $dW/dt=0$, де W вагові коефіцієнти мережі; мережі з *динамічними зв'язками* – для них в процесі навчання відбувається настроювання синаптичних зв'язків, тобто $dW/dt \neq 0$.

2.2 Навчання штучних нейронних мереж

Відмітною *властивістю* штучних нейронних мереж є її здатність *навчатися*. Здатність навчатися полягає у виробленні правильної реакції на вхідні сигнали.

Існує декілька підходів до навчання мереж:

- зміна конфігурації мережі за рахунок утворення нових або виключення існуючих зв'язків між нейронами,

- зміна елементів (вагів) матриці зв'язку,
- зміна характеристик нейронів (виду нейрона, параметрів функції активації і ін.).

В даний час найбільш поширеним є такий підхід до навчання, при якому структура мережі задається розробником, а мережа навчається шляхом настроювання вагових коефіцієнтів матриці зв'язку W . Від того, наскільки вдало побудована ця матриця, залежить ефективність роботи мережі.

Можливий варіант **постановки завдання навчання** штучної нейронної мережі для цього випадку виглядає таким чином.

Нехай є штучна нейронна мережа, що виконує перетворення $F: X \rightarrow Y$ векторів X з ознакового простору входів X у вектори Y вихідного простору Y . Мережа знаходиться в стані W з простору станів W . Хай далі є *навчальна вибірка* (X^k, Y^k) , $k = 1 \dots N$. Розглянемо *повну помилку* E , що робиться мережею в стані W :

$$E = E(W) = \sum_k \|F(X^k; W) - Y^k\| = \sum_k \sum_i [F_i(X^k; W) - Y_i^k]^2. \quad (2.8)$$

Вирішити поставлену задачу за допомогою нейронної мережі заданої архітектури – це означає підібрати параметри нейронів (синаптичні ваги і зсуви) так, щоб функціонал якості E перетворювався в оптимум для всіх пар (X^k, Y^k) .

Відзначимо дві *властивості повної помилки*.

По-перше, помилка $E = E(W)$ є *функцією стану* W , визначеною на просторі станів. За визначенням, вона набуває не негативних значень.

По-друге, в деякому навченому стані W^* , в якому мережа не робить помилок на повчальній вибірці, дана функція набуває нульового значення. Отже, *навчені стани є точками мінімуму* введеної функції $E(W)$.

На практиці можуть використовуватися нейронні мережі в станах з деяким малим значенням помилки, що не є в точності мінімумами функції помилки. Іншими словами, як рішення приймається деякий стан, що знаходиться в околиці навченого стану W^* . При цьому допустимий рівень помилки визначається особливостями конкретного прикладного завдання, а також прийнятним обсягом витрат на навчання. Ілюстрація процесу навчання наведена на рис. 2.18.

Процес рішення задачі навчання вимагає тривалих обчислень і є ітераційною процедурою. Число ітерацій може складати $10^3 \dots 10^8$. На кожній ітерації, званій *епоху*, мережі пред'являється вся навчальна вибірка і відбувається зменшення функції помилки.

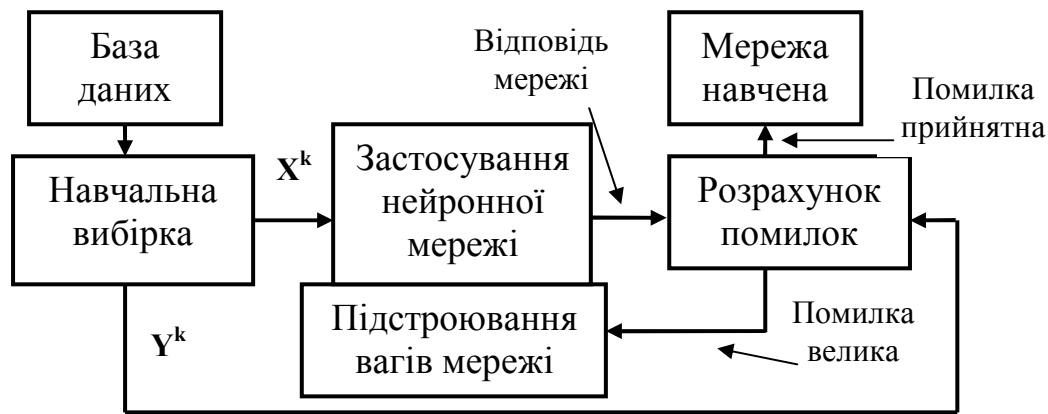


Рис. 2.18 – Ілюстрація процесу навчання штучної нейронної мережі

Якщо вибрана безліч навчальних прикладів – пара (X^k, Y^k) , де $k=1 \dots N$ і спосіб обчислення функції помилки E , то навчання нейронної мережі перетворюється на *задачу багатовимірної оптимізації*, що має дуже велику розмірність, при цьому, оскільки функція E може мати довільний вигляд, навчання в загальному випадку – це багато екстремальна не опукла задача оптимізації.

Для **вирішення цієї задачі** можуть бути використані наступні *алгоритми*:

- 1) алгоритми локальної оптимізації з обчисленням часткових похідних першого порядку:
 - градієнтний алгоритм (метод найшвидшого спуску),
 - методи з одновимірною і двовимірною оптимізацією цільової функції у напрямі антиградієнта,
 - метод спряжених градієнтів,
 - методи, що враховують напрям антиградієнта на декількох кроках алгоритму,
- 2) алгоритми локальної оптимізації з обчисленням часткових похідних першого і другого порядку:
 - метод Ньютона,
 - методи оптимізації з розрідженими матрицями Гессе,
 - квазіньютонівські методи,
 - метод Гауса-Ньютона,
 - метод Левенберга-Марквардта і ін.,
- 3) статистичні алгоритми оптимізації:
 - пошук у випадковому напрямі,
 - імітація відпалу,
 - метод Монте-Карло (чисельний метод статистичних випробувань),
- 4) алгоритми глобальної оптимізації:
 - задачі глобальної оптимізації вирішуються за допомогою перебору

значень змінних, від яких залежить цільова функція.

Існуючі алгоритми можна об'єднати за різними класифікаційними ознаками в різні класи навчальних методів: детерміністський і стохастичний, з вчителем і без вчителя, з підкріпленням і ін.

Класифікація за характером навчання.

Методи навчання з вчителем передбачають наявність в навчальній вибірці окрім вектора дії вектора необхідної реакції або цільової функції.

Методи навчання без вчителя вектора цільової функції не вимагають.

Навчання з підкріпленням – система призначення штрафів і заохочень від середовища. Один із способів машинного навчання, в ході якого випробовувана система навчається, взаємодіючи з деяким середовищем. Відгуком середовища (а не спеціальної системи управління підкріпленням, як це відбувається в навчанні з вчителем) на прийняті рішення є сигнали підкріплення, тому таке навчання є окремим випадком навчання з вчителем, але вчителем є середовище або її модель. Розенблат класифікував різні алгоритми навчання, називаючи їх системами підкріплення. Він дає наступне визначення: системою підкріплення називається будь-який набір правил, на підставі яких можна змінювати з часом матрицю зв'язку. Окрім класичного методу навчання персептрона методу корекції помилки, який можна віднести до навчання з вчителем, Розенблат також ввів поняття про навчання без вчителя, запропонувавши декілька способів навчання:

- альфа-системою підкріплення називається система підкріплення, при якій ваги всіх активних зв'язків c_{ij} , які ведуть до елементу u_j , змінюються на однакову величину r , а ваги неактивних зв'язків за цей час не змінюються
- гама-системою підкріплення називається таке правило зміни вагових коефіцієнтів деякого елементу, при якому ваги всіх активних зв'язків спочатку змінюються на рівну величину, а потім з їх всіх вагів зв'язків віднімається інша величина, рівна повній зміні вагів всіх активних зв'язків, що ділиться на число всіх зв'язків. Ця система має властивість консервативності щодо вагів, оскільки у неї повна сума вагів всіх зв'язків не може ні зростати, ні убавати.

Детерміністські методи навчання крок за кроком здійснюють процедуру корекції вагів мережі. Ця корекція заснована на використанні їх поточних значень, а також величин входів, фактичних виходів і бажаних виходів.

Стохастичні методи навчання виконують псевдовипадкові зміни величин вагів, зберігаючи ті зміни, які ведуть до поліпшень. Ці методи навчання приносять велику користь, дозволяючи виключати локальні

мінімуми в процесі навчання. Але з ними також зв'язаний і ряд проблем.

Проблеми навчання штучних нейронних мереж.

Розмір кроку. Корекції вагів при навчанні передбачаються нескінченно малими. Ясно, що це є нездійсненим на практиці, оскільки веде до нескінченного часу навчання. Розмір кроку повинен братися скінченим, і в цьому питанні доводиться спиратися тільки на досвід. Якщо розмір кроку дуже малий, то збіжність дуже повільна, якщо ж дуже великий, то може виникнути параліч або постійна нестійкість.

Локальні мінімуми. При використанні алгоритмів, заснованих на різновидах градієнтного спуску, здійснюється спуск вниз по поверхні помилки. При цьому безперервно підстроюються ваги у напрямі мінімуму. Поверхня помилки складної мережі сильно порізана і складається з горбів, долин, складок і ярів в просторі високої розмірності. Мережа може потрапити в локальний мінімум (неглибоку долину), коли поряд є набагато глибший мінімум. У точці локального мінімуму всі напрями ведуть вгору, і мережа не здатна з нього вибратися.

Параліч мережі. В процесі навчання мережі значення вагів можуть в результаті корекції стати дуже великими величинами. Це може привести до того, що всі або більшість нейронів функціонуватимуть при дуже великих значеннях виходу, в області, де похідна функції активації дуже мала. Оскільки помилка навчання пропорційна цій похідній, то процес навчання може практично завмерти. У теоретичному відношенні ця проблема погано вивчена. Зазвичай цього уникають зменшенням розміру кроку, але це збільшує час навчання. Різні евристики використовувалися для оберігання від паралічу або для відновлення після нього, але поки що вони можуть розглядатися лише як експериментальні.

Часова нестійкість. Якщо мережа вчиться розпізнавати букви, то немає сенсу вивчати „Б”, якщо при цьому забувається „А”. Процес навчання має бути таким, щоб мережа навчалася на всій навчальній множині без пропусків того, що вже вивчене. Тобто потрібно, щоб мережі пред'являлися всі вектори навчальної множини перш, ніж буде виконана корекція вагів. А це вимагає великого обсягу пам'яті. Після ряду таких навчальних циклів ваги зійдуться до мінімальної помилки. Цей метод може виявитися даремним, якщо мережа знаходиться в постійно змінному зовнішньому середовищі, так що другий раз один і той же вектор може вже не повторитися. В цьому випадку процес навчання може ніколи не зійтися, безцільно блукаючи або сильно осцилюючи.

Перенавчання мережі. Одна з найбільш серйозних труднощів процесу навчання полягає в тому, що в процесі навчання може мінімізуватися не та помилка, яку насправді потрібно мінімізувати, а саме, помилку, яку можна чекати від мережі, коли їй подаватимуться абсолютно нові спостереження. Інакше кажучи, бажано, щоб нейронна мережа

володіла здатністю узагальнювати результат на нові спостереження. Насправді мережа навчається мінімізувати помилку на навчальній множині, і у відсутність ідеальної і нескінченно великої навчальної множини це зовсім не те ж саме, що мінімізувати „справжню” помилку на поверхні помилок в заздалегідь невідомій моделі явища.

Найсильніше ця відмінність виявляється в проблемі перенавчання. При дуже близькій підгонці вагів явище простіше буде продемонструвати не на нейронній мережі, а на прикладі апроксимації за допомогою поліномів – при цьому суть явища не міняється.

Поліном (або багаточлен) – це вираз, що містить тільки константи і цілі ступені незалежної змінної. Приклади поліномів: $y = 2x + 3$, $y = 3x^2 + 4x + 1$. Графіки поліномів можуть мати різну форму. Чим вище ступінь полінома (і, тим самим, ніж більше членів в нього входить), тим більше складною може бути ця форма. Якщо є деякі дані, ми можемо поставити мету підігнати до них поліноміальну криву (модель) і отримати, таким чином, пояснення для наявної залежності. Проте дані можуть бути зашумлені, тому не можна вважати, що найкраща модель задається кривою, яка в точності проходить через всі наявні точки. Поліном низького порядку може бути недостатньо гнучким засобом для апроксимації даних, тоді як поліном високого порядку може виявитися занадто гнучким і буде точно слідувати даним, набуваючи при цьому хитромудрої форми, що не має ніякого відношення до форми справжньої залежності.

Нейронна мережа стикається з точно такою ж трудностю. Мережі з великим числом вагів моделюють складніші функції і, отже, схильні до перенавчання. Мережа ж з невеликим числом вагів може опинитися недостатньо гнучкою, щоб змодельовати наявну залежність. Наприклад, мережа без проміжних шарів насправді моделює звичайну лінійну функцію.

Яким же чином вибрати „правильний” ступінь складності для мережі? Складніша мережа майже завжди дає меншу помилку, але це може свідчити не про хорошу якість моделі, а про перенавчання.

Відповідь полягає в тому, щоб використовувати механізм контрольної взаємоперевірки, при якій частина повчальних спостережень резервується і не використовується в процесі навчання. Замість цього у міру роботи алгоритму вона використовується для незалежної перевірки результату. На самому початку роботи помилка мережі на навчальній і перевірочній множинах буде однаковою, але у міру того як мережа навчається, помилка навчання, природно, убиває, і поки навчання зменшує дійсну функцію помилок, помилка на перевірочній множині також убиватиме. Якщо ж контрольна помилка перестала убивати або навіть почала рости, це указує на те, що мережа почала дуже близько апроксимувати дані і навчання слід зупинити.

Відмічене явище занадто точної апроксимації в процесі навчання і називається *перенавчанням*. Якщо таке трапляється, то рекомендується зменшити число прихованих елементів і/або шарів, бо мережа є дуже потужною для даного завдання. Якщо ж мережа, навпаки, була узята недостатньо складною для того, щоб моделювати наявну залежність, то перенавчання, швидше за все, не відбудеться і обидві помилки – навчання і перевірки – не досягнуть достатнього рівня малості.

Описані проблеми з локальними мінімумами і вибором розміру мережі приводять до того, що при практичній роботі з нейронними мережами, як правило, доводиться експериментувати з великим числом різних мереж, деколи навчаючи кожен з них по декілька разів (щоб не бути введеним в оману локальними мінімумами) і порівнюючи отримані результати. Головним показником якості результату тут є контрольна помилка. При цьому відповідно до загальнонаукового принципу, згідно якому за інших рівних умов слід віддати перевагу простішій моделі, з двох мереж з приблизно рівними помилками контролю має сенс вибрати ту, яка менше.

Необхідність багаторазових експериментів веде до того, що перевірочна множина починає відігравати ключову роль у виборі моделі, тобто стає частиною процесу навчання. Тим самим послаблюється її роль як незалежного критерію якості моделі – при великому числі експериментів є ризик вибрати „вдалу” мережу, що дає добрий результат на перевірочній (контрольній) множині.

Для того, щоб додати остаточній моделі належну надійність, часто (принаймні, коли об'єм навчальних даних це дозволяє) поступають так: резервують ще одну – тестівну – множину спостережень. Підсумкова модель тестується на даних з цієї множини, щоб переконатися, що результати, досягнуті на навчальній і контрольній множинах, реальні. Для того, щоб добре грати свою роль, тестова множина має бути використана тільки один раз: якщо її використовувати повторно для коректування процесу навчання, то вона фактично перетвориться на контрольну множину.

В даний час існує велика кількість *алгоритмів навчання*. Розглянемо детальніше один з найбільш поширених алгоритмів – алгоритм зворотного поширення помилки, і коротко – деякі найбільш вживані алгоритми навчання.

Алгоритм зворотного поширення помилки – це детерміністський ітераційний градієнтний алгоритм навчання з вчителем.

Алгоритм зворотного поширення помилки використовується для навчання багатошарових нейронних мереж прямого поширення.

У багатошарових мережах оптимальні вихідні значення нейронів всіх шарів, окрім останнього шару, як правило, невідомі. Тому мережу з

трьома і більш шарами вже неможливо навчити, керуючись тільки величинами помилок на її виходах. Основна ідея зворотного поширення полягає в тому, як отримати оцінку помилки для нейронів прихованих шарів. Відмітимо, що *відомі* помилки, що робляться нейронами вихідного шару, виникають унаслідок *невдомих* помилок нейронів прихованих шарів. Чим більше значення синаптичного зв'язку між нейроном прихованого шару і вихідним нейроном, тим сильніше помилка першого впливає на помилку другого. Отже, оцінку помилки елементів прихованих шарів можна отримати, як зважену суму помилок подальших шарів. При навчанні інформація поширюється від нижчих шарів до вищих шарів, а оцінки помилок, що робляться мережею, – у зворотному напрямі, що і відбите в назві методу.

Розглянемо цей алгоритм.

Для спрощення розгляду обмежимося випадком, коли мережа має тільки один прихований шар.

Матрицю вагових коефіцієнтів від входів до прихованого шару позначимо W , а матрицю вагів, що сполучають прихований і вихідний шар, – V . Для індексів приймемо наступні позначення: входи нумеруватимемо тільки індексом i ($\overline{1..l}$), елементи прихованого шару – індексом j ($\overline{1..m}$), а виходи, відповідно, індексом k ($\overline{1..n}$).

Хай мережа навчається на вибірці (X^r, Y^r) , $r = 1 \dots N$. Активності нейронів позначатимемо малими буквами y з відповідним індексом, а сумарні зважені входи нейронів – малими буквами x .

Структура алгоритму:

- Крок 0. Початкові значення вагів всіх нейронів всіх шарів $V(t=0)$ і $W(t=0)$ вважаються випадковими числами;
- Крок 1. Мережі пред'являється вхідний образ X^a , в результаті формується вихідний образ $y \neq Y^a$. При цьому нейрони послідовно від шару до шару функціонують за такими формулами:

$$\text{прихований шар} \quad x_j = \sum_i W_{ij} x_i^a; \quad y_j = f(x_j) \quad (2.9)$$

$$\text{вихідний шар} \quad x_k = \sum_j V_{jk} y_j; \quad y_k = f(x_k) \quad (2.10)$$

де $f(x)$ – сигмоїдна функція;

- Крок 2. Функціонал квадратичної помилки мережі для даного вхідного образу має вигляд:

$$E = \frac{1}{2 \sum_k (y_k - Y_k^\alpha)^2}. \quad (2.11)$$

Даний функціонал підлягає мінімізації. Класичний градієнтний метод оптимізації полягає в ітераційному уточненні аргументу згідно формулі:

$$V_{jk}(t+1) = V_{jk}(t) - \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial V_{jk}}. \quad (2.12)$$

Функція помилки в явному вигляді не містить залежності від ваги V_{jk} , тому скористаємося формулами неявного диференціювання складної функції:

$$\frac{\partial E}{\partial y_k} = \delta_k = (y_k - Y_k^\alpha), \quad (2.13)$$

$$\frac{\partial E}{\partial x_k} = \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial x_k} = \delta_k \cdot y_k (1 - y_k), \quad (2.14)$$

$$\frac{\partial E}{\partial V_{jk}} = \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial x_k} \cdot \frac{\partial x_k}{\partial V_{jk}} = \delta_k \cdot y_k (1 - y_k) \cdot y_j. \quad (2.15)$$

Тут врахована корисна властивість сигмоїдної функції $f(x)$: її похідна виражається тільки через само значення функції, $f'(x) = f(1-f)$. Таким чином, всі необхідні величини для підстроювання ваг вихідного шару V отримані (рис. 2.19).

- Крок 3. На цьому кроці виконується підстроювання ваг прихованого шару (рис. 2.20). Градієнтний метод як і раніше дає:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) - \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W_{ij}}. \quad (2.16)$$

Обчислення похідних виконуються за тими ж формулами, за винятком деякого ускладнення формули для помилки δ_j .

$$\frac{\partial E}{\partial x_k} = \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial x_k} = \delta_k \cdot y_k (1 - y_k), \quad (2.17)$$

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = \delta_j = \sum_k \frac{\partial E}{\partial x_k} \cdot \frac{\partial x_k}{\partial y_j} = \sum_k \delta_k \cdot y_k (1 - y_k) \cdot V_{jk}, \quad (2.18)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} &= \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial y_j}{\partial x_j} \cdot \frac{\partial x_j}{\partial W_{ij}} = \delta_j \cdot y_j (1 - y_j) \cdot X_i^\alpha = \\ &= \left[\sum_k \delta_k \cdot y_k (1 - y_k) \cdot V_{jk} \right] \cdot [y_j (1 - y_j) \cdot X_i^\alpha] \end{aligned} \quad (2.19)$$

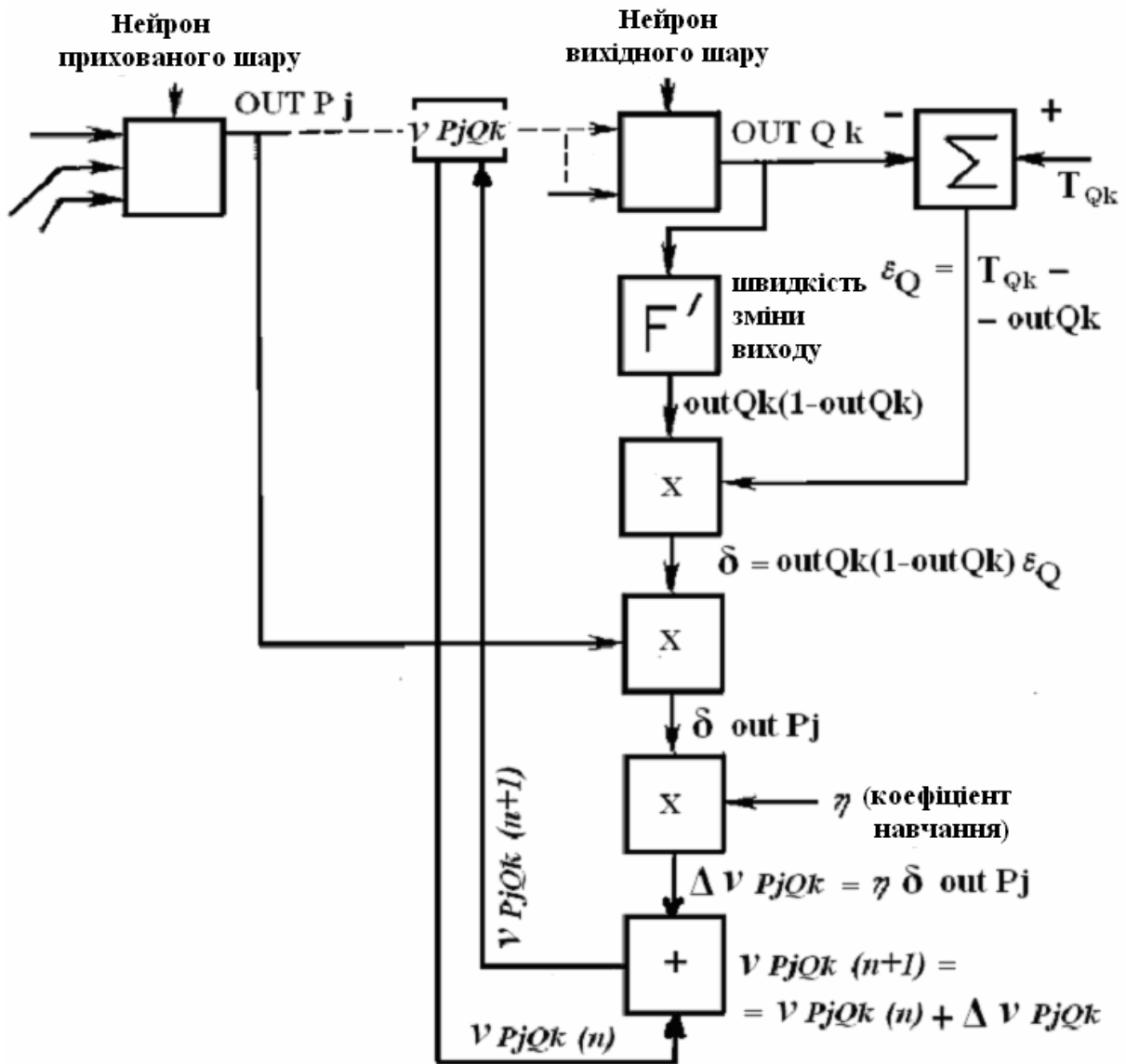


Рис. 2.19 – Підстроювання вагів вихідного шару

При обчисленні δ_j тут і був застосований принцип зворотного поширення помилки: часткові похідні беруться тільки по змінних подальшого шару. По отриманих формулах модифікуються ваги

нейронів прихованого шару. Якщо в нейронній мережі є декілька прихованих шарів, процедура зворотного поширення застосовується послідовно для кожного з них, починаючи з шару, що передує вихідному, і далі до шару, наступного за вхідним шаром. При цьому формули зберігають свій вигляд із заміною елементів вихідного шару на елементи відповідного прихованого шару.

- Крок 4. Кроки 1–3 повторюються для всіх навчальних векторів. Навчання завершується після досягнення малої повної помилки або максимально допустимого числа ітерацій.

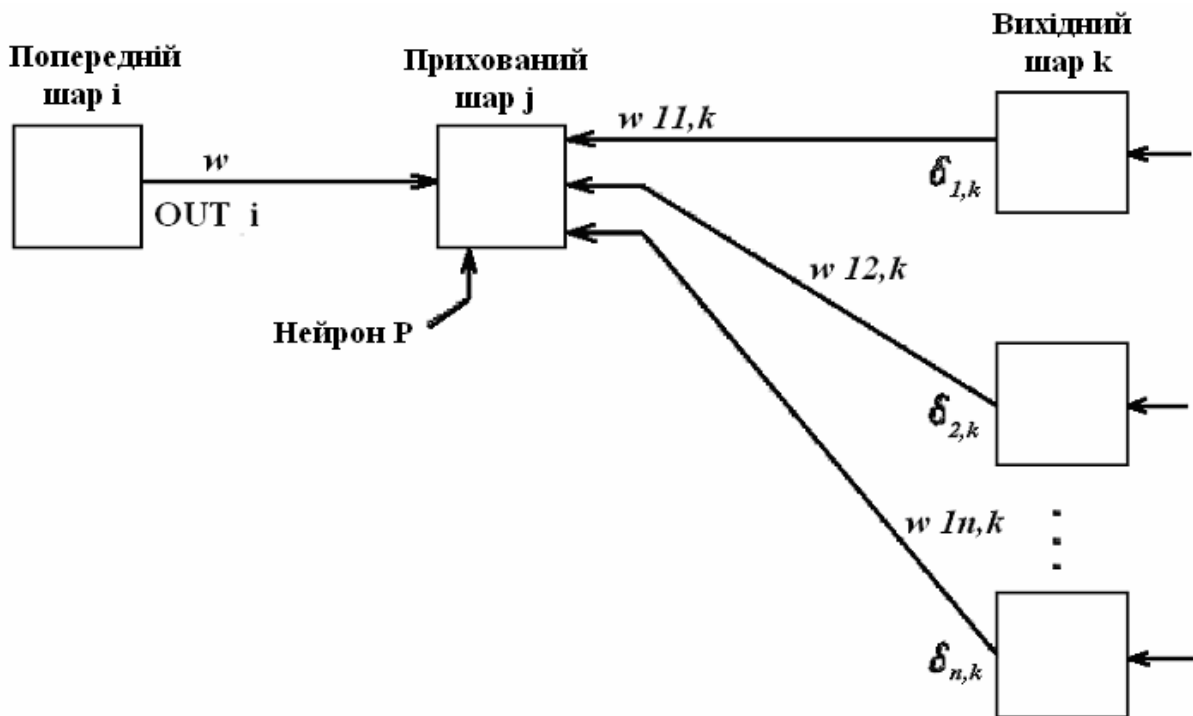


Рис. 2.20 – Підстроювання вагів прихованого шару

Як видно з опису кроків 2–3, навчання зводиться до рішення задачі оптимізації функціонала помилки градієнтним методом. Суть зворотного поширення помилки полягає в тому, що для її оцінки для нейронів прихованих шарів можна прийняти зважену суму помилок подальшого шару.

Параметр η має сенс темпу навчання і вибирається достатньо малим для забезпечення збіжності методу. Необхідно відзначити, що:

- по-перше, збіжність методу зворотного поширення дуже повільна. Невисокий темп збіжності є особливістю всіх градієнтних методів, оскільки локальний напрям градієнта зовсім не збігається з напрямом до мінімуму

- по-друге, підстроювання вагів виконується незалежно для кожної пари образів навчальної вибірки. При цьому покращення функціонування на деякій заданій парі може, взагалі кажучи, приводити до погіршення роботи на попередніх образах. У цьому сенсі немає достовірних (окрім дуже великої практики застосування методу) гарантій збіжності.

Дослідження показують, що для представлення довільного функціонального відображення, що задається навчальною вибіркою, достатньо всього *два шару* нейронів. Проте на практиці, у разі складних функцій, використання більш ніж одного прихованого шару може давати економію повного числа нейронів.

Дельта-правило. Воно було запропоноване для навчання штучних нейронних мереж Уїдроу і Хофом. Ідея цього правила полягає в тому, що якщо під час навчання мережі можна встановити розбіжність між бажаною і наявною реакцією, то ця розбіжність може бути зменшена шляхом зміни певним чином вагових коефіцієнтів зв'язку нейронів. Для цього використовується дельта-правило, по якому зміна ваги між i -м і j -м нейроном визначається таким чином:

$$\Delta w_{ij} = \eta x_i (y_j^* - y_j), \quad (2.20)$$

де x_i – вихід попереднього i -го нейрона, y_j^* , y_j – бажана і реальна реакція j -го нейрона, η – коефіцієнт, що впливає на швидкість навчання.

З цієї формули видно, що при незначній відмінності реакції нейрона від бажаної реакції різниця буде мала, а значить і зміна ваги між нейронами буде незначною.

Дельта-правило є оптимальним в певному значенні для одношарових штучних нейронних мереж, оскільки з його допомогою визначається вагова матриця, точно відтворююча реакцію нейрона у разі лінійних незалежних векторів. У разі багатошарових штучних нейронних мереж це правило непридатне, оскільки незрозуміло, яким чином підстроювати вагові коефіцієнти нейронів прихованих шарів, які зменшували б помилку вихідного сигналу мережі. Ця проблема вирішується за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки. Алгоритм зворотного поширення помилки може бути застосований до мережі, що має будь-яке число прихованих шарів. Проте якщо дельта-правило гарантує збіжність процесу навчання, то алгоритм зворотного поширення помилки такої гарантії не дає, і навчання може зупинитися в одному з локальних мінімумів.

Розширене дельта-правило. На відміну від приведеного вище це правило застосовується для навчання багатошарових мереж прямого

поширення другого порядку. Відповідно до нього зміна вагів здійснюється таким чином:

$$\Delta w_{ij} = \eta x_i \delta_j, \quad (2.21)$$

де $\delta_j = f'_j(x, w)(y_j^* - y_j)$, якщо j є нейрон вихідного шару, і $\delta_j = f'_j(x, w) \sum_m \delta_m w_{jm}$, якщо інакше, $f'_j(x, w)$ – похідна функції активації,

використовувана в j -му нейроні, причому індекс j використовується для позначення всіх нейронів подальших шарів, пов'язаних з нейроном j .

Конкурентне навчання. При такому навчанні всі нейрони одного шару є такими, що конкурують, а перевага віддається тому нейрону, який найсильніше реагує на вхідний сигнал, тобто настроюються ваги тільки одного нейрона – переможця.

Спочатку ваговим коефіцієнтам привласнюються малі, відмінні від нуля і різні значення. При пред'явленні навчальної вибірки реакція одного з нейронів буде найбільш сильною. Його вагові коефіцієнти змінюються так, щоб якнайповніше відповідати пред'явленому образу. Ваги решти нейронів або не змінюються, або зменшуються. Процес навчання завершується, коли вага активного (акредитованого) нейрона дорівнюватиме загальній сумі вагів нейронів одного шару.

Стохастичне навчання. Ці методи навчання ґрунтуються на псевдовипадкових змінах вагів із збереженням тих змін, які ведуть до поліпшень. Для корекції вагів використовується деяка імовірнісна функція. Великі первинні випадкові корекції із збереженням певних змін вагів поступово зменшують, досягаючи при цьому мети навчання. Цей процес нагадує відпал металу, коли атоми розплавленого металу, що знаходяться в хаотичному русі, при його поступовому охолодженні, втрачаючи енергію, досягають нижчого з можливих енергетичних станів – глобального мінімуму. Тому подібний вид навчання ще називають „імітацією відпалу”. Таке навчання застосовується в машинах Больцмана і Коші.

Правило навчання Хеба. Д.О.Хеб теоретично встановив, що асоціативна пам'ять в біологічних системах викликається процесами, що змінюють зв'язки між нервовими клітинами. Згідно встановленому ним правилу при одночасній активації двох нейронів синаптична сила зростає. Часто використовувані зв'язки в мережі посилюються, що пояснює явище звикання і навчання повторенням.

У штучних нейронних мережах зростання синаптичної сили еквівалентне збільшенню ваги зв'язку між нейронами i і j на величину:

$$\Delta w_{ij} = \eta x_i y_j, \quad (2.22)$$

де x_i – вихід i -го і вхід j -го нейрона, y_j – вихід j -го нейрона, η – коефіцієнт, що впливає на швидкість навчання.

Існують різні варіанти реалізації правила Хеба. Вони можуть ґрунтуватися на мінімізації енергетичної або ентропійної функції.

Якщо як енергетичну функцію вибрати функцію вигляду

$$I(w) = -\Phi(w^T x) + 0,5\alpha \|w\|^2, \quad (2.23)$$

де $\|w\|^2 = \sum_{i=1}^N w_i^2$ – евклідова норма, $\alpha \geq 0$ – деякий коефіцієнт, Φ – функція,

що диференціюється, така, що $y = \frac{d\Phi(w^T x)}{d(w^T x)} = f(w^T x)$, то правило Хеба у векторній і дискретній формі виглядатиме відповідно:

$$\frac{dw}{dt} = \eta (yx - \alpha w) \quad \text{і} \quad w(k+1) = w(k) + \eta [y(k)x(k) - \alpha w(k)] \quad (2.24)$$

де $\eta > 0$ – векторний параметр, що впливає на швидкість навчання.

Якщо замість фактичної реакції нейрона y використовувати необхідне значення y^* , то ці алгоритми називають вже *корелятивними правилами навчання*.

Гرادієнтні методи навчання. Якщо використовувати функції активації диференціюються, то зручно застосовувати градієнтні методи мінімізації, засновані на мінімізації деякої опуклої цільової функції I (вартісною, енергетичною, ентропійною і ін.). В цьому випадку корекція вагів зв'язку між i -м і j -м нейронами відбувається за *загальним правилом*:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \nabla_w I(w), \quad (2.25)$$

де η – коефіцієнт, що впливає на швидкість навчання, а $\nabla_w I(w) = \frac{\partial I(w)}{\partial w_{ij}}$.

Ці методи найчастіше використовуються при керованому навчанні, коли відома необхідна реакція нейронів.

Більшість градієнтних методів заснована на мінімізації квадратичного функціонала

$$I(w) = 0,5e^2(k) = 0,5[y^*(k) - w^T(k)x(k)]^2. \quad (2.26)$$

При цьому $\nabla_w I(w) = -e(k)x(k)$ і підстановка цього виразу в загальне правило приводить до алгоритму *методу найменших квадратів* (МНК):

$$w(k+1) = w(k) + \eta e(k)x(k). \quad (2.27)$$

З цього виразу видно, що властивості алгоритму МНК залежать від вибору η . Існують різні рекомендації по вибору η .

У теорії стохастичної апроксимації цей коефіцієнт вибирається змінним і задовольняючим умовам Дворецького. Сенс цих умов полягає в тому, що для забезпечення збіжності останнього виразу в точку w^* довжина кроку повинна, з одного боку, убувати досить поволі для забезпечення збіжності, а з іншого боку, достатньо швидко для придушення перешкод.

Вибір на підставі теорії оптимальної фільтрації цього коефіцієнта у вигляді

$$\eta(k) = \|x(k)\|^2 \quad (2.28)$$

приводить до *алгоритму Качмажа*, відомого в теорії штучних нейронних мереж як *алгоритм Уїдроу-Хофа*. У теорії оцінювання цей алгоритм називають *нормалізованим алгоритмом* МНК.

Відомим є також *рекурентний алгоритм* МНК (РМНК). Він виходить при виборі замість скаляра $\eta(k)$ матричного змінного коефіцієнта $\Gamma(k)$

$$\Gamma(k) = P(k) [\lambda + x^T(k)P(k)x(k)]^{-1}, \quad (2.29)$$

де $P^{-1}(k) = \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} x(i)x^T(i)$ – коваріаційна матриця, $0 < \lambda < 1$ – параметр зважування інформації, тобто надання більшого значення інформації, що знов поступає.

Матриця $P(k)$ допускає рекурентне обчислення. Тому остаточно РМНК з *експоненціальним зважуванням інформації* має вигляд

$$w(k+1) = w(k) + \alpha(k)P(k)x(k)e(k), \quad (2.30)$$

$$P(k+1) = \frac{1}{\lambda} [I - \alpha(k)P(k)x(k)x^T(k)]P(k), \quad (2.31)$$

де $\alpha(k) = [\lambda + x^T(k)P(k)x(k)]^{-1}$, I – одинична матриця. При $\lambda=1$ алгоритм

переходить РМНК.

Використовуваний в алгоритмі механізм оцінювання важливості інформації є ефективним для настроювання вагів, що змінюються в часі, при дослідженні нестационарних об'єктів.

Різновидом РМНК є *багатокроковий проекційний алгоритм*, що використовує фіксовану кількість інформації.

Якщо нейрони описуються нелінійними функціями активації, то, скориставшись розкладанням вихідних сигналів нейронів в ряд Тейлора, можна отримати алгоритм навчання відомий в теорії оцінювання як *фільтр Калмана*:

$$w(k+1) = w(k) + K(k+1)[y^*(k+1) - f(w(k), x(k+1))], \quad (2.32)$$

$$K(k+1) = \frac{1}{\lambda} P(k) H(k+1) \left[I + \frac{1}{\lambda} H^T(k+1) P(k) H(k+1) \right]^{-1}, \quad (2.33)$$

$$P(k+1) = \frac{1}{\lambda} [I - K(k+1) H^T(k+1)]^{-1}. \quad (2.34)$$

Матриця $K(k+1)$ називається матрицею посилення Калмана.

Приведені вище градієнтні алгоритми реалізують методи *оптимізації першого порядку*, в яких застосовується обчислення градієнта функціонала. Найбільшою швидкістю збіжності серед них володіє *метод сполучених градієнтів*.

Ще більшу швидкість збіжності мають *методи оптимізації другого порядку*, що вимагають обчислення других похідних функціонала, що мінімізується.

Серед таких методів слід зазначити *метод Ньютона*:

$$w(k+1) = w(k) - H_k^{-1} g_k, \quad (2.35)$$

де H_k^{-1} – матриця, зворотна матриці Гессе, а $g_k = \left(\frac{\partial I(w)}{\partial w_1} \quad \frac{\partial I(w)}{\partial w_2} \quad \dots \quad \frac{\partial I(w)}{\partial w_N} \right)^T$, де I – цільова функція.

При виборі в якості критерію навчання цільової функції наступного вигляду:

$$I(w) = 0,5 \sum_{i=1}^M (y_i^* - y_i)^2 = 0,5 \sum_{i=1}^M e_i^2, \quad (2.36)$$

можна записати:

$$H = J^T J + S, \quad (2.37)$$

де $S = \sum_{i=1}^M e_i \nabla_w^2 e_i$.

При наближенні до мінімуму елементи матриці S стають малими і матриця Гессе може бути апроксимована, і тоді отримуємо *алгоритм методу Ньютона*:

$$w(k+1) = w(k) - [J_k^T J_k]^{-1} J_k^T e_k, \quad (2.38)$$

де, $k=0, 1, 2$, .означає прискорений машинний час.

Для підвищення обчислювальної стійкості алгоритму методу Ньютона можна використовувати іншу апроксимацію:

$$H \approx J^T J + \mu I, \quad (2.39)$$

де μ – достатньо мале позитивне число.

Підстановка цього виразу у вираз методу Ньютона приводить до *алгоритму Левенберга-Марквардта*:

$$w(k+1) = w(k) - [J_k^T J_k + \mu I]^{-1} J_k^T e_k. \quad (2.40)$$

2.3 Застосування штучних нейронних мереж в задачах моніторингу

Окрім достатньо детально описаної в попередньому підрозділі *властивості навчання* штучних нейронних мереж вони володіють і іншими цінними властивостями:

- здібністю до *узагальнення*, оскільки після навчання мережа стає нечутливою до малих змін вхідних сигналів (шуму або варіаціям вхідних образів) і дає правильний результат на виході,
- здібністю до *абстрагування*, оскільки якщо мережі пред'явити декілька спотворених варіантів вхідного образу, то мережа сама може на виході створити ідеальний образ, з яким вона ніколи не зустрічалася.

Саме ці корисні властивості штучних нейронних мереж обумовлюють їх широке застосування в багатьох галузях людської діяльності.

При докладному розгляді будь-яких задач нескладно сформулювати їх постановку стосовно нейронних мереж. Тому в даний час розроблені

численні види або, як то кажуть, парадигми штучних нейронних мереж під різні задачі науки і техніки.

Можна привести деякий перелік типів і різновидів штучних нейронних мереж: персептрон Розенблата, сплайн-модель Хакимова, багатошаровий персептрон, мережа Джордана, мережа Елмана, мережа Хемінга, мережа Ворда, мережа Хопфілда, мережа Кохонена, нейронний газ, когнітрон, неокогнітрон, хаотична нейронна мережа, осциляторна нейронна мережа, мережа зустрічного поширення, мережа радіальних базисних функцій, мережа узагальненої регресії, імовірнісна мережа, імовірнісна нейронна мережа Решетова, сіамська нейронна мережа, мережі адаптивного резонансу, згортальна нейронна мережа. Цей список не є закінченим.

Застосовуються ці і інші штучні нейронні мережі для багатьох цілей. У *економіці* – для прогнозування часових рядів (курсів валют, цін на сировині, об'ємів продажів і так далі), автоматичній торгівлі, оцінці ризиків неповернення кредитів, прогнози банкрутств, оцінки вартості нерухомості, виявлення переоцінених і недооцінених компаній, рейтингування, оптимізації товарних і грошових потоків, прочитування і розпізнавання чеків і документів, безпеки трансакцій по пластикових картах. У *медицині* – для постановки діагнозу, обробки медичних зображень, моніторингу стану пацієнта, аналізу ефективності лікування, очищення показів приладів від шумів. У *авіоніці* – для навчання автопілотів, розпізнавання сигналів радарів, адаптивного пілотування сильно пошкодженого літака, безпілотного літального апарату. У *зв'язку* – для стискування відеоінформації, швидкого кодування і декодування, оптимізації стільникових мереж і схем маршрутизації пакетів. У *Інтернеті* – для асоціативного пошуку інформації, електронного секретаря і автономних агентів в інтернеті, фільтрації інформації, блокування спаму, автоматичної рубрикації новинних стрічок, адресної реклами і маркетингу для електронної торгівлі. У *автоматизації виробництва* – для оптимізації режимів виробничого процесу, контролю якості продукції, моніторингу і візуалізації багатовимірної диспетчерської інформації, попередження аварійних ситуацій, робототехніки. У *політологічних і соціологічних технологіях* – для прогнозу результатів виборів, аналізу опитів, прогнозу динаміки рейтингів, виявлення значущих чинників, кластеризації електорату, дослідження і візуалізації соціальної динаміки населення. В *безпеці і охоронних системах* – для розпізнавання осіб, ідентифікації особи по відбитках пальців, голосу, підпису, особи, розпізнавання автомобільних номерів, аналізу аерокосмічних знімків, моніторингу інформаційних потоків в комп'ютерній мережі і виявлення вторгнень, виявлення підробок. При *введенні і обробці інформації* – для розпізнавання рукописних текстів, відсканованих поштових, платіжних, фінансових і бухгалтерських

документів. У *геологорозвідці* – для аналізу сейсмічних даних, асоціативних методик пошуку корисних копалини, оцінки ресурсів родовищ. У *психодіагностиці* – для дослідження питання про можливість розвитку психологічної інтуїції у нейромережних експертних систем. Отримані результати дають підхід до розкриття механізму інтуїції нейронних мереж, що виявляється при рішенні ними психодіагностичних завдань. Створений нестандартний для комп'ютерних методик інтуїтивний підхід до психодіагностики, що полягає у виключенні побудови описаної реальності. Він дозволяє скоротити і спростити роботу над психодіагностичними методиками. У *хемоінформатиці* – нейронні мережі широко використовуються в хімічних і біохімічних дослідженнях. В даний час нейронні мережі є одним з найпоширеніших методів хемоінформатики для пошуку кількісних співвідношень структура-властивість. Тому вони активно використовуються як для прогнозування фізико-хімічних властивостей і біологічної активності хімічних сполук, так і для направленої конструювання хімічних сполук і матеріалів із заздалегідь заданими властивостями, зокрема при розробці нових лікарських препаратів. Цей список також не є закінченим.

Всі вказані задачі, у тому числі і *задачі, пов'язані з моніторингом*, вирішуються вказаними вище мережами на основі виконання ними ряду математичних операцій.

Лінійні мережі є найбільш відповідними для вирішення задач класифікації векторів, лінійної апроксимації, екстраполяції, стеження за процесом.

Радіальні базисні мережі також підходять для апроксимації функцій і класифікації векторів.

Мережі узагальненої регресії вирішують задачі узагальненої регресії, аналізу часових рядів і апроксимації функцій.

Імовірнісні нейронні мережі призначені для класифікації на основі підрахунку вірогідності приналежності векторів до даних класів, вирішення інших імовірнісних задач.

Мережі Кохонена у вигляді шару успішно справляються з дослідженням топологічної структури даних, об'єднанням в кластери, розподілом по класах, а у вигляді карти – з кластеризацією вхідних векторів.

Мережі векторного квантування вирішують задачі класифікації вхідних векторів.

Рекурентні мережі Елмана використовуються для вирішення динамічних задач, управління рухом об'єктами, в системах технічного зору.

Рекурентні мережі Хопфілда успішно розпізнають образи і використовуються для створення асоціативної пам'яті.

Знову ж таки перелік цей не повний.

У даному навчальному посібнику немає необхідності описувати всі парадигми або навіть частину згаданих вище штучних нейронних мереж, оскільки обсяг посібника збільшиться у багато разів. Надалі, в процесі аналізу предметної сфери застосування штучних нейронних мереж, кожного разу здійснюватиметься обґрунтований вибір виду мережі і опис вибраного виду штучної нейронної мережі.

Запитання для самоконтролю

1. Що таке первинна моніторингова інформація?
2. Що таке вторинна моніторингова інформація?
3. Які чинники зумовлюють необхідність автоматизації обробки моніторингової інформації?
4. У чому полягають передумови автоматизації обробки моніторингової інформації?
5. Яка структура штучного нейрона?
6. Яка роль синапсів в штучному нейроні?
7. Які види перетворень здійснює вхідний оператор штучного нейрона?
8. Які можуть бути функції активації штучних нейронів?
9. Яка модель нейрона Маккалоха-Пітса?
10. Яка модель нейрона Адаліна?
11. Яка модель нейрона Фукушими?
12. Яка модель нейрона Хопфілда?
13. Яка модель нейрона Гросберга?
14. Яка модель Σ - Π нейрона?
15. Яка модель стохастичного нейрона?
16. Як утворюються штучні нейронні мережі?
17. Що таке матриця зв'язку штучної нейронної мережі?
18. Які існують топології штучних нейронних мереж?
19. Особливості штучних нейронних мереж прямого поширення сигналу
20. Особливості штучних нейронних мереж зворотного поширення сигналу
21. Особливості повно зв'язних штучних нейронних мереж
22. За якими ознаками, окрім топології, класифікують штучні нейронні мережі?
23. У чому полягає властивість навчання штучних нейронних мереж?
24. У чому полягає властивість узагальнення штучних нейронних мереж?
25. У чому полягає властивість абстрагування штучних нейронних мереж?
26. Які існують підходи до навчання штучних нейронних мереж?
27. Що означає вирішити задачу навчання штучної нейронної мережі?

28. Які класи алгоритмів використовуються для навчання штучних нейронних мереж?
29. Яка класифікація алгоритмів навчання за характером навчання?
30. Які існують проблеми при навчанні штучних нейронних мереж?
31. Опишіть структуру алгоритму зворотного поширення помилки.
32. У чому полягає дельта-правило навчання штучної нейронної мережі?
33. У чому полягає конкурентне навчання штучної нейронної мережі?
34. У чому полягає стохастичне навчання штучної нейронної мережі?
35. У чому полягає правило навчання Хеба для штучної нейронної мережі?
36. У чому полягає навчання штучної нейронної мережі методом найменших квадратів?
37. У чому полягає правило Уїдроу-Хофа навчання штучної нейронної мережі?
38. У чому полягає навчання штучної нейронної мережі рекурентним алгоритмом методу найменших квадратів?
39. У чому полягає навчання штучної нейронної мережі методом, заснованим на фільтрі Калмана?
40. У чому полягає навчання штучної нейронної мережі методом Ньютона?
41. У чому полягає навчання штучної нейронної мережі методом Левенберга-Марквардта?

3 ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ОБРОБКИ СУПУТНИКОВОЇ МОНІТОРИНГОВОЇ ІНФОРМАЦІЇ

3.1 Супутниковий моніторинг навколишнього середовища

Дані дистанційного зондування Землі з штучних супутників або *супутникового моніторингу* знаходять широке застосування. Це обумовлюється багатьма причинами, серед яких однією з основних є та, що кількість супутників, що виводяться на орбіту різними країнами, безперервно збільшується.

Цінність *супутникових спостережень* полягає в можливості оперативного одержання глобальних даних, а також даних по труднодоступних районах, розташованих в будь-якому місці Землі і поверхні океану.

На ранніх етапах розвитку супутникової мережі найбільший ефект при використанні давала інформація, що приймається від метеорологічних супутників сімейства „NOAA” і „Метеор” через її високу регулярність. Інформація від решти супутникових систем, а саме, „ОКЕАН-О (Січ)”, „Ресурс” і інших, в господарських інтересах використовувалася від випадку до випадку і рідко на регулярній основі. Це було пов'язано з тим, що прийом інформації здійснювався на комплексах технічних засобів, зосереджених в регіональних центрах прийому даних і таких, що належать окремим відомствам. Такий підхід приводив до того, що втрачалася основна властивість космічної інформації – оперативний перегляд великих територій, оскільки при нерозвиненій інфраструктурі передачі даних основний час йшов на доставку інформації кінцевому користувачеві. Крім того, обробка інформації в таких центрах була орієнтована на великі спеціалізовані комплекси технічних засобів, що принципово утрудняло доступ користувачів до інформації на ранніх етапах обробки.

В даний час прийом інформації з деяких супутників здійснюється безкоштовно по концепції „відкрите небо” Всесвітньої метеорологічної організації (ВМО), для чого створені прості і надійні засоби прийому і обробки супутникової інформації метеорологічного і природноресурсного призначення. Прикладом подібної системи може служити станція прийому супутникової інформації „КОСМЕК” [10].

Космічна підсистема одержання даних (КПОД) є допоміжною підсистемою системи державного моніторингу (СДМ), що забезпечує одержання, аналіз і узагальнення інформації про стан атмосфери, водних об'єктів суші, морів, океанів, підстильної поверхні при глобальних і регіональних просторових спостереженнях, що доповнюються по ряду показників точковими спостереженнями для підвищення якості прогнозування динаміки земних процесів [11-13].

Оснoву вітчизняної космічної підсистеми одержання даних про стан природного середовища складають космічні апарати типу „Січ”, проте, через значну нерегулярність їх роботи, використовуватися для цілей зондування можуть також космічні системи дистанційного зондування інших держав.

Структурно КПОД складається з декількох елементів, основною з яких є космічна мережа спостережень. Крім того, до складу підсистеми входять органи управління, органи збору і зберігання інформації, органи обробки інформації (рис. 3.1).

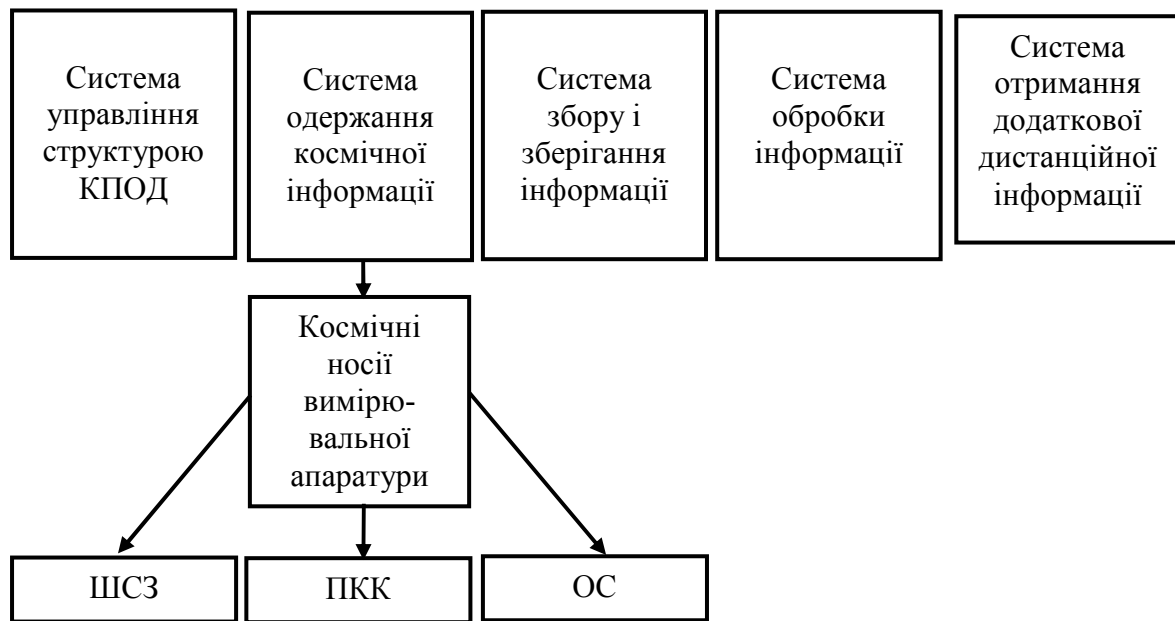


Рис. 3.1 – Космічна підсистема одержання даних (ШСЗ – штучні супутники Землі, ПКК – пілотовані космічні кораблі, ОС – орбітальні станції)

Сукупність космічних апаратів (рис. 3.2) для спостережень за станом природного середовища, побудована за визначеним науково обґрунтованим принципом, утворює *космічну мережу спостережень*. Основне її призначення – проведення систематичних спостережень за станом атмосфери, вод суші і морів, підстильної поверхні, сільськогосподарських культур, за складом і рівнем забруднення природного середовища.

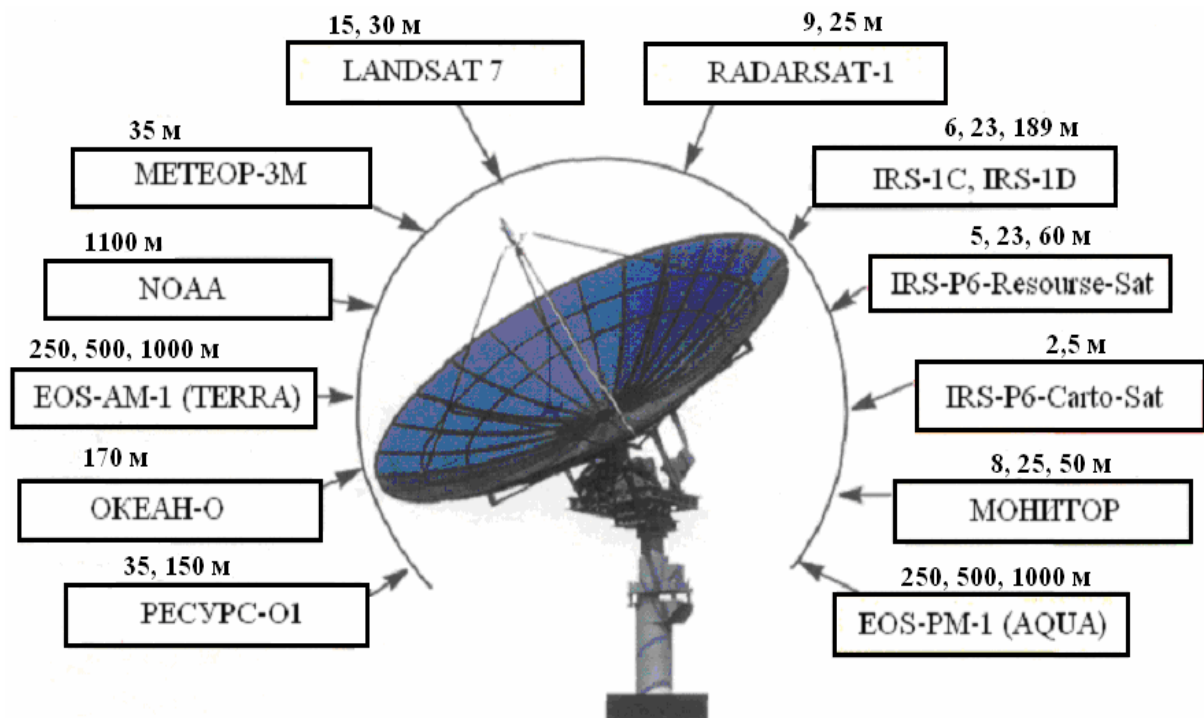


Рис. 3.2 – Космічна мережа спостережень
(над назвою супутника вказана роздільна здатність в метрах для його різних скануючих пристроїв)

З інформаційної точки зору КПОД представляється структурою, показаною на рис. 3.3.

Завдяки широкому поширенню засобів прийому і первинної обробки космічної інформації практично будь-яка організація або окремий індивідуум можуть брати участь в наукових дослідженнях з використанням одержаної інформації. Тому важливо внести організуюче начало до подібних наукових досліджень і класифікувати або тематизувати все або велику частину виникаючих задач досліджень за оцінкою природних ресурсів і стану навколишнього середовища. У таблиці 3.1 як приклад наведена така класифікація, що не претендує на повноту і всеосяжність, оскільки дослідження в цій області постійно розширюються внаслідок виникнення все нових і нових задач [14].

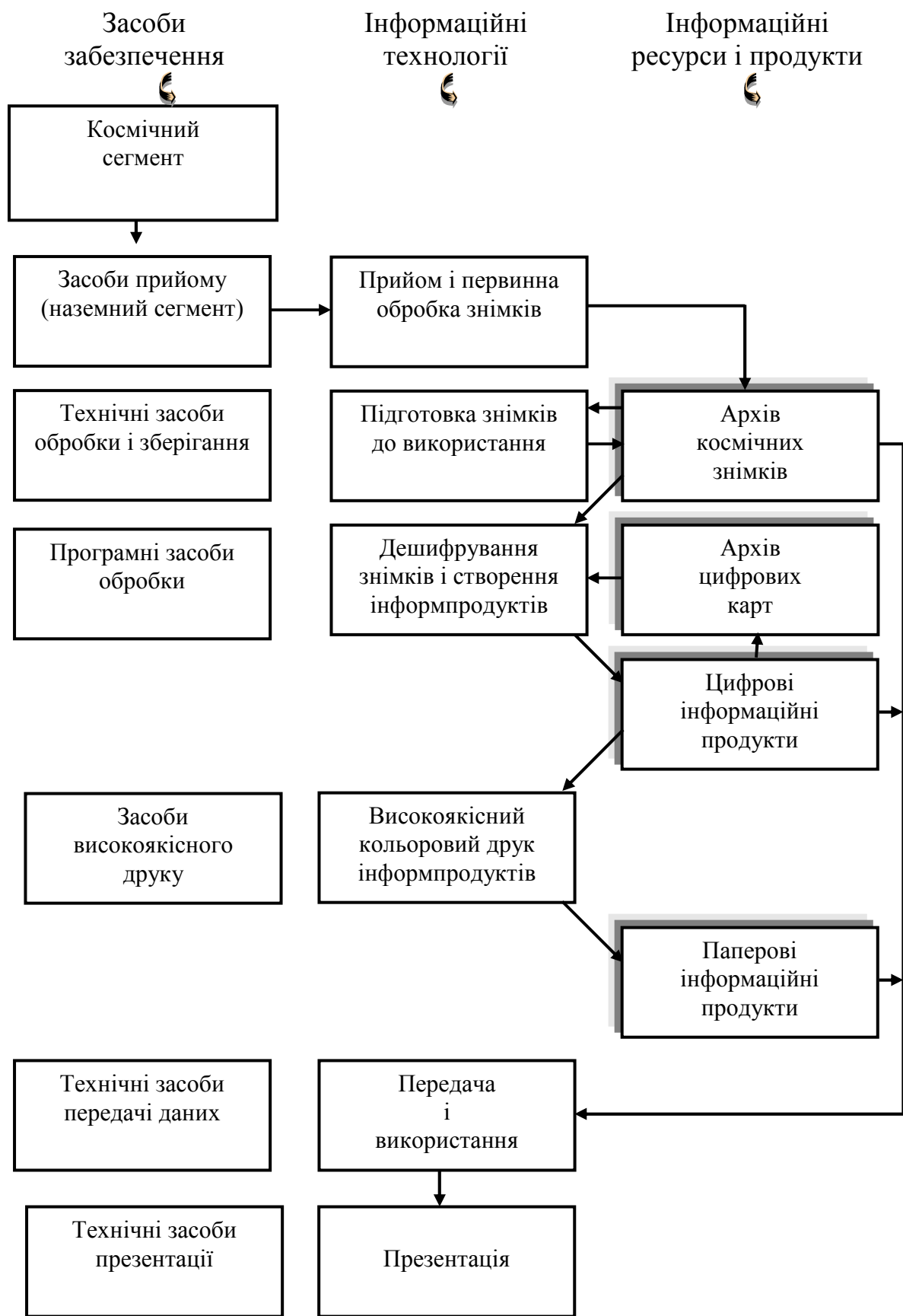


Рис. 3.3 – Інформаційна структура КПОД

Таблиця 3.1 – Приклад класифікації тематичних задач оцінки природних ресурсів і навколишнього середовища, що вирішуються з використанням супутникового моніторингу

№ п/п	Задачі	Тип апаратури								
		О			Р			Т		
		м	с	в	м	с	в	м	с	в
1	Контроль забруднення прибережних акваторій	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	Контроль явищ берегової абразії	1	2	3			6			
3	Контроль зміни рельєфу дна мілководних прибережних зон			3			6			
4	Визначення меж землекористування в сільськогосподарському землеробстві			3			6			9
5	Визначення меж землекористування в населених пунктах			3			6			9
6	Контроль розробки і рекультивації відкритих кар'єрів		2	3			6		8	9
7	Контроль забруднення Азово-Чорноморського басейну в місцях здобичі газового конденсату			3	4	5	6	7	8	9
8	Пошук корисних копалини (нафта, вапняк, грязі, мінеральні солі, залізняк і ін.)	1	2	3	4	5	6	7	8	9
9	Аналіз забруднення атмосфери міст, промислових зон і визначення зони забруднення навколишньої території продуктами димових викидів	1	2	3				7	8	9
10	Динаміка зростання крупних населених пунктів		2	3					8	9
11	Тепловий режим в промислових зонах і зонах житлових забудов									9
12	Біокліматична оцінка природно-господарських умов зростання основних фітоценозів в різних ландшафтних зонах регіону на основі аналізу багаторічних даних метеоспостережень і даних супутникових зйомок	1	2		4	5		7	8	
13	Оцінка врожайності ранніх зернових в середньому по адміністративному району	1			4	5		7	8	
14	Динаміка формування середньої по району врожайності ранніх зернових	1			4			7		
15	Завдання, пов'язані з оцінкою виробничої врожайності сільгоспкультур у межах поля			3			6			9
16	Визначення зон пригноблюваного стану рослин на засолених ґрунтах	1	2	3	4	5	6	7	8	9
17	Оцінка ефективності роботи зрошувальних систем	1	2		4	5		7	8	

Продовження таблиці 3.1

№ п/п	Задачі	Тип апаратури								
		О			Р			Т		
		М	С	В	М	С	В	М	С	В
18	Оцінка ефективності роботи горизонтального дренажу			3			6			9
19	Своєчасне виявлення сільськогосподарських полів з неефективною технологією поливу			3			6			9
20	Оцінка просторового розподілу поливної води за площею поля			3			6			9
21	Контроль динаміки ґрунтової ерозії			3						
22	Моніторинг стану мочаристих ґрунтів передгірних зон			3			6			9
23	Контроль пожеж в лісах, в степу, на полях	1	2					7	8	
24	Контроль несприятливих метеорологічних умов (ожеледь, сніжні занесення, зливи, засуха)	1	2					7	8	
25	Контроль паводкових явищ і явищ підтоплення територій населених пунктів	1	2	3	4	5	6	7	8	9
26	Контроль наслідків морських аварій			3	4	5	6	7	8	9
27	Прогнози землетрусів							7		
28	Оцінка стану дамб, магістральних зрошувальних каналів						6	7	8	9
29	Контроль обвальних явищ			3			6			9
30	Контроль стану магістральних нафтових і газопроводів						6			9
31	Контроль стану ліній високовольтних передач						6			
32	Контроль просторового розподілу атмосферних опадів (дощ, град)	1	2	3	4	5	6	7	8	
33	Визначення параметрів приводного вітру				4					
34	Спостереження за хмарністю	1						7		
35	Контроль стану льодової обстановки на внутрішніх і зовнішніх водоймищах	1	2	3	4	5	6	7	8	9
36	Температура поверхні води							7	8	9
37	Температура поверхні ґрунту							7	8	9
38	Актинометричні вимірювання, радіаційний баланс							7		

Примітки: умовні позначення, використовувані в таблиці 3.1: О – оптичний діапазон, Р – радіолокаційний діапазон, Т – тепловий (інфрачервоний) діапазон, М – апаратура з малою роздільною здатністю, С – апаратура з середньою роздільною здатністю, В – апаратура з високою роздільною здатністю, 1...9 – група супутників:

- 1 – Insat, Meteosat, Метеор, NOAA, Ресурс, Seastar, Spot 4, Terra.
- 2 – Adeos, Irs, Океан, Ресурс, Січ, Terra.
- 3 – Irs, Landsat, Ресурс, Spot, Terra, Монитор.
- 4 – Океан, Січ.
- 5 – Radarsat.
- 6 – Ers, Jers, Radarsat.
- 7 – Insat, Meteosat, NOAA, Spot, Terra.
- 8 – Adeos, Irs, Landsat, Terra.
- 9 – Landsat, Spot, Terra.

3.1.1 Орбіти штучних супутників Землі

Використання штучного супутника Землі (ШСЗ) для наукових і прикладних цілей передбачає знання закономірностей його руху. Вибір параметрів орбіти дозволяє заздалегідь розрахувати тривалість існування супутника, а також спрогнозувати можливість спостереження ШСЗ із Землі і огляду Землі з супутника. Нарешті, для географічної прив'язки всіх спостережень бажано складати каталоги координат супутника для послідовних моментів часу (його ефемериди), причому важливо мати ці каталоги вперед на тривалий час [11-12].

Орбіти ШСЗ. Орбіти ШСЗ залежно від значення їх параметрів можуть дуже розрізнятися між собою. Проте, існує декілька основних ознак, за якими орбіти поділяються на характерні типи. Як такі ознаки прийняті значення:

- ексцентриситету e ,
- нахилу орбіти i ,
- періоду обертання T ,
- висоти H .

Ексцентриситет e визначає форму орбіти: $e = 0$ – колова орбіта, $e < 1$ – еліптична, $e = 1$ – параболічна, $e > 1$ – гіперболічна орбіта. Найбільший інтерес для космічних методів дослідження становлять колові і еліптичні орбіти. Перші з них переважають при запуску метеорологічних супутників.

Відповідно до значення нахилу орбіти супутники діляться на екваторіальні ($i = 0^\circ$), похилі ($0^\circ < i < 90^\circ$) і полюсні або полярні ($i = 90^\circ$) (рис. 3.4).

Екваторіальний супутник завжди пролітатиме над екватором. При висоті орбіти 35810 км період обертання ШСЗ дорівнює зоряному періоду обертання Землі. Супутник обертатиметься з такою ж кутовою швидкістю, що і Земля, і, переміщаючись по орбіті в напрямі, збіжному з напрямом обертання Землі, весь час знаходитиметься над одним і тим же наземним пунктом. Такий ШСЗ називається стаціонарним. Екваторіальні супутники спостерігаються в смузі, що примикає до екватора, причому, чим вища

орбіта, тим ширша ця смуга.

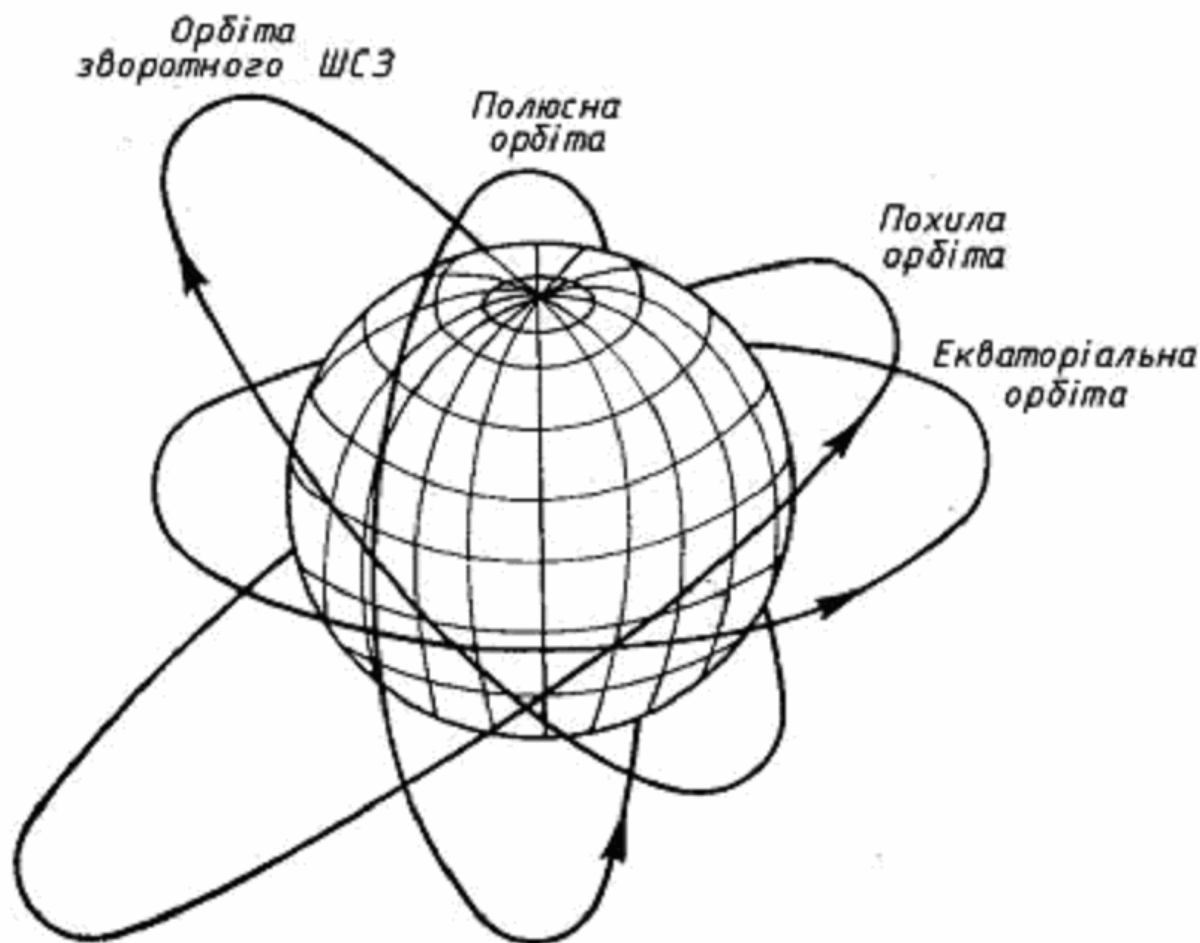


Рис. 3.4 – Основні типи орбіт ШСЗ

Витки полюсного ШСЗ при кожному новому оберті, зважаючи на обертання Землі, зміщуватимуться до заходу. Такі супутники спостерігатимуться в будь-якому пункті земної поверхні в той або інший час.

Похилі ШСЗ проектується на поверхню Землі тільки в межах широт $\Delta\varphi = \pm i$.

Всі ШСЗ можуть поділятися на прямі і зворотні. Прямі рухаються у напрямі обертання Землі із заходу на схід, для них $0^\circ \leq i < 90^\circ$; зворотні – зі сходу на захід і для них $90^\circ < i < 180^\circ$.

Прямі супутники запускати легко, оскільки при їх виведенні на орбіту до швидкості ракети додається лінійна швидкість обертання Землі.

При запуску зворотних супутників лінійна швидкість обертання Землі віднімається від швидкості ракети.

Штучні супутники Землі поділяються також на періодичні і неперіодичні. Період обертання перших кратний періоду обертання Землі.

Зважаючи на це, положення супутника щодо поверхні Землі кожен день повторюється. Неперіодичні супутники цієї властивості не мають.

По висоті орбіти ШСЗ можуть бути розділені на три групи: низькоорбітальні, середньоорбітальні і високоорбітальні. У першу групу включені супутники, що запускаються на висоти 200–500 км. До них відносяться пілотовані космічні кораблі, орбітальні космічні станції, окремі супутники серії „Космос” і інші літальні апарати. Друга група представлена супутниками, що запускаються на висоти від 500 до декількох тисяч кілометрів. На цих висотах літають супутники метеорологічного, геодезичного, астрономічного призначення, а також інші ШСЗ. До третьої групи відносяться супутники з висотою польоту в десятки тисяч кілометрів. Ці висоти використовуються для запуску метеорологічних стаціонарних супутників, технологічних ШСЗ, місячних автоматичних і пілотованих космічних кораблів і інших апаратів.

Орбіти метеорологічних ШСЗ. Основна перевага метеорологічних спостережень з супутників полягає в можливості отримувати інформацію про стан атмосфери для всієї (або майже всієї) території земної кулі, а також здійснювати безперервне дослідження процесів на певних великих ділянках Землі.

Для метеорологічних супутників Землі (МСЗ) вибір орбіти має велике значення. У зв'язку з цим до орбіт МСЗ пред'являються певні вимоги, основні з яких можуть бути зведені до наступного:

- забезпечення широкої смуги огляду з супутника;
- надання можливості одержання космічних знімків з високою роздільною здатністю;
- забезпечення потрібної для метеорологічних спостережень періодичності;
- одержання метеорологічних даних над конкретним географічним районом в певний час.

Ці достатньо жорсткі вимоги можуть бути задоволені шляхом вибору висоти, форми і нахилу орбіти, а також шляхом визначення оптимального часу запуску МСЗ:

- 1) для максимального обхвату земної поверхні спостереженнями оглядовою апаратурою застосовуються полярні орбіти,
- 2) для одержання зображень над певним районом Землі в один і той же місцевий час, який залежить від часу запуску МСЗ, використовують так звані сонячно-синхронні орбіти, площа яких повертається (прецесує) синхронно із обертанням Землі навколо Сонця в східному напрямі із швидкістю 0,986 градуса в день. Орбітальна площа супутника має бути компланарна з напрямом Земля–Сонце. Необхідна швидкість прецесії забезпечується при запуску вибором відповідного кута нахилу орбіти до екватора. Ці

міркування лежать в основі вибору орбіт ряду метеорологічних супутників. Супутники, що знаходяться на зворотних похилих сонячно-синхронних орбітах, знаходяться над певною точкою земної поверхні в один і той же місцевий час, значення якого залежить від часу запуску. Ці переваги є важливими при вирішенні ряду метеорологічних задач по матеріалах супутникових спостережень,

- 3) велике значення при метеорологічних спостереженнях з МСЗ має детальність спостережень, тобто відмінність необхідних деталей при заданій смузі огляду. Цю обставину визначає вибір висоти орбіти МСЗ. Із збільшенням висоти польоту смуга огляду збільшується, а детальність спостережень погіршується. Тому при необхідності одержання підвищеної детальності спостережень (зображень) частіше використовуються середньоорбітальні МСЗ з висотою польоту 600–1500 км, для збору узагальненої інформації з великої площі зазвичай використовуються супутники, що мають висоту орбіти $H \approx 36000$ км,
- 4) для метеорологічних спостережень використовуються кругові або близькі до них орбіти. Вони забезпечують спрощення географічної прив'язки, обробки і аналізу супутникової інформації,
- 5) при виборі орбіт супутників враховується, що глобальні метеорологічні спостереження повинні виконуватися, принаймні, 2 рази на добу. Час запуску визначається так, щоб забезпечити збір максимальної інформації над тим або іншим районом, при цьому час намагаються зістикувати з термінами наземних спостережень з метою синхронного сумісного аналізу даних,
- 6) при запуску декількох супутників дуже важливо, щоб їх орбіти були взаємозв'язані. Ця вимога дозволяє вирішити комплекс задач, пов'язаних з глобальними метеорологічними спостереженнями.

3.1.2 Фізичні основи дистанційного зондування Землі

Дистанційним зондуванням навколишнього середовища є сукупність методів вимірювання параметрів фізичного стану підстильної поверхні і атмосфери за допомогою приладів, розташованих на деякій відстані від об'єктів дослідження [11]. Дистанційні дослідження проводяться з різних вимірювальних платформ: МСЗ, літаків, аеростатів, суден, а також з поверхні Землі. На відміну від *контактних (прямих) вимірювань*, коли вимірювальний пристрій знаходиться в безпосередньому зіткненні з досліджуванним об'єктом середовища, прилади дистанційного (непрямого) зондування отримують інформацію про середовище шляхом вимірювання ефектів взаємодії з нею різних випромінювань. Стосовно моніторингу

найбільш важливою є взаємодія з середовищем електромагнітного випромінювання.

Джерелом інформації при спостереженні Землі з космосу є просторові, часові і кутові варіації інтенсивності електромагнітних хвиль, що відбиваються або випромінюються системою підстильна поверхня – атмосфера (СППА). Вимірювання характеристик поля електромагнітного випромінювання на різних довжинах хвиль λ є основою для оцінки параметрів фізичного стану атмосфери, океану, материкових покривів.

Для проведення спостережень за допомогою МСЗ можуть бути застосовані пристрої, що реєструють випромінювання в діапазоні довжин хвиль від 0,3 мкм до 1 м.

Цю широку ділянку спектру прийнято підрозділяти на ряд піддіапазонів:

0,3 – 0,4 мкм – ближній ультрафіолетовий (УФ)

0,4 – 0,76 мкм – видимий

0,76 – 1,5 мкм – ближній інфрачервоний (ІЧ)

1,5 – 1000 мкм – середній і дальній ІЧ

1 мм – 1 м – надвисокочастотний (НВЧ), званий також мікрохвильовим (рис. 3.5).

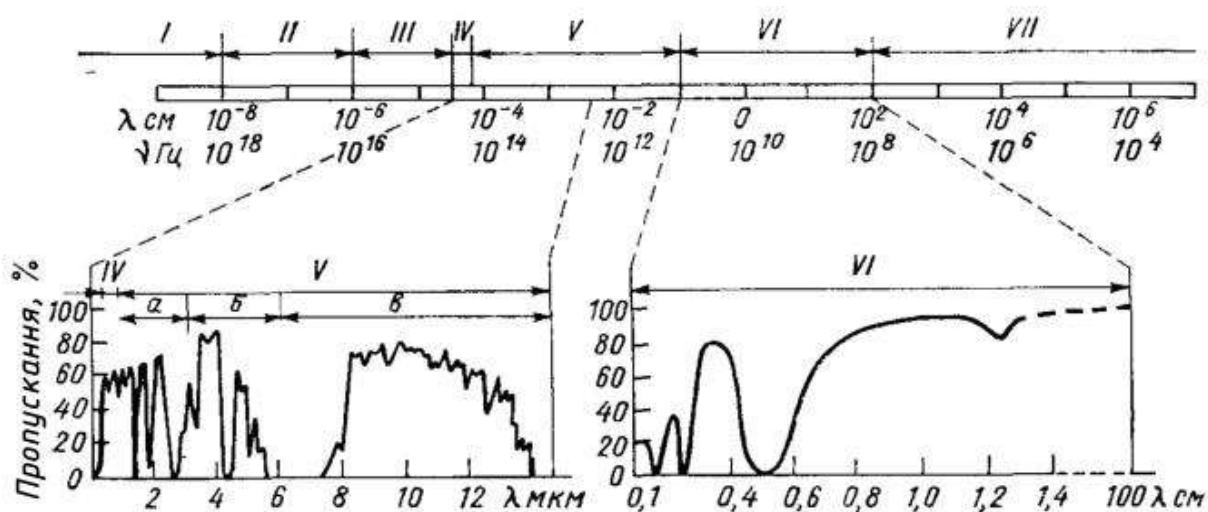


Рис. 3.5 – Спектр електромагнітного випромінювання і спектр пропускання безхмарної стандартної атмосфери

Випромінювання: I – гама, II – рентгенівське, III – УФ, IV – видиме, V – ІЧ (зони: а – ближня, б – середня, в – дальня), VI – НВЧ, VII – радіо

Залежно від природи реєстрованого електромагнітного випромінювання дистанційне зондування Землі може здійснюватися пасивними і активними методами.

Пасивні методи засновані на вимірюванні характеристик поля

власного теплового випромінювання досліджуваних об'єктів і (або) відбитого ними сонячного випромінювання. Інтенсивність (яскравість) цього випромінювання є в загальному випадку функціоналом полів температури, вологості, тиску, концентрації озону і інших малих газових складових атмосфери, водності і фазового складу хмар, параметрів опадів, вологості підстильної поверхні, характеристик рослинного, сніжного і крижаного покривів і так далі і залежить від частоти, поляризації і кута візування.

За допомогою МСЗ можуть бути реалізовані *три методи пасивного дистанційного зондування*, засновані на вимірюваннях:

- відбитої і розсіяної СППА сонячної радіації;
- власного теплового випромінювання СППА;
- прозорості атмосфери за природними джерелами випромінювання.

Фізичною основою першого методу є залежність відбитого і розсіяного сонячного випромінювання від безлічі фізичних параметрів атмосфери і підстильної поверхні (геометричні розміри, водність і фазовий склад хмар, характеристики аерозолі, стан поверхні акваторій, рослинного, крижаного і снігового покривів і так далі).

Фізична основа другого методу пасивного зондування аналогічна першому, але тільки мова тут йде про залежність від гідрометеорологічних параметрів власного теплового випромінювання СППА. До перерахованих вище параметрів ще слід додати температуру – верхньої межі хмар, поверхні океану і материкових покривів, температуру повітря на різних висотах. Залежність оптичної щільності атмосфери від частоти приводить до того, що з частотою міняється відносний внесок різних шарів атмосфери (при зондуванні лімба – різних ділянок на трасі зондування) в інтенсивність реєстрованого на супутнику власного випромінювання, що служить основою для оцінки висотних профілів метеорологічних елементів.

Третій метод базується на використанні принципів абсорбційної спектроскопії і пов'язаний із спектральними вимірюваннями електромагнітного випромінювання від зовнішнього (природного або штучного) джерела. Такі вимірювання дозволяють визначити усереднену оптичну характеристику атмосфери на трасі джерело випромінювання–прилад її спектральну прозорість. Залежність спектральної прозорості атмосфери від параметрів атмосфери і складає фізичну основу цього методу.

При *активному зондуванні* (радіо– і лазерна локація) джерело випромінювання (передавач) розташоване на супутнику. Потужність, фаза, частота і інші характеристики відбитого (розсіяного) випромінювання, що генерується цим джерелом, також визначаються перерахованими вище

параметрами атмосфери і підстильної поверхні. Власне випромінювання Землі і відбите сонячне випромінювання в цьому випадку стоятимуть на заваді.

Активне зондування за допомогою МСЗ може здійснюватися з використанням *двох методів*, заснованих на вимірюваннях:

- відбитого і розсіяного випромінювання СППА від активного джерела;
- прозорості атмосфери.

В даний час більшість пристроїв для зондування Землі з космосу є чутливими приймачами випромінювання (пасивне зондування). Активні методи дистанційного зондування поки що не знайшли широкого практичного застосування, що обумовлене головним чином великим енергоспоживанням радіолокаційних станцій (РЛС) і лазерних локаторів (лідарів). Проте із зростанням потужності бортових джерел живлення роль активних методів зондування СППА з космосу істотно зростає.

Можливості і фізико-технічні особливості дистанційного зондування Землі залежать від використовуваного діапазону довжин хвиль.

У видимому і ближньому ІЧ діапазонах джерелом інформації про параметри СППА є відбите сонячне випромінювання. Тому спостереження можуть здійснюватися на освітленій стороні планети. Проте активне лазерне зондування на цих довжинах хвиль передбачається виконувати переважно вночі, оскільки в цьому випадку відбите сонячне випромінювання є чинником, що заважає.

У ІЧ і НВЧ діапазонах довжин хвиль вимірювання можуть проводитися незалежно від часу доби.

Хмарність перешкоджає вивченню характеристик підхмарних шарів атмосфери і підстильної поверхні у видимій і ІЧ ділянках спектру. У НВЧ діапазоні хмарність – напівпрозоре середовище, що дозволяє за даними дистанційних вимірювань оцінювати як властивості земної поверхні, так і параметри самої хмарності.

3.1.3 Технічні системи супутникового моніторингу

Супутник, призначений для моніторингу, – це космічна автоматична обсерваторія або *космічна система дистанційного зондування Землі (КСДЗ)*, оснащена складним електротехнічним, оптико-механічним і радіоелектронним устаткуванням вимірювання, запам'ятовування і передачі інформації [12]. Його комплекс бортової апаратури може бути умовно роздільний на дві групи:

- комплекс наукової апаратури;
- комплекс службової апаратури.

Комплекс наукової апаратури призначений для одержання

моніторингової інформації.

Комплекс службової апаратури призначений для підтримування нормального функціонування наукової апаратури і всього супутника в цілому.

Залежно від задач, поставлених перед вимірами, комплекс наукової апаратури може включати системи вимірів, що працюють в різних діапазонах електромагнітного спектру. Для супутників, що забезпечують одержання регулярної інформації, найбільше вживання отримали вимірювання у видимому, інфрачервоному і мікрохвильовому (НВЧ) діапазонах електромагнітного спектру. Комплекти наукової апаратури окремих МСЗ можуть відрізнятися один від одного.

Принцип сканування. На сучасних супутниках встановлюється апаратура, що працює за принципом механічного сканування. Це забезпечує поелементний перегляд підстильної поверхні в достатньо вузькому тілесному куті. Такий кут називають кутом поля зору приладу. Кут зору приладу утворює конус, перетин якого поверхнею земного еліпсоїда визначає елементарну площину земної поверхні, звану роздільною здатністю приладу. Роздільна здатність є найважливішою характеристикою приладу. Іншою не менш важливою характеристикою є смуга огляду (перегляду) земної поверхні. Проглядання смуги підстильної поверхні здійснюється за рахунок переміщення елементарного поля зору в площині, перпендикулярній площині орбіти. Принцип сканування проілюстрований на рис. 3.6.

Поєднання переміщення елементарної площини по рядку сканування з поступальним її переміщенням по поверхні Землі (внаслідок руху супутника по орбіті) дозволяє отримати картину двомірного розподілу інтенсивності відбитої і розсіяної випроміненої радіації в тому або іншому діапазоні спектру електромагнітних хвиль.

Наукова апаратура, що працює у видимому діапазоні електромагнітних хвиль. Найбільше застосування в даний час знайшли знімки, виконані за допомогою телевізійних систем, що встановлюються на супутниках. Для отримання зображень у видимій ділянці спектру (0,5–0,7 мкм) на супутниках встановлюється апаратура, за допомогою якої може бути виконана зйомка хмарності, крижаних і снігових полів і інших видів підстильної поверхні. Ці об'єкти мають різні коефіцієнти відбиття, що дозволяє отримувати зображення з широким діапазоном півтонів.

При поелементній зйомці приймальний пристрій має малий кут зору. У кожен момент часу телефотометр реагує на середню інтенсивність радіації в межах кута зору оптичної головки. Зображення ж всієї спостережуваної ділянки об'єкту формується шляхом послідовного перегляду її в процесі сканування.

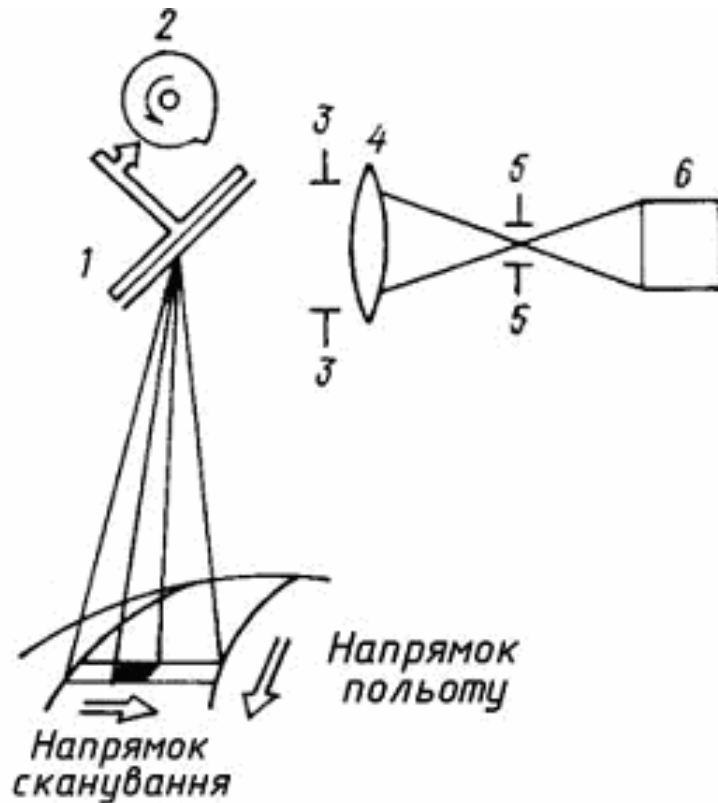


Рис. 3.6 – Принцип сканування

1 – скануюче дзеркало, 2 – кулачок приводу дзеркала, 3 – діафрагма об'єктиву, 4 – об'єктив, 5 – діафрагма приймача, 6 – приймач випромінювання

Як приймачі променевої енергії застосовуються прилади, засновані на використанні явища фотоелектронного ефекту. Такі пристрої придатні для телевізійного спостереження об'єктів в інфрачервоному, видимому, ультрафіолетовому діапазонах хвиль.

Телевізійна система відтворює розподіл яскравості, функціонально пов'язаної із загальною потужністю сприйманого променистого потоку в межах області спектральної чутливості перетворювача.

На виході первинного телевізійного перетворювача утворюється електричний сигнал, залежний від потужності променистого вхідного потоку. Цей сигнал, який називається телевізійним відеосигналом, передається по каналу зв'язку до приймального пристрою.

Для отримання зображень одночасно в декількох вузьких ділянках спектра використовується багатозональна або багатоспектральна апаратура.

Зазвичай робочі спектральні ділянки зйомки розташовуються в межах видимої і інфрачервоної ближньої області спектра (0,5–0,6; 0,6–0,7; 0,7–0,8; 0,8–1,1 мкм).

Інфрачервона наукова апаратура. У інфрачервоному діапазоні спектру працюють системи, які проводять вимірювання в певних ділянках спектру або в смугах поглинання окремих газів.

Для виявлення і слідкування за хмарністю на тіньовій стороні Землі (а також на освітленій стороні) широке застосування отримали системи, що працюють в ділянці спектру 8–12 мкм.

Яскравість (тон) зображення якого-небудь об'єкту на ІЧ знімку визначається головним чином температурою випромінюючої поверхні. У цій ділянці спектру теплова радіація, що йде, найбільш близька до власного теплового випромінювання земної поверхні і хмар.

При отриманні космічних зображень в цій області спектра, використовується інфрачервона система, аналогічна системі, що працює у видимому діапазоні і звана інфрачервоним радіометром.

Наукова апаратура, що працює в мікрохвильовому діапазоні спектру. Наукова апаратура, що проводить вимірювання в мікрохвильовій області спектру, охоплює міліметрову і сантиметрову ділянки радіодіапазону. Мікрохвильові вимірювання дозволяють отримувати інформацію про хмарність і опади, кількісно визначати вміст водяної пари і рідкокрапельної води в атмосфері. Дані вимірювань можуть бути представлені у вигляді окремих регістрограм, просторово-часових графіків або, в окремих діапазонах, наприклад, на довжині 0,8 см, у вигляді напівтонового зображення. Вимірювання на супутниках проводяться найчастіше в чотирьох каналах: 0,8; 1,35; 3,4 і 8,5 см.

Супутник NOAA (США). Як приклад доцільно розглянути характеристики наукової апаратури космічного апарату NOAA, як найбільш використовуваного космічного апарату в світі. Зі всіх існуючих космічних систем моніторингу в даний час він є єдиним апаратом, що надає дані у форматі АРТ.

Метеорологічні і природознавські супутники NOAA (рис. 3.7) мають довжину 4,18 м, діаметр 1,88 м, масу на орбіті 1030 кг. Кругова орбіта має висоту 870 км, один виток супутник здійснює за 102 хвилини. Площа сонячних батарей супутника 11,6 м², потужність батарей не менше 1,6 кВт, але з часом батареї деградуєть із-за дії космічних променів і мікрометеорів. Для нормальної роботи супутника необхідна потужність не менше 515 Вт.

В даний час на орбіті функціонують декілька супутників цієї серії.

Сканер AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer – вдосконалений радіометр з дуже високою роздільною здатністю) встановлюється тільки на супутниках NOAA (рис. 3.8). Він призначений для сканування навколишнього простору дзеркалом з берилію, що обертається із швидкістю 360 оборотів за хвилину (6 об/с) перпендикулярно напрямку польоту супутника (циліндрове сканування).

Має 8-дюймову (20 см) оптичну систему Касегрена. Кут сканування $\pm 55^\circ$, смуга огляду близько 3000 км. Із-за кривизни Землі зона радіовидимості супутника складає ± 3400 км, тому за один прохід супутника вдається отримати інформацію з поверхні розміром приблизно 3000 км по довготі $\times 7000$ км по широті.

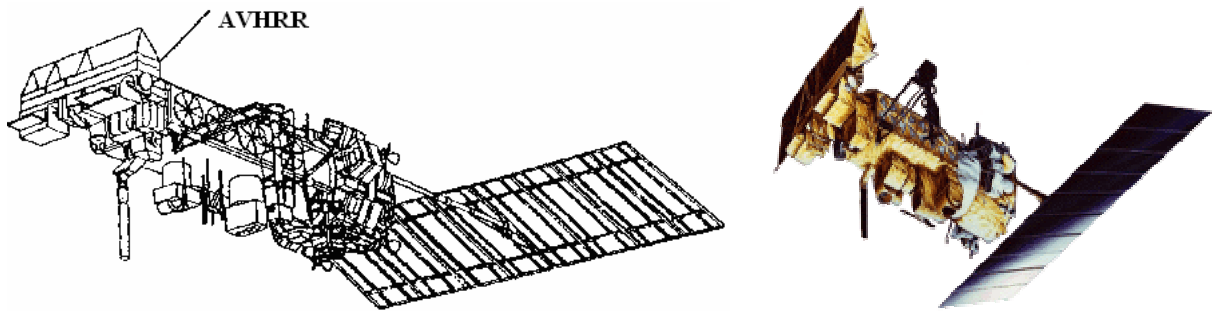


Рис. 3.7 – Космічний апарат NOAA

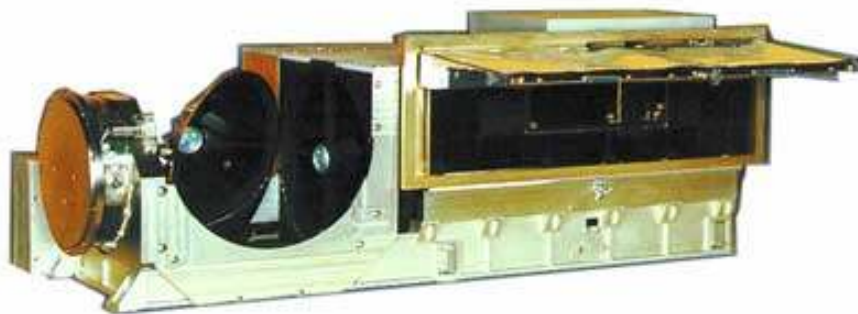


Рис. 3.8 – Радіометр AVHRR

З кожним оборотом дзеркала радіометр послідовно оглядає глибокий космос, земну поверхню і нагрітий радіатор абсолютно чорного тіла, який є частиною приладового кожуха.

Промениста енергія, зібрана дзеркалом, проходить через телескоп і розділяється на п'ять (або шість) оптичних каналів відповідних спектральним „вікнам”. Датчик кожного оптичного каналу чутливий до променистої енергії в межах відповідної спектральної області: видимої, ближньої інфрачервоної, середньої інфрачервоної, термальної інфрачервоної.

Спектральні канали сканера вибрані так, що потрапляють у вікна прозорості атмосфери:

1. 0,58...0,68 мкм (червона ділянка спектра – видиме світло);
2. 0,725...1,1 мкм (межа червоного видимого світла – ближня ІЧ);

3. 3,55...3,93 мкм (середина ІЧ-діапазону, це ділянка, оптимальна для вимірювання випромінювання від лісових і інших пожеж);
4. 10,3...11,3 мкм (дальній інфрачервоний – канал для вимірювання температури поверхні суші, води і хмар);
5. 11,4...12,5 мкм (дальній інфрачервоний – канал для вимірювання температури поверхні суші, води і хмар).

На супутниках, починаючи з NOAA-15, встановлений 6-й додатковий канал, що працює на хвилі завдовжки близько 1,6 мкм для розпізнавання снігу і льоду.

Канал 1 радіометра AVHRR фіксує відбитий сигнал у видимій частині спектрального діапазону. Отримуване цифрове зображення можна використовувати для:

- спостереження за різними типами земної поверхні;
- аналізу альbedo хмарного покриття і поверхні Землі;
- детектування димів і туманів;
- визначення відмінностей між сніговими і водонасиченими хмарами (снігові хмари, як правило, погані відбивачі у видимому діапазоні, а водонасичені хмари, як правило, добрі відбивачі видимого світла).

Канал 2 радіометра AVHRR фіксує відбитий сигнал в ближній інфрачервоній частині спектрального діапазону. Отримуване цифрове зображення можна використовувати для:

- спостереження за водною оболонкою Землі (вода, як правило, має нижчий відбитий сигнал, ніж межі діапазону 1-го каналу);
- визначення відношення каналу 2 і каналу 1 для розрахунку вегетаційного індексу;
- спостереження земної поверхні крізь атмосферний серпанок (серпанок пропускає ближнє інфрачервоне випромінювання);
- визначення відмінностей між сніговими і водонасиченими хмарами.

Канал 3 радіометра AVHRR фіксує відбитий сигнал в тій частині спектрального діапазону, яка фіксує випромінювання, що випускається, в нічний час і близьке по внеску до сонячної радіації, що випускається і відбивається, в денний час. Отримуване цифрове зображення можна використовувати для обробки інформації, отриманої в нічний час, для:

- визначення типів хмарності (для визначення типів хмарності також використовуються канали 4 і 5);
- використання відмінностей між каналами 3 і 4 для визначення структури розподілу температур всередині хмарності;
- детектування пожеж і вулканічних вивержень.

Канал 4 радіометра AVHRR фіксує відбитий сигнал в тій частині

спектрального діапазону, в якій теплове випромінювання Землі домінує весь час (включаючи день і ніч). Отримане цифрове зображення можна використовувати для обробки інформації, що отримується у будь-який час доби для:

- оцінки температурної „яскравості” земної і водної поверхні, а також верхніх шарів хмарного покриву;
- детектування типів хмарності (завжди порівняно із інформацією по інших каналах);
- використання відмінностей між каналами 3 і 4 для визначення структури температурного розподілу усередині хмарності (у нічний час);
- порівняння з каналом 5 для визначення нижнього рівня вологості;
- порівняння з каналом 5 для детектування розподілу викидів вулканічного попелу.

Канал 5 радіометра AVHRR фіксує відбитий сигнал в тій частині спектрального діапазону, в якій теплове випромінювання Землі домінує весь час (включаючи день і ніч). Отримане цифрове зображення можна використовувати для обробки інформації, що отримується у будь-який час доби для:

- оцінки температурної „яскравості” земної і водної поверхні, а також верхніх шарів хмарного покриву;
- детектування типів хмарності (завжди порівняно з інформацією по інших каналах).

3.2 Формати супутникової моніторингової інформації

3.2.1 Супутникова моніторингова інформація формату HRPT

Дані з супутника передаються в частотному діапазоні 1,7 ГГц з роздільною здатністю 1,1 км/піксель в цифровому форматі HRPT (high resolution picture transmitting – передача зображення з високою роздільною здатністю). Передаються з *супутника файли зображення і інформаційні (оброблювані) файли в* однобайтовому або двобайтовому форматі [15, 16].

Для прийому цих даних необхідне наступне устаткування:

- гостронаправлена антена, як правило, дзеркального типу,
- координатний пристрій або пристрій наведення, який направлятиме антену на супутник,
- перетворювач (конвертер) перетворюючий сигнал високої частоти (1,7 ГГц) на нижчу частоту, наприклад 137 МГц, на якій можна реалізувати максимальне посилення сигналу, прийнятого з супутника,

- програмне забезпечення, яке управляє антенною і обробляє сигнал.

Формат однобайтових даних супутників NOAA (*.pr1).

Для інформаційних (оброблюваних) файлів далі прийняті наступні аббревіатури.

	Тип паспорта
УФ - початкові упаковані файли HRPT	! 1
РФ - розпаковані 2-байтові канали AVHRR	! 1
КФ - 1-байтові канали AVHRR, що калібруються	! 1
ФП - проєкції	! 1
КИ - композиційні зображення (формат ФП)	! 1
ФГ - гістограми	! 2
ЕФ - еталонна гістограма (формат ФГ)	! 2
ФМ - файли-масиви	! 2
БМ - берегові маски	! -
БК - берегові контури	! -
ТАК - вхідні дані для графічної підсистеми	! -
ГР - графічні файли (формату RFGS В.Федерякова)	! -

УФ, РФ, Кф, фп містять паспорт („нульовий блок“) у перших 512 байтах файлу. Формат паспорта зображення:

ТИП ПАСПОРТА 1

Зсув ! Довжина ! Вміст

0	1	день за Грінвічем
1	1	місяць за Грінвічем
2	1	рік за Грінвічем (2 останніх цифри)
3	1	біт 0: 0 -канал А, 1 -канал В; біт 1-6 -
номер ШСЗ; біт 7: 0 -АРТ, 1 -HRPT		
4	1	години за Грінвічем
5	1	хвилини за Грінвічем
6	1	секунди за Грінвічем
7	1	тіки (1/100 сек.)
8	2	номер витка
10	2	кількість рядків в початковому зображенні
12	2	номер мірної орбіти
14	2	номер опорної орбіти
16	4	період обертання ШСЗ в хв
20	4	ексцентриситет орбіти
24	4	аргумент перигею
28	4	кут нахилу орбіти в град.
32	4	велика піввісь орбіти в м
36	4	зміна перигею день за днем
40	4	час перетину екватора висхідним вузлом опорної орбіти

44	4	довгота перетину екватора --#--
48	4	інкремент довготи
52	1	тип супутника: 0 -NOAA, 1 -GMS
-- параметри з 55		по 168 відносяться до мірної орбіти --
54	1	рік запуску супутника (2 останніх цифри)
55	1	рік (2 останніх цифри)
56	1	місяць
57	1	день
58	1	години
59	1	хвилини
60	4	секунди (REAL*4)
64	8	час в днях від початку року
72	4	кут на Овен в град.
76	4	аномалістичний період
80	8	аргумент перигею
88	8	пряме сходження в град.
96	8	середня аномалія в град.
104	8	координата X
112	8	координата Y
120	8	координата Z
128	8	швидкість по X
136	8	швидкість по Y
144	8	швидкість по Z
152	8	балістичний коефіцієнт
160	4	похідна прямого сходження
164	4	похідна середньої аномалії
168	16	резерв
184	4	мінімальна радіація або температура після
калібрування		
188	4	крок по радіації/температурі
192	1	номер каналу після розпаковування AVHRR
193	1	код калібрування 0-ні/1-радіації/2-
температури		
194	1	число класів після класифікації (не більше
20)		
195	1	код класу 1
196	1	мін висота 1 (у сотнях метрів)
197	1	мах висота 1 --#--
198	1	код класу 2
199	1	мін висота 2 (у сотнях метрів)
200	1	мах висота 2 --#--
.....		
256	1	тип файлу:
	0	-APT
	1	-початковий HRPT
	2	-розпакований HRPT (2 байт/піксель)
	3	-для виведення HRPT (1 байт/піксель)
	4	-результат. GMS LRFAX
	5	-результат. GMS HRFAX
	6	-проекція Меркатора

	7	-проекція рівнопроміжна
257	1	початковий тип упаковки HRPT:
	0	- одне 10 бітове слово -> 2 байти
	1	- три 10 бітових слова -> 4 байти
	2	- вісім 10 бітових слів -> 10 байт
258	2	кількість малих кадрів HRPT
260	2	довжина кадру HRPT
262	2	резерв
264	2	маска сегментів кадру HRPT
266	2	кіль-сть пропущених пікселів від початку
рядка AVHRR		
268	2	кіль-сть прийнятих пікселів рядка AVHRR
270	2	число пікселів в рядку проекції
272	2	число рядків проекції
274	2	число байт на піксель проекції
276	4	розмір одного пікселя проекції (град.)
280	4	мінімальна широта проекції (град.)
284	4	максимальна широта проекції (град.)
288	4	мінімальна довгота проекції (град.)
292	4	максимальна довгота проекції (град.)
296	2	зсув проекції по горизонталі
298	2	зсув проекції по вертикалі
300	2	слово стану обробки:
	біт 0	- поведена фільтрація гармонійної складової
	біт 1	- проведена корекція рядків АРТ режиму
	біт 2	- проведено калібрування
302	4	середнє по фрагменту відношення висоти ШСЗ
над Землею до радіусу орбіти		
306	2	ступінь апроксимуючого полінома для
відновлення позиції в рядку початкового знімка		
308	2	ступінь апроксимуючого полінома для
відновлення номера рядка початкового знімка		
310	164	коефіцієнти апроксимуючих поліномів
474		резерв
508	1	вид упаковки (0 -не упаковано)
509	1	версія упаковки
510	1	модель даних упаковки
511	1	резерв

9 дійсних (REAL*4) параметрів по зсувах з 16 по 52 зберігаються у внутрішньому представленні плаваючих чисел для PDP-11 (для сумісності з архівом ІАПУ за 1984-1992 рр.)

Формат двобайтових даних супутників NOAA (*.pro).

1. Формат паспорта

Паспорти файлів мають однакову довжину (512 байт).

Паспорт складається з двох частин: постійної (перші 64 байти паспорта) і специфічної (залишок паспорта).

Постійна частина однакова для всіх типів файлів

специфічна ж визначається типом даних вказаним в постійній частині.

Постійна частина
зсув

розмір		тип (Ci)	
0	1	byte	Тип формату - FFh1
1	3	char[13]	Назва ШСЗ2, заголовними буквами (див. Примітка 1).
14	4	unsigned long	Ідентифікатор ШСЗ (див. Таблицю „Ідентифікатори ШСЗ“)
18	4	unsigned long	Номер витка
22	2	unsigned	дата початку прийому (UTC) --- рік
24	2	unsigned	день року (1-based)
26	4	unsigned long	час початку прийому (мілісекунд з початку дня)
30-37	8		Резерв
38-59	22		Службові
60-61	2		Резерв
62	2	byte[2]	Тип даних (див. Таблицю „Поле 62/Поле 63“)
Ідентифікатори ШСЗ			
NOAA-9	15427		
NOAA-10	16969		
NOAA-11	19531		
NOAA-12	21263		
NOAA-14	23455		
NOAA-15	25338		
NOAA-16	26536		
NOAA-17	27453		
GMS-5	23522		
FY-1c	25730		
FY-1d	27431		

Тип даних задається полями по зсувах 62 і 63:

Поле 62		Поле 63	
1	початкові дані	1	HRPT NOAA
		11	GMS S-VISSR
2	одноканальні дані	1	NOAA AVHRR
		11	GMS S-VISSR
3	проекція	1	NOAA AVHRR
		11	GMS S-VISSR
4	дані телеметрії	1	NOAA/AVHRR
		11	GMS S-VISSR (дані з DOC- сектора)

2. Специфічні частини паспорта

2.1 HRPT

64	2	unsigned	Кількість прийнятих кадрів без збою синхронізації
66	2	unsigned	Кількість прийнятих кадрів із збоєм синхронізації
68	2	unsigned	Кількість кадрів без збоїв по полю

часу			
70	2	unsigned	Кількість кадрів із збоєм по полю
часу			
72	2	unsigned	Кількість пропусків (gaps)
Опис рядка			
74	2	unsigned	Тип упаковки: 0 - одне 10 бітове слово
			2 байти 1 - три 10 бітових слова
			4 байти 2 - вісім 10 бітових слів
			10 байт
76	2	unsigned	Повна довжина рядка
78	4	unsigned long	Маска сегментів кадру HRPT
82	2	unsigned	Кількість пікселів, пропущених від початку рядка
84	2	unsigned	Кількість прийнятих пікселів рядка
86	2	unsigned	Тип витка: 0 - низхідний, 1 - висхідний
88-127	40		Резерв
Орбітальні дані NORAD			
128	4	unsigned long	Номер опорного витка (повний)
132	2	unsigned	Номер набору елементів
134	2	unsigned	Тип ефемерид
136	2	unsigned	Рік (повний) Опорного витка
138	8	double	День від початку року (1-based)
146	8	double	Середній рух (рад/хв)
154	8	double	Опір атмосфери (BSTAR Drag Term)
162	8	double	Нахил орбіти (рад)
170	8	double	Пряме сходження висхідного вузла (рад)
178	8	double	Ексцентриситет
186	8	double	Аргумент перигею (рад)
194	8	double	Середня аномалія (рад)
202-255	54		Резерв
Дані географічної корекції			
256	2	unsigned	Номер версії корекції, 0 - відсутність корекції
258	2	int	Поправка бортового годинника по TBUS, мсек
			Версія 1
260	2	int	Поправка часу, мсек
262	8	double	- крен (рад) - крен (roll)
270	8	double	- тангаж (pitch)
278	8	double	- рискання (yaw)
286-511	226		Резерв
2.2 Одноканальні дані			
2.2.1 Одноканальні дані NOAA AVHRR			
Одноканальні дані NOAA AVHRR			
64	4	unsigned long	Стадія обробки даних.
Біти:			
0 - проведено калібрування			
1 - проведена атмосферна корекція			

16 - проведено відсікання суші
17 - проведено відсікання моря

68	2	unsigned	Номер каналу. Можливі значення: 1, 2, 3, 4, 5.
70	2	unsigned	Загальна кількість рядків.
72	2	unsigned	Повна довжина рядка в пікселях.
74	2	unsigned	Кількість пікселів, пропущених від початку рядка
76	2	unsigned	Кількість прийнятих пікселів рядка
78	2	unsigned	Тип витка: 0 - низхідний, 1 - висхідний
80	2	int	Максимальне значення серед значущих пікселів зображення коефіцієнти перерахунку значення -> температура/альbedo) $T = A * C + B$
82	8	double	Коефіцієнт A
90	8	double	Коефіцієнт B
98-127	30		Резерв

Орбітальні дані NORAD

128	4	unsigned long	Номер опорного витка (повний)
132	2	unsigned	Номер набору елементів
134	2	unsigned	Тип ефемерид
136	2	unsigned	Рік (повний)
138	8	double	День від початку року (1-based)
146	8	double	Середній рух (рад/хв)
154	8	double	Опір атмосфери (BSTAR Drag Term)
162	8	double	Нахил орбіти (рад)
170	8	double	Пряме сходження висхідного вузла (рад)
178	8	double	Ексцентриситет
186	8	double	Аргумент перигею (рад)
194	8	double	Середня аномалія (рад)
202-255	54		Резерв

Корекція

256	2	unsigned	Номер версії корекції, 0 - відсутність корекції
258	2	int	Поправка бортового годинника по TBUS, мсек
			Версія 1
260	2	int	Поправка часу, мсек
262	8	double	крен (roll)
270	8	double	тангаж (pitch)
278	8	double	рисання (yaw)
286-511	226		Резерв

2.3 Проекції

Проекції

64	4	unsigned long	Стадія обробки даних.
----	---	---------------	-----------------------

Біти:

- 0 - проведено калібрування
- 1 - проведена атмосферна корекція
- 16 - проведено відсікання суші
- 17 - проведено відсікання моря

68	2	unsigned	Номер каналу. Можливі значення: 1, 2, 3, 4, 5.
70	2	int	Максимальне значення серед значущих пікселів зображення
Опис географічного району			
72	2	unsigned	Тип проекції: 1 - Меркаторська, 2 - рівнопроміжна
74	2	unsigned	Кількість рядків
76	2	unsigned	Кількість пікселів в рядку
78	4	float	Широта (градуси)
82	4	float	Довгота (градуси)
86	4	float	Розмір по широті (градуси)
90	4	float	Розмір по довготі (градуси)
94	4	float	Крок по широті (секунди)
98	4	float	Крок по довготі (секунди)
Параметри перетворення до фізичних величин			
102	8	double	Коефіцієнт А
110	8	double	Коефіцієнт В
118-128	10		Резерв
Орбітальні дані NORAD			
128	4	unsigned long	Номер опорного витка (повний)
132	2	unsigned	Номер набору елементів
134	2	unsigned	Тип ефемерид
136	2	unsigned	Рік (повний)
138	8	double	День від початку року (1-based)
146	8	double	Середній рух (рад/хв)
154	8	double	Опір атмосфери (BSTAR Drag Term)
162	8	double	Нахил орбіти (рад)
170	8	double	Пряме сходження висхідного вузла (рад)
178	8	double	Ексцентриситет
186	8	double	Аргумент перигею (рад)
194	8	double	Середня аномалія (рад)
202-255	54		Резерв
Корекція			
256	2	unsigned	Номер версії корекції, 0 - відсутність корекції
258	2	int	Поправка бортового годинника по TBUS, мсек
260	2	int	Поправка часу, мсек
262	8	double	крен (roll)
270	8	double	тангаж (pitch)
278	8	double	ерискання (yaw)
286-511	226		Резерв
2.4 Дані телеметрії каналу AVHRR NOAA HRPT			
Дані телеметрії каналу AVHRR NOAA HRPT			
64	2	unsigned	Загальна кількість рядків.
66	2	unsigned	Номер каналу. Можливі значення: 1, 2, 3, 4, 5.
68-511 444			Резерв
Примітка.			

До початку 2000 року поле satName описувалося як char satName [15], а по зсуву 16 розташовувалося поле unsigned short satNum. На той момент в архіві були файли даних тільки супутників NOAA (до NOAA-15 включно), тому поле satName містило ASCII-строку „NOAA”, а поле satNum – номер супутника в серії, тобто для NOAA-12 воно містило 12.

Зараз поле satName описується як char satName [13] і для супутників NOAA містить ASCII-строку виду „NOAA 12”, а по зсуву 14 розташовано поле unsigned long satId.

3.2.2 Супутникова моніторингова інформація формату APT

Розглянемо порядок формування даних сканера AVHRR супутника NOAA у форматі APT (automatic pictures transmitting – автоматична передача зображення). Цей формат передачі супутникових даних є аналоговим форматом [10, 13, 17].

У форматі HRPT формуються і передаються на Землю по радіоканалу з частотою 1,7 ГГц і швидкістю передачі даних 665,4 Кбіт/с: 1 – файли зображення і 2 – інформаційні (оброблювані) файли в однобайтовому або двобайтовому форматі, причому частину з них містять паспорти зображення у перших 512 байтах.

Дані формату APT формуються на супутнику з даних формату HRPT таким чином (рис. 3.9).

Зі всіх 5-ти спектральних каналів вибрані для передачі у форматі APT два канали. Зазвичай канали 2 (VIS) і 4 (IR) передаються при прольоті супутника над денною стороною Землі, а канали 3 (mIR) і 4 (IR) при прольоті супутника над вечірньою і нічної сторонами Землі.

Передаванні зображення каналів загублені, тобто зменшені в роздільній здатності з 1,1 км/піксель до 4 км/піксель (рис. 3.10) і проведена лінеаризація даних упродовж скану так, щоб роздільна здатність була рівномірною.

Після цифрової обробки дані мультиплексуються з відповідними калібрувальними і телеметричними даними і передаються по черзі, в каналах А і В формату APT.

Потім процесор перетворить мультиплексовані дані в аналоговий сигнал за допомогою цифроаналогового перетворювача (ЦАП), проводить його низькочастотну (НЧ) фільтрацію і модулює по амплітуді (АМ) цим сигналом підпереносну частоту 2400 Гц з коефіцієнтом модуляції в межах від 10,6% (рівень темно-сірий) до 87,0% (рівень білий). До амплітудного модулятора для фільтрації використовується фільтр низької частоти Батерворта-Томсона з частотою зрізу 2,4 кГц.

Потім, цими повністю сформованими даними формату APT, тобто модульованим по амплітуді тоном з частотою 2400 Гц, модулюють по частоті (ЧМ) переносну частоту передавача 137–138 МГц. Девіація частоти

при цьому складає ± 17 кГц. Вихідна потужність передавача 5 Вт. Поляризація кругова правого обертання.

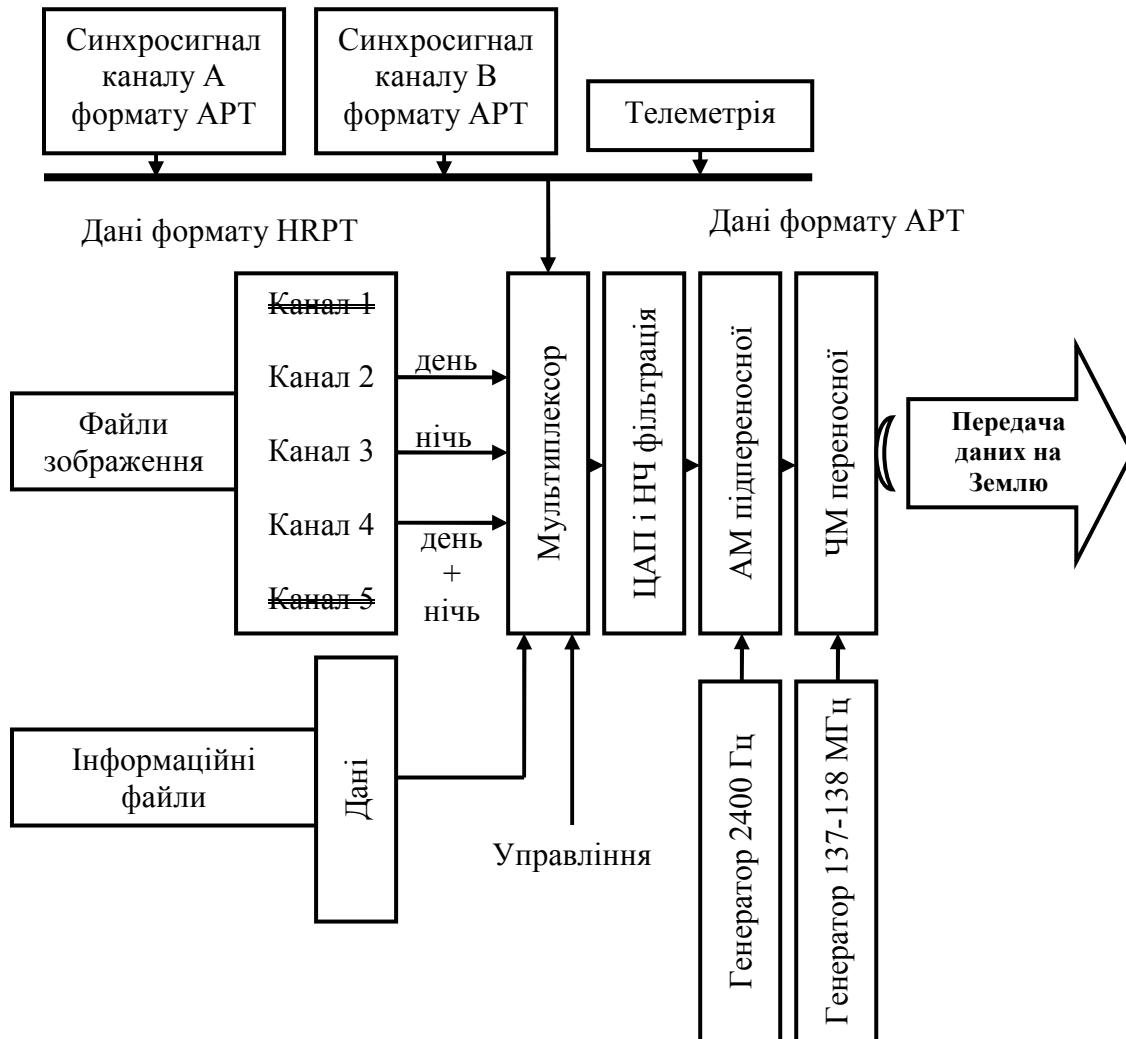


Рис. 3.9 – Перетворення даних сканера AVHRR супутника NOAA з формату HRPT у формат АРТ

На Землі інформація приймається за допомогою нескладного радіоприймача з частотним детектором і з простою всенаправленою антеною (рис. 3.11, 3.12, 3.13).

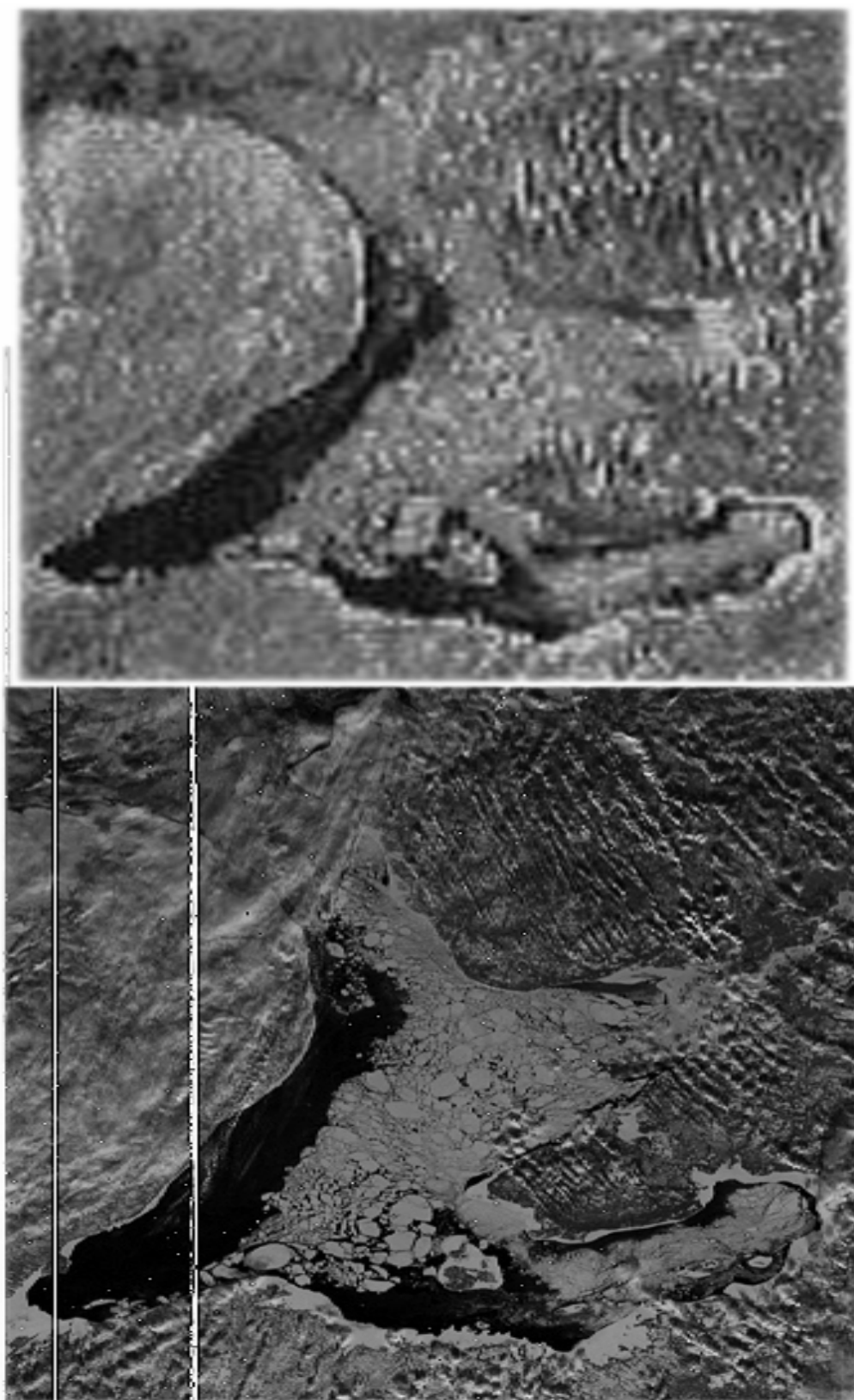


Рис. 3.10 – Знімок однієї і тієї ж ділянки земної поверхні з різною роздільною здатністю (знизу – у форматі HRPT, зверху – у форматі APT)



Рис. 3.11 – Зовнішній вигляд приймача супутникового сигналу формату АРТ



Рис. 3.12 – Склад наземного устаткування для прийому супутникового сигналу формату АРТ
(існує комплектація без блоку управління антеною)



Рис. 3.13 – Зовнішній вигляд антен для прийому супутникового сигналу формату АРТ (ліворуч – квардофілярна, праворуч – вібраторна)

Дані формату АРТ мають наступну структуру.

Зображення передається в двох напіврядках з різним вмістом (канал А і В) (рис. 3.14). Ці два напіврядки передають зображення різних спектральних областей. Кожна з них має власні синхронізуючі сигнали (рис. 3.15). Частота передачі – 120 рядків за хвилину, тобто два напіврядки кожену чверть секунди.

До проведення цифро-аналогового перетворення сигналу на супутнику вміст одного пікселя передається одним 8-ми розрядним словом, після проведення амплітудної модуляції – відповідним цьому 8-ми розрядному слову значенням електричної напруги.

У рядку всього 2080 пікселів (слів), які передаються протягом 0,5 секунди. Таким чином, швидкість передачі пікселів (слів) в рядку складає 4160 пікселів (слів) в секунду, а період передачі – 1/4160 секунди.

Повний фрагмент даних (кадр) формату АРТ складається з 128 рядків (сканів) і продовжується 64 секунди, він має структуру, показану на рис. 3.16, і вид декількох повних фрагментів даних формату АРТ (кадрів), наведених на рис. 3.17.

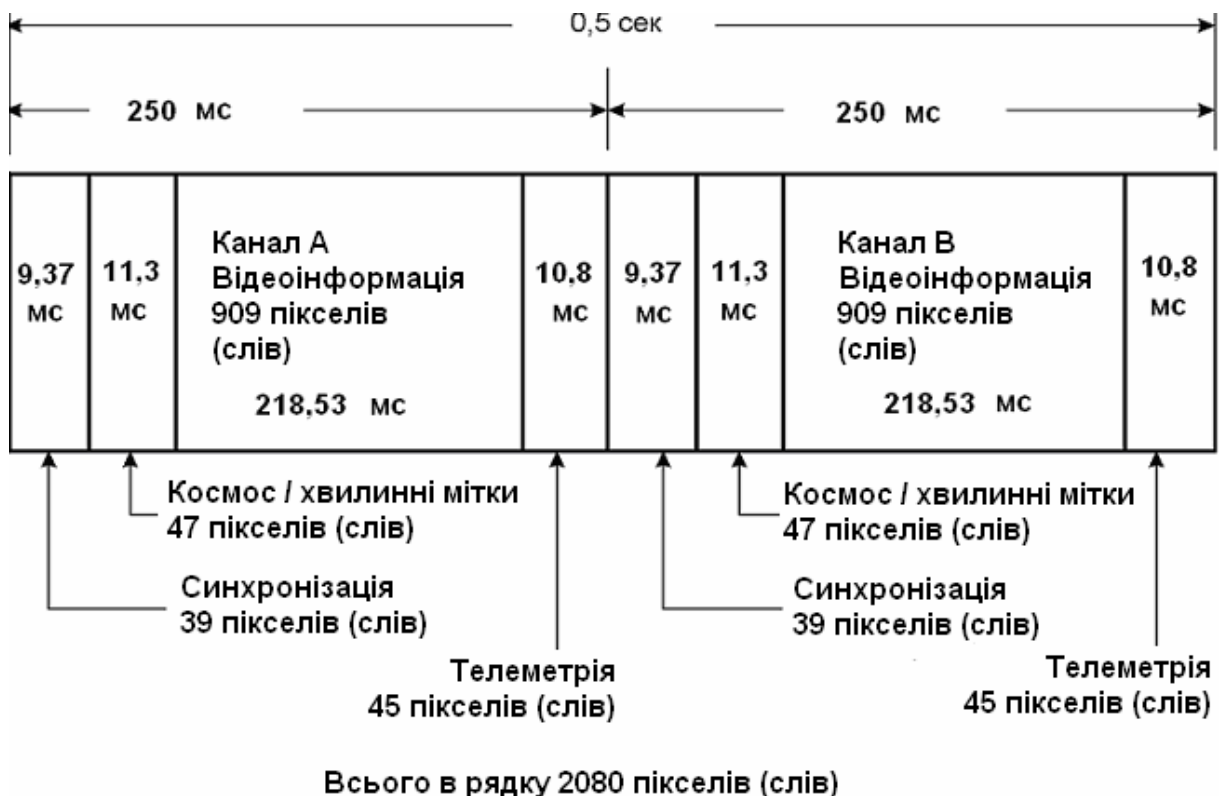


Рис. 3.14 – Структура рядка формату АРТ (одного скана)

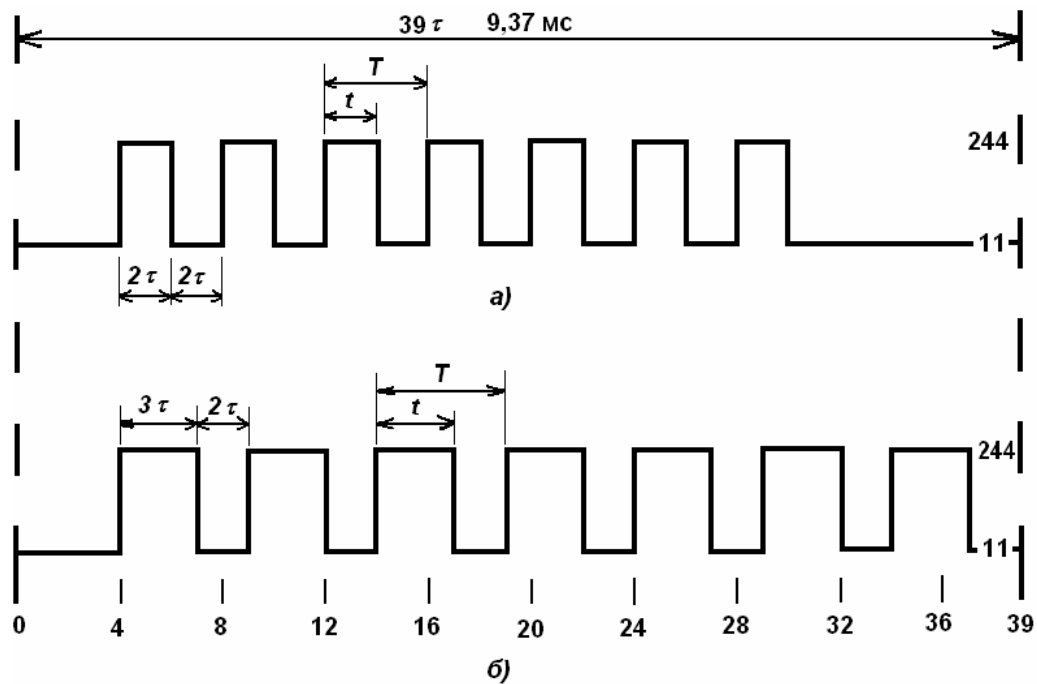


Рис. 3.15 – Структура синхросигналів каналів
 а) – Канал А: 7 імпульсів з шпаруватістю 2 і частотою 1040 Гц
 б) – Канал В: 7 імпульсів з шпаруватістю 1,67 і частотою 832 Гц
 ($q = T/t$ – шпаруватість; $\tau = 1/4160$ секунди; числові значення 11 – мінімального і 244 – максимального рівня синхросигналу після його аналого-цифрового перетворення)

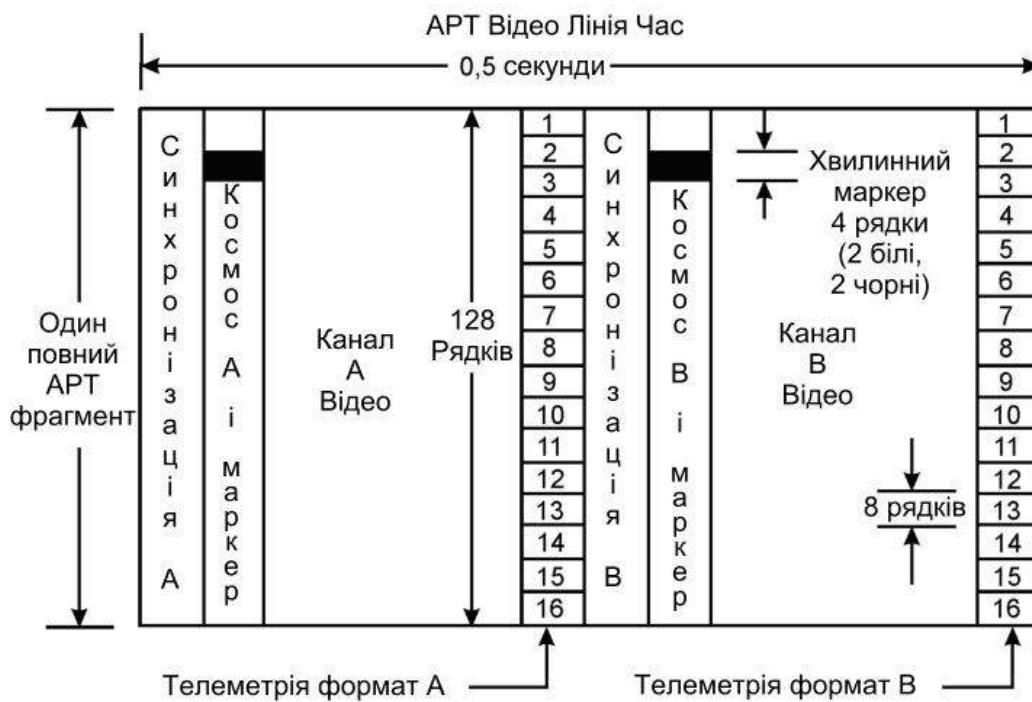


Рис. 3.16 – Структура повного фрагмента даних (кадру) формату АРТ

При прольоті супутника може бути прийняте до декількох десятків повних фрагментів (кадрів) АРТ, які і утворюють згодом знімок (рис. 3.17).

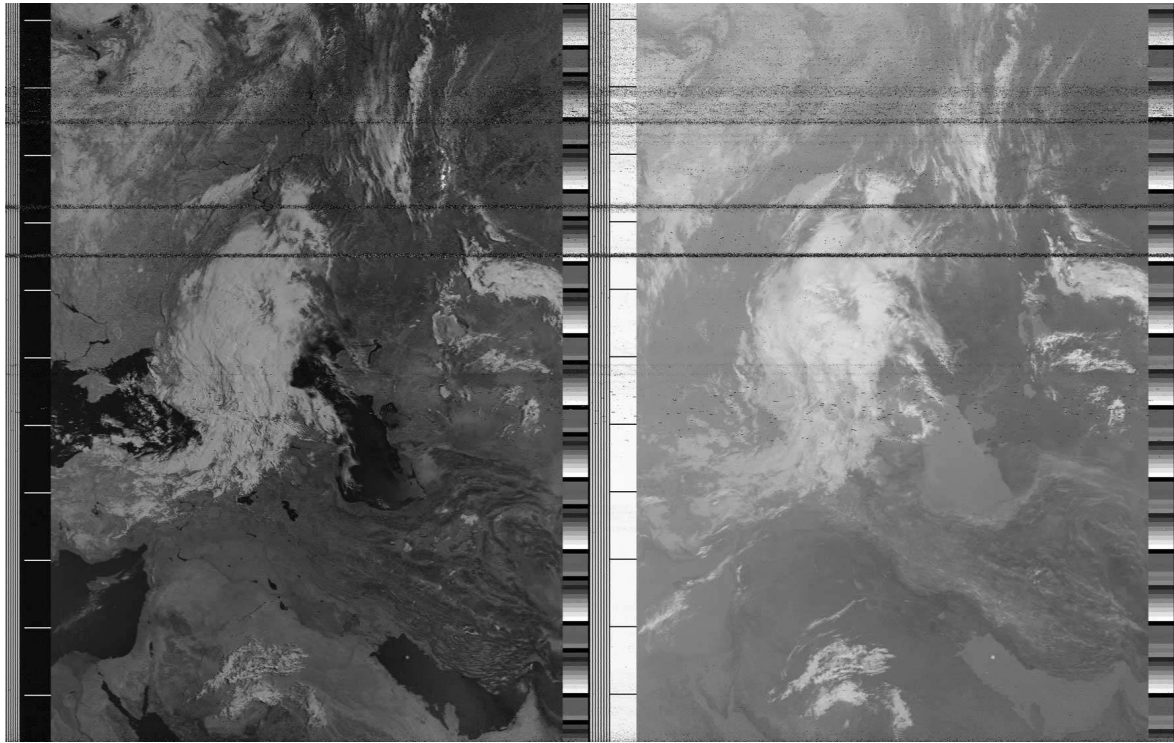


Рис. 3.17 – Зображення декількох повних фрагментів даних (кадрів) формату АРТ (знімок)

Для наведеного зображення на рис. 3.17 рух супутника був вдень з Півночі на Південь, відповідно рядки починаються з лівого боку. Канал А (ліва сторона) містить спектральний канал 2, а канал В (права сторона) містить спектральний канал 4.

Після синхронізації слідує мітка тривалістю 11,3 мс, яка являє собою радіацію вільного простору (космічні дані) для вибраної спектральної області (рис. 3.18). Мітка буде темною для видимих каналів і яскравою для інфрачервоних каналів (рис. 3.17). Рівень сигналу цих даних дорівнює значенню, зміряному радіометром AVHRR при огляді глибокого космосу, і є експлуатаційним, оскільки оглядається глибокий космос в межах спектру частот каналу ІЧ. Для цілей температурного градуювання це значення є нульовим для кожного з теплових каналів AVHRR. Воно може використовуватися для того, щоб встановити одну з точок для температурної градуювальної кривої каналів радіометра. Стовець, що згенерований з цих міток, уривається хвилинними маркерами завтовшки в два рядки.

На протилежній стороні зображення знаходяться дані телеметрії (рис. 3.19).

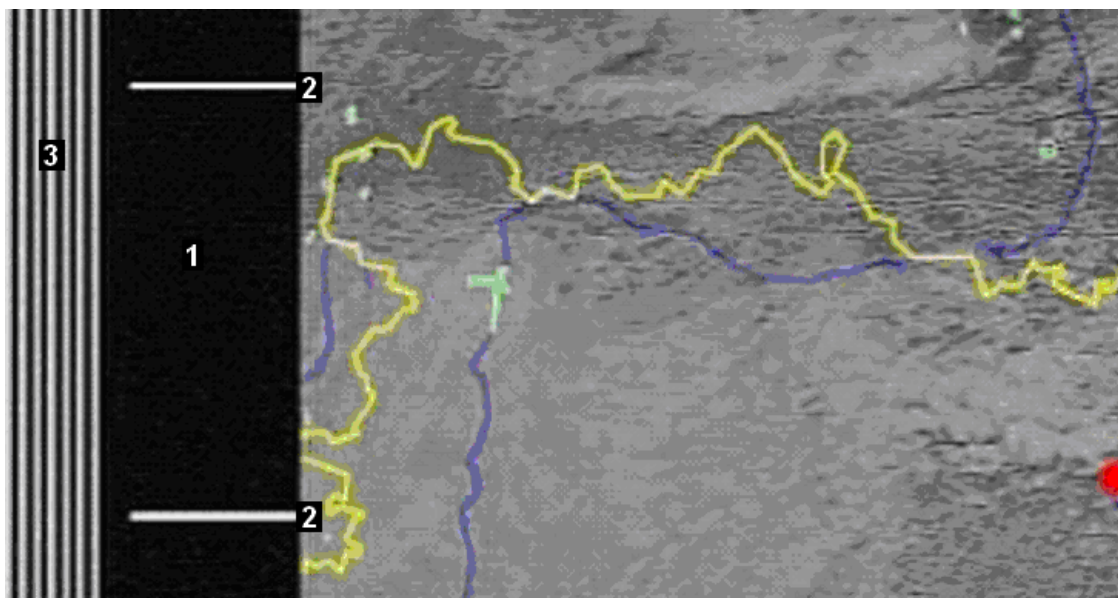


Рис. 3.18 – Мітки радіації вільного простору (1) з хвилинними маркерами (2), синхросигнал Каналу А (3)

Телеметрична інформація використовується для одержання температури підстильної поверхні від теплових інфрачервоних зображень. Точність вимірювання температури за відсутності перешкод в сигналі досягає $\pm 2^{\circ}\text{C}$.

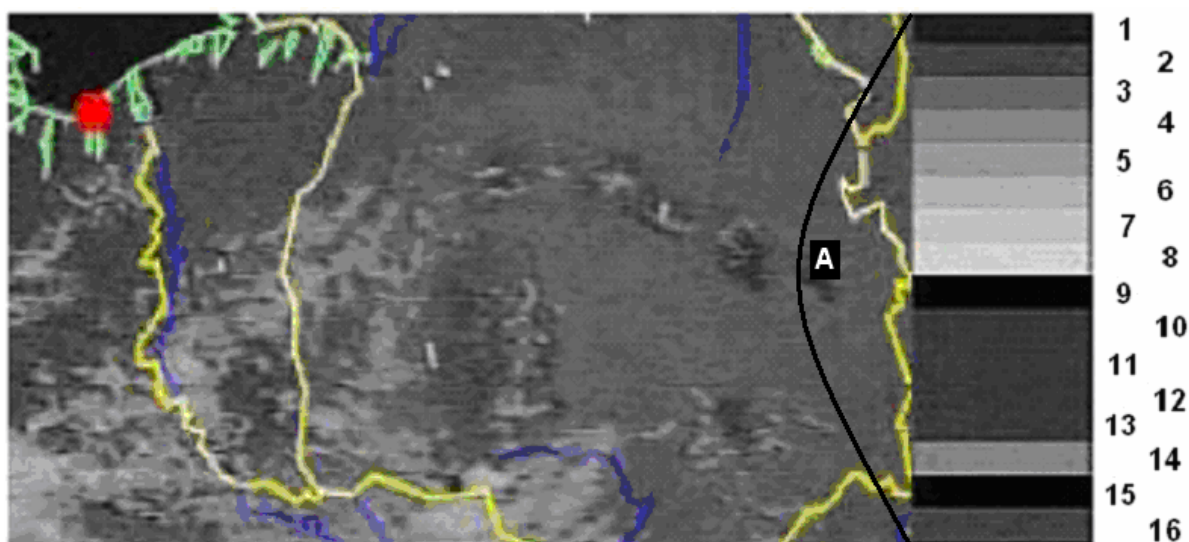


Рис. 3.19 – Клини телеметрії (А)

Один цикл телеметрії містить 16 індивідуальних *клинів телеметрії*,

кожен з яких складений з восьми послідовних рядків (рис. 3.19, 3.20). Ці цикли безперервно повторюються впродовж супутникової орбіти, так що протягом одного супутникового проходу для приймальних наземних станцій доступна велика кількість повних циклів телеметрії. Тривалість одного повного циклу телеметрії така ж, як і одного повного фрагмента даних формату ART – 64 секунди. Необхідно відзначити, що перші 14 клинів ідентичні в обох зображеннях формату ART і лише клини 15 і 16 будуть відмінні в каналах А і В.

Інформація, вказана на рис. 3.20, означає наступне:

- коефіцієнт модуляції (КМ) 10,6 % (висока температура)
- коефіцієнт модуляції 21,5 %
- коефіцієнт модуляції 32,4 %
- коефіцієнт модуляції 43,4 %
- коефіцієнт модуляції 54,2 %
- коефіцієнт модуляції 65,2 %
- коефіцієнт модуляції 76,0 %
- коефіцієнт модуляції 87,0 % (низька температура)
- коефіцієнт модуляції 0 % (нульова посилка, найнижча амплітуда)
- температурний датчик 1
- температурний датчик 2
- температурний датчик 3
- температурний датчик 4
- температура „коректора”
- зворотне сканування
- клин ідентифікації каналу (1–5 канал AVHRR)

Таким чином, в першій половині циклу телеметрії (8 клинів) картинка складається з восьми градацій яскравості. Кожному рівню яскравості відповідає певна температура. Чим яскравіше ділянка, тим вона холодніша (хмари, сніг, лід і так далі).

Клини 1-8

Перші вісім клинів в межах одного циклу телеметрії виходять шляхом модуляції частоти 2400 Гц з вказаним вище коефіцієнтом модуляції.

Модульованим клином (рис. 3.20) є „цифрове значення” зображення. А аналоговий сигнал, отриманий на наземній станції, показує це „цифрове значення” як коефіцієнт модуляції (КМ) і в аналоговій області існуватиме як рівень напруги для кожного клину.

Наземна станція, в якій використовується чорно-біла система відображення, бачитиме ці вісім клинів як фотограмметричну шкалу яскравості від темного півтону до практично білого (КМ від 10,6 % до 87,0 %).



	АРТ аналогова напруга	Цифрове значення	
1	0,757 В КМ-10,6%	31	
2	1,538 В КМ-21,5%	63	
3	2,319 В КМ-32,4%	95	
4	3,101 В КМ-43,4%	127	
5	3,881 В КМ-54,2%	159	
6	4,663 В КМ-65,2%	191	
7	5,444 В КМ-76,0%	223	
8	6,225 В КМ-87,0%	255	
9	Нульова модуляція	0	
10	Теплові температури PRT#1		
11	Теплові температури PRT#2		
12	Теплові температури PRT#3		
13	Теплові температури PRT#4		
14	Температура коректора		
15	Сканування назад		
16	Ідентифікація каналу		

Рис. 3.20 – Цикл телеметрії (16 клинів) у форматі АРТ
(КМ – коефіцієнт модуляції, PRT – температури датчиків на радіаторі
абсолютно чорного тіла)

Графік на рис. 3.21 показує співвідношення між рівнями сірого і першими 8-розрядними даними AVHRR.

За допомогою цієї лінійної залежності і формується стандартний АРТ вихідний сигнал, з яким можуть бути порівняні всі дані телеметрії в решті клинів.

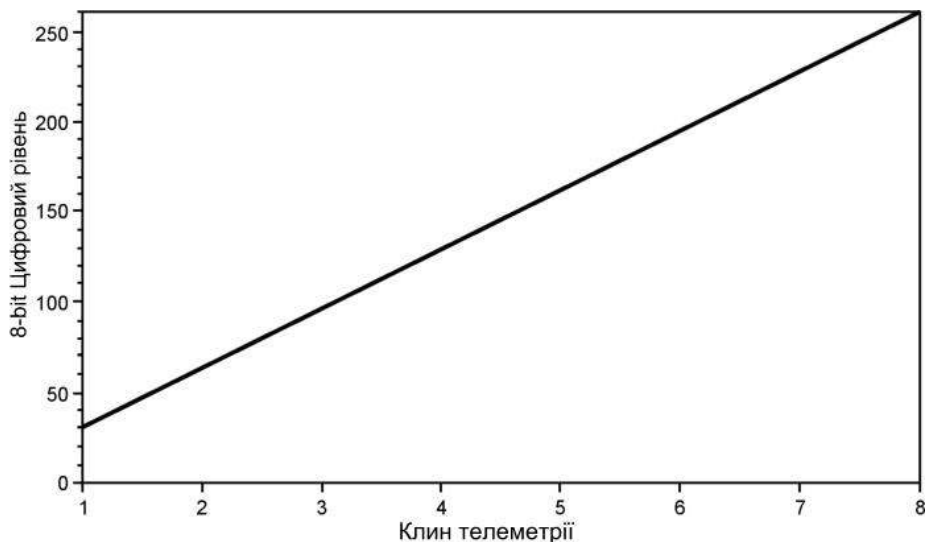


Рис. 3.21 – Аналого-цифрові співвідношення клину телеметрії

Клин 9. Нульова Модуляція

Нульовий модуляційний клин не містить ніякої сигнальної модуляції і є основною сигнальною посилкою рівня. У чорно-білій системі відображення цей клин здаватиметься чорним і матиме рівень напруги рівний 0 і відповідне 8-розрядне значення рівне 0.

Клин 10-13. Теплові температури 1-4

На супутнику знаходиться нагрітий приблизно до 20°C радіатор абсолютно чорного тіла для того, щоб використовувати це теплове випромінювання абсолютно чорного тіла саме при цій температурі як опорне значення. На цьому радіаторі встановлено чотири платинові термометри опору. З виходу кожного термометра інформація поступає в цифровому вигляді і використовується для модуляції клинів 10–13. Температура цього нагрітого радіатора може трохи змінюватися із-за різниці температур на супутнику. Найкраща оцінка температури абсолютно чорного тіла виходить шляхом оцінки середнього значення даних, що містяться в клинах 10–13.

Клин 14. Температура коректора

Температура коректора – зміряє значення температури частини супутника, на якій встановлені деякі детектори сканера AVHRR і яка пасивно охолоджена до температури приблизно 105°K. Ця температура калібрувальна і не використовується безпосередньо в процесі градування апаратури.

Клин 15. Сканування назад

Зворотне сканування – це набуто значення телеметрії, коли прилад AVHRR фіксує випромінювання від радіатора абсолютно чорного тіла. Це значення з невеликими варіаціями в температурі абсолютно чорного тіла змінюється з кожним ІЧ тепловим каналом (AVHRR канали 3, 4, 5).

Клин 16. Ідентифікація Каналу

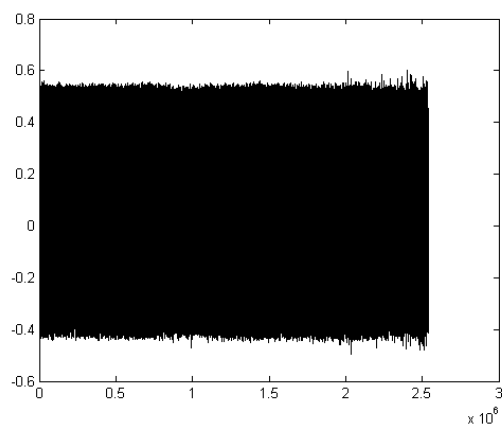
Клин ідентифікації каналу містить інформацію для визначення того, який з 5 каналів радіометра AVHRR використовується для отримання даних.

У узагальненому вигляді дані формату приведені в таблиці 3.2.

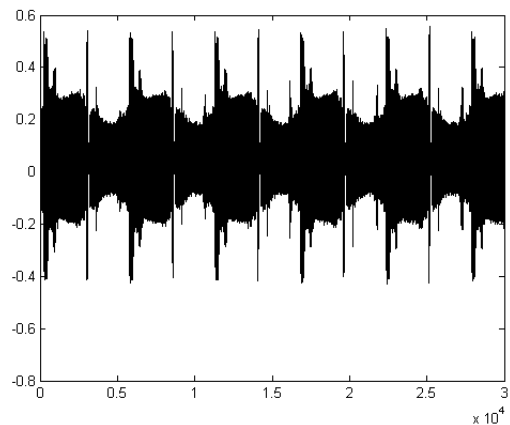
Таблиця 3.2 – Узагальнені дані формату ART

Параметр	Значення параметра
Кадр (один повний фрагмент даних) кадрова частота кількість рядків формат	1 кадр за 64 секунди 128 рис. 3.16
Рядок (скан) частота рядків кількість слів в рядку кількість каналів кількість слів одного каналу формат	2 рядки в секунду 2080 2 909 рис. 3.14
Слово (піксель–для аналогової частини) частота ЦАП-АЦП точність темпл передачі роздільна здатність рядкова синхронізація	4160 слів за секунду 8 старших розрядів з 10 точність AVHRR 120 рядків за хвилину 4 × 4 км 7 імпульсів з частотою 1040 Гц зі шпаруватістю 2 для каналу А, 7 імпульсів з частотою 832 Гц зі шпаруватістю 1,67 для каналу В

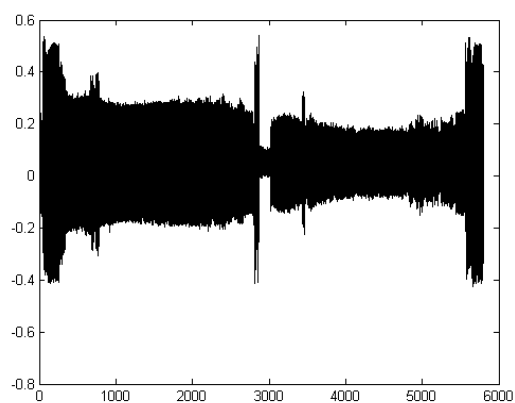
На виході приймача, після частотного детектування і під час вступу на звукову карту, цим сигналом є модульований по амплітуді тон з частотою 2400 Гц. Зберігається він в ЕОМ у вигляді файлу з розширенням *.wav. Частота дискретизації для нього рівна 11025 Гц, що відповідає вимогам теореми Котельникова, тобто частота дискретизації в 2 і більше разів повинна перевищувати максимальну частоту спектру дискретизованого сигналу – 4160 Гц. Для зберігання кожного із слів, що включають службову інформацію і значення амплітуди відліків, виділяється 2 байти, що забезпечує динамічний діапазон сигналу по амплітуді рівний 96 дБ. Повний прийнятий сигнал з супутника з розширенням *.wav може включати до $(10-12) \cdot 10^6$ відліків. Залежно від масштабу відображення вигляд одного і того ж сигналу, що поступає на звукову карту ЕОМ, представлений на рис. 3.22.



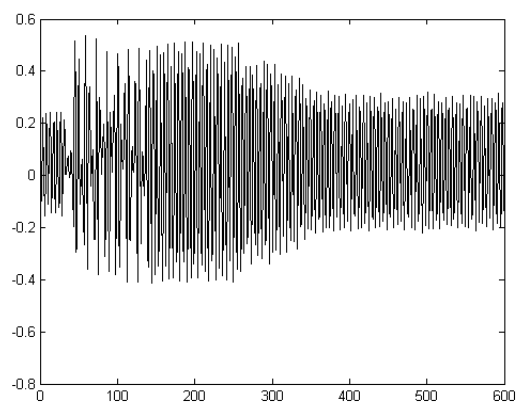
а



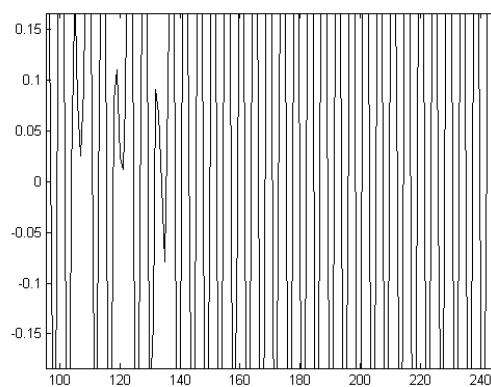
б



в



г



д

Рис. 3.22 – Вигляд в різних масштабах відображення одного і того ж супутникового сигналу, що поступає в ЕОМ з виходу приймача
а – повний прийнятий звуковий файл ($\approx 2,5$ млн. відліків), б – п'ять повних сканів в звуковому файлі, в – один повний скан в звуковому файлі
г – фрагмент звукового файлу, що містить синхросигнал, космічні дані і початок зображення, д – великомасштабне відображення фрагмента звукового файлу (імпульси підпереносної частоти 2400 Гц)

3.3 Формування зображення з супутникового сигналу формату АРТ

Узагальнений алгоритм формування зображення з супутникового сигналу формату АРТ можна представити таким чином (рис. 3.23).

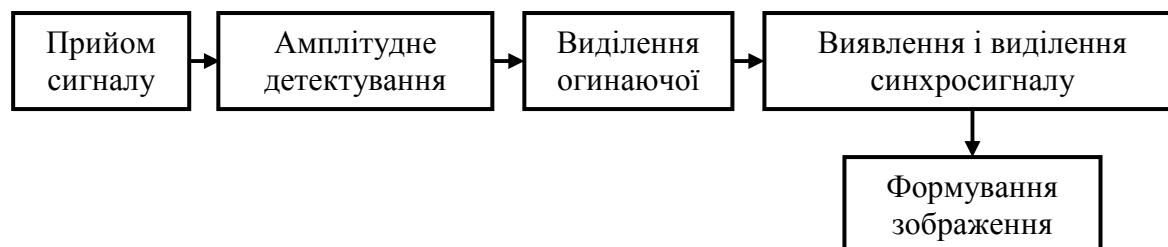


Рис. 3.23 – Узагальнений алгоритм формування зображення

Представлений алгоритм вимагає уточнення і деталізації на всіх своїх етапах.

Прийом сигналу полягає власне в радіоприйомі супутникового сигналу, його частотній демодуляції, перетворенні прийнятого сигналу в цифрову форму. Ці операції проводяться в радіоприймачі і в звуковій „карті” ЕОМ.

Амплітудне детектування потрібне двонапівперіодне, щоб не втратити половину відліків сигналу.

Виділення огибаючої прийнятого сигналу здійснюється методом низькочастотної Фур’є-фільтрації.

Виявлення синхросигналу в прийнятому сигналі можна виконати по-різному: за допомогою Фур’є-фільтра, кореляційним методом, методами вейвлет-аналізу, за допомогою штучних нейронних мереж; а виділення синхросигналів проводиться шляхом формування списку їх індексів в масиві прийнятого сигналу, виявлення першого стійкого синхросигналу (захоплення синхронізації) і знаходження збійних синхроімпульсів.

Формування зображення полягає в прив’язці першого елементу кожного рядка розгортки зображення до відповідного синхроімпульса, в розгортці вмісту сканів уздовж рядків формованого зображення і в заміні збійних сканів вмістом попередніх не збійних сканів. Для приведення зображення до дійсного масштабу при скануванні на супутнику проводиться передискретизація отриманого зображення.

Остаточний варіант алгоритму формування зображення, з урахуванням приведених вище міркувань, представлений на рис. 3.24 (при цьому виявлення синхросигналу проводиться кореляційним способом).

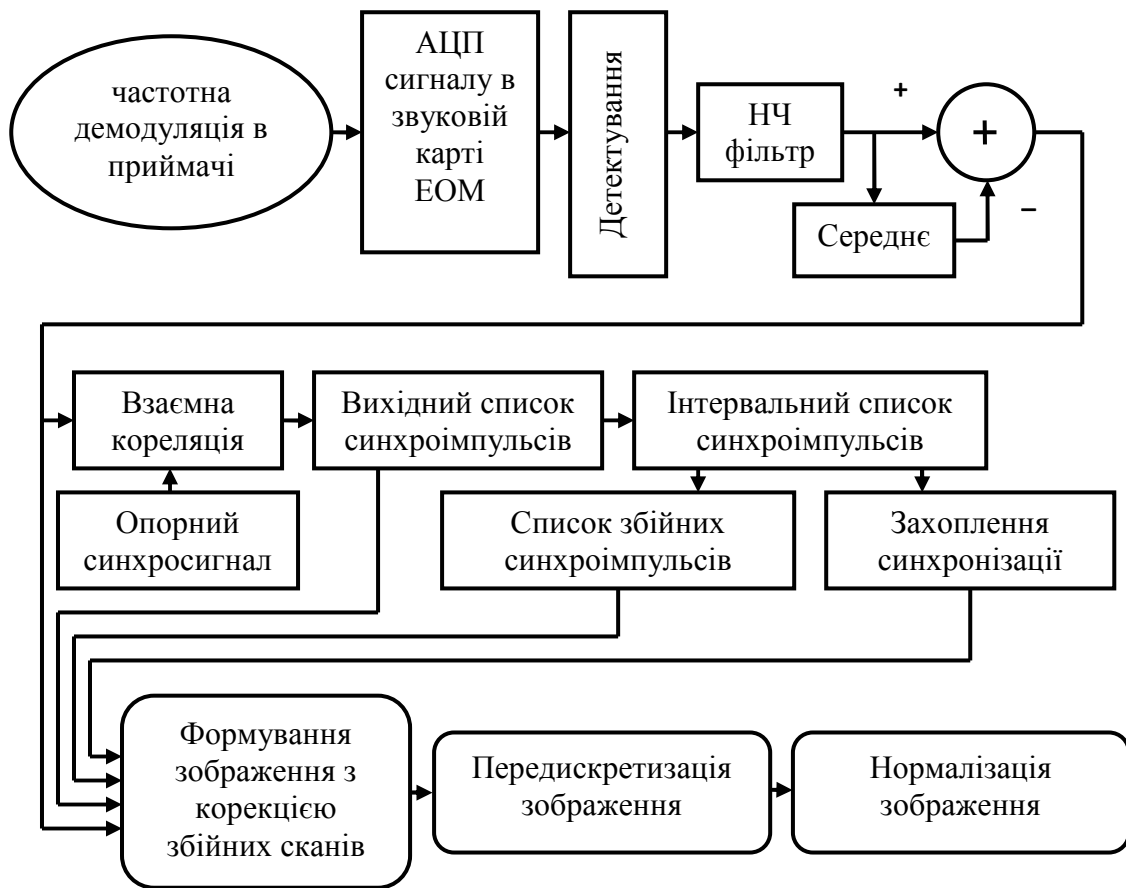


Рис. 3.24 – Алгоритм формування зображення з супутникових даних ART формату

3.4 Види і характеристика супутникової моніторингової інформації

Космічна зйомка Землі охоплює широкий спектр її електромагнітного випромінювання. Супутникову інформацію у вигляді *супутникових знімків* отримують в 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 і кутових елементів орієнтування скануючого пристрою.

Масштаб космічного знімка по рядку сканування внаслідок кривизни Землі непостійний. Так, наприклад, на знімку, одержаному у видимому діапазоні з супутника „Метеор” (H=900 км), він змінюється від 1:10345000 в районі підсупутникової точки до 1:11427000 на краю знімка. Масштаб знімка в подовжньому напрямі, 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 скануючою апаратурою над освітленою територією Землі і має підвищену інформативність (рис. 3.25).

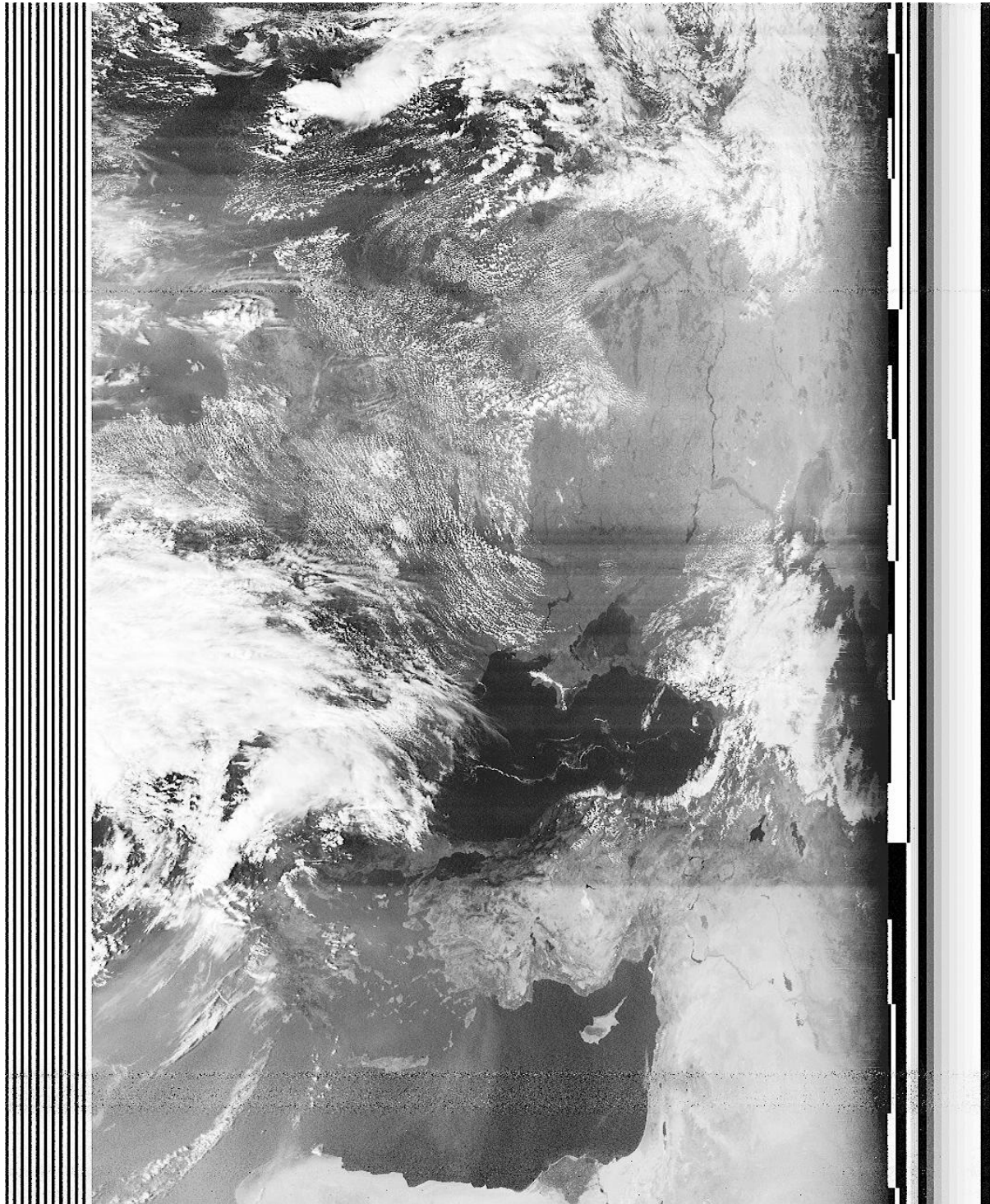


Рис. 3.25 – Зображення Чорного і Середземного моря, отримане у видимому діапазоні хвиль з супутника „Метеор”

У режимі безпосередньої передачі скануючий телефотометр, встановлений на супутнику „Метеор”, забезпечує отримання знімка із захопленням на місцевості 2100 км і роздільною здатністю 2 км в надирі. Масштаби зображень по рядку $1:11 \cdot 10^6$, по кадру $1:12 \cdot 10^6$.

Знімки, отримані за допомогою п'ятиканального скануючого радіометра високої роздільної здатності, встановленого на супутнику NOAA, мають захоплення на місцевості 3000 км і роздільну здатність 4 км по всьому полю знімка. Масштаби зображень по рядку $1:30 \cdot 10^6$, по кадру $1:25 \cdot 10^6$.

Зображення, одержані в ІЧ ділянці спектра. Інфрачервоні знімки є візуалізованою формою теплових контрастів об'єкта. При реєстрації ІЧ інформації перетворення відеосигналу в зображення проводиться так, щоб світліші ділянки знімка відповідали об'єктам з нижчою радіаційною температурою, а темніші ділянки – об'єктам з вищою температурою (рис. 3.26).

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

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

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

У основі *багатоспектральної (багатозональної) зйомки* лежить отримання ряду роздільних зображень у вузьких ділянках спектра одного і того ж об'єкта (рис. 3.27). Багатоспектральна зйомка є в даний час найбільш перспективним методом у вивченні Землі і надзвичайних ситуацій з космосу. Особливістю зображень, що отримуються в декількох спектральних інтервалах, є повнота інформації і достовірність, що забезпечується вибором спектральних ділянок і високою роздільною здатністю знімальної апаратури.

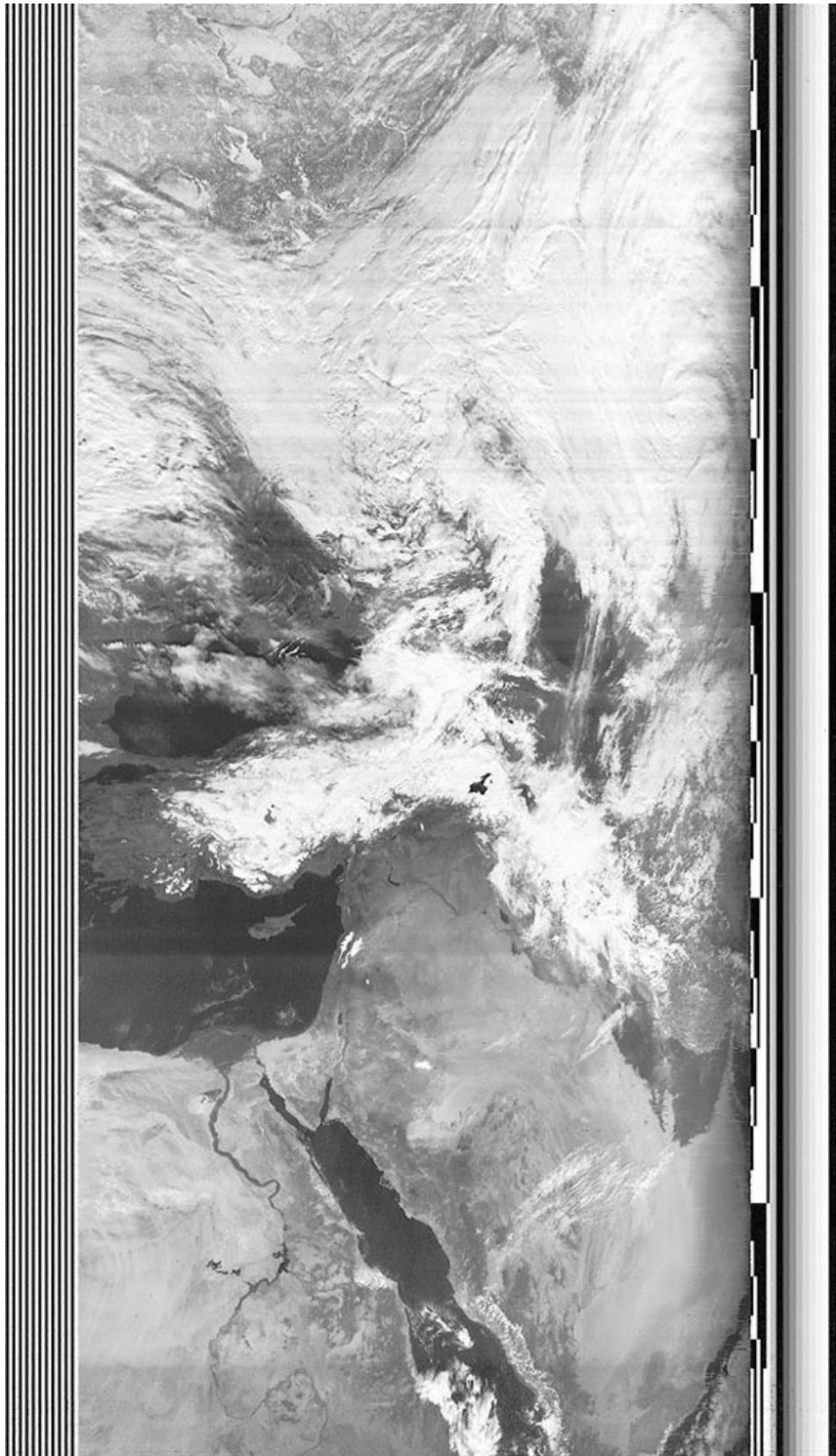


Рис. 3.26 – Зображення Середземного і Червоного моря, отримане в інфрачервоному діапазоні хвиль з супутника „Ресурс”

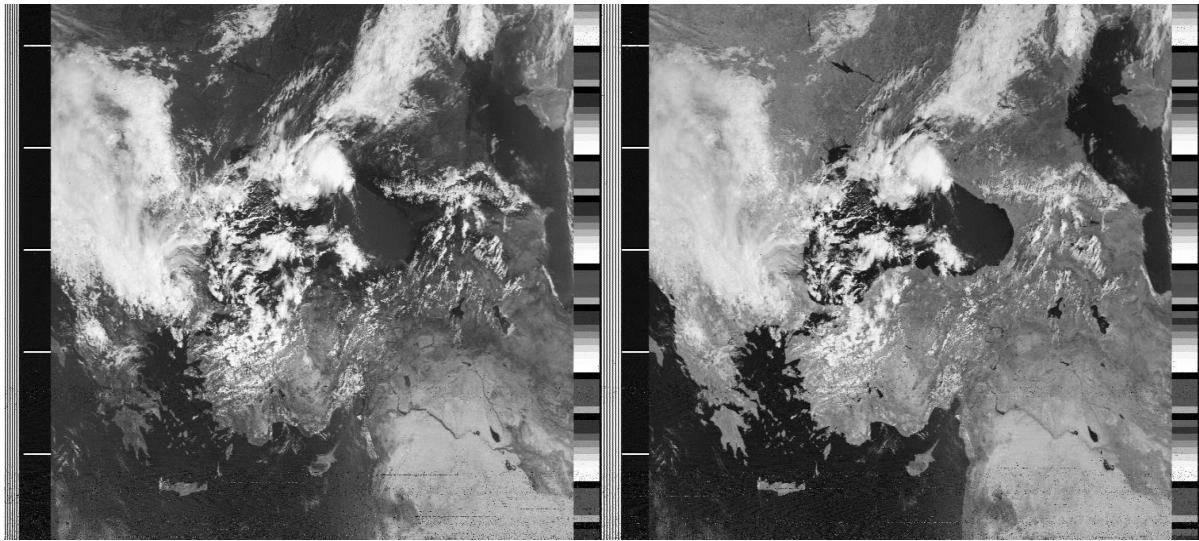


Рис. 3.27 – Інфрачервоний знімок з супутника NOAA–17 однієї і тієї ж ділянки земної поверхні в двох спектральних діапазонах

Зображення, одержані в мікрохвильовій ділянці спектра. Півтонові або псевдокольорові зображення, сформовані з поля температур радіояскравості, є візуалізованою формою теплових контрастів об'єкта (рис. 3.28).

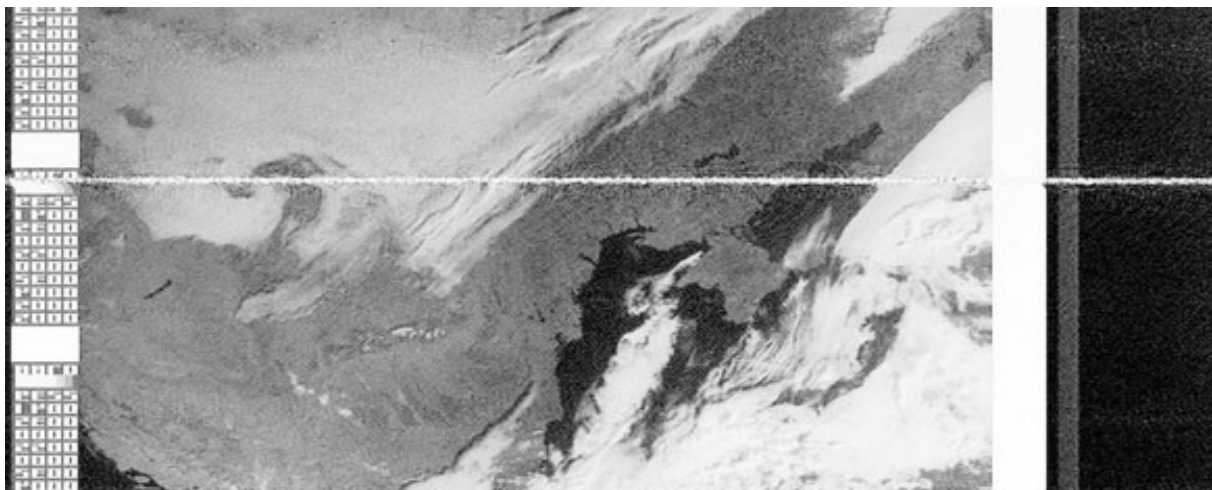


Рис. 3.28 – Зображення північного Причорномор'я і Балканського півострова, отримане в мікрохвильовій ділянці спектру (0,8 см) з супутника „Січ”

Вимірювання мікрохвильового випромінювання можуть проводитися в різних режимах: вимірювання в надир і вимірювання в режимі сканування. На супутнику „Метеор” вимірювання поля температур

радіояскравості здійснюються в діапазоні 0,8 см. Реєстрація здійснюється в режимі сканування по дузі під кутом 40° до надира.

На вигляд мікрохвильові зображення схожі на інфрачервоні знімки з малою роздільною здатністю. Вони також є безперервною смугою огляду уздовж проекції орбіти супутника. Ширина смуги огляду 700 км, роздільна здатність знімка на місцевості 15×20 км. Важливою відмінною рисою мікрохвильових зображень є зображення материків (суші) яскраво-білим тоном без півтонів (за винятком Антарктиди) з чітко обкресленою береговою лінією, добре видимою крізь хмари.

3.5 Обробка супутникових знімків

По сучасних уявленнях обробка *супутникових знімків* повинна полягати, принаймні, з чотирьох етапів [11, 12]:

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

Службова обробка повинна полягати у введенні первинної інформації в ЕОМ, її анотуванні і проведенні апаратурних корекцій. Початковими даними для останніх служать матеріали геометричних і радіометричних калібрувань знімальної апаратури.

В результаті *просторової прив'язки* мають бути отримані трансформовані в проекцію карти зображення з удрукованою в них координатною сіткою. Для вивчення динаміки природних утворень необхідні матеріали повторних зйомок з високою точністю просторової прив'язки (близько декількох елементів розділу). Отримати таку точність можливо лише на основі сумісного використання апіорних даних про траєкторію і орієнтацію ШСЗ і апостеріорних даних про геодезичні координати контурних точок знімків.

Радіаційна корекція полягає в трансформації реєстрованого на борту ШСЗ потоку випромінювання до деяких стандартних умов вимірювань (наприклад, до однакових умов освітленості на нижній межі атмосфери).

Метою *тематичної інтерпретації* є розпізнавання на зображеннях природних об'єктів або явищ. Тематична обробка у свою чергу може включати вирішення завдань конструювання нових зображень і їх інтерпретацію. При конструюванні нових зображень доцільні такі операції, як перетворення Фур'є, підкреслення контурів, складання зображень, що є комбінацією початкових багатозональних зображень і тому подібне. Основна мета таких операцій – підвищення образотворчих властивостей знімків.

Методи інтерпретації зображень прийнято підрозділяти на:

- візуальні,
- візуально-інструментальні,
- машинні.

У будь-якому випадку розробка методів інтерпретації починається з вибору і вивчення *дешифровних ознак* природних утворень. Такими ознаками можуть бути: зміряні радіаційні характеристики (або їх функції), малюнок зображення, непрямі ознаки, що витікають з ландшафтних особливостей зображеної території. Вибір дешифровних ознак здійснюється на основі відбивних характеристик систем природних утворень і умов трансформації цих характеристик атмосферою.

Власно інтерпретація включає так звану задачу прийняття рішення. При візуальному дешифруванні прийняття рішення ґрунтується головним чином на знаннях і досвіді фахівця. При інтерпретації за допомогою ЕОМ зазвичай використовуються критерії, що витікають з теорії оптимальних статистичних рішень. Для визначення параметрів (метеорологічних, біометричних показників, швидкості стоку і тому подібне) результати дешифрування мають бути піддані спеціальній обробці.

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

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

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

При метеорологічному дешифруванні космічних знімків використовуються дешифровні ознаки. *Основними дешифровними ознаками*, що дозволяють розрізняти 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, отриманих 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 спектру визначальним чинником тону інфрачервоного зображення є температура об'єкта. В цьому випадку тепловий фон, на якому ведеться зйомка, мінливіший, ніж яскравіший 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, яка відповідає елементу розділу. Тон зображення за інших рівних умов тим світліше, чим більше кількість хмар і чим вище їх верхня межа на відповідній ділянці спостережуваної поверхні; зміна тону для сусідніх елементів розділу зв'язана знову-таки за інших рівних умов або із збільшенням кількості, або із зростанням висоти хмар, або з обома чинниками відразу.

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

Малюнок (структура) зображення створюється завдяки просторовій неоднорідності поля випромінювання і в основному обумовлений формою і розміром візованих об'єктів, енергетичним контрастом між ними. Малюнок зображення за інших рівних умов істотно залежить також від технічних параметрів оглядової апаратури: роздільної здатності апаратури, числа відтворних градацій яскравості і так далі.

Зміна умов зйомки (освітленості або загального теплового фону, експозицій, автоматичного регулювання посилення і ін.) впливає на відтворюваність за шкалою півтонів і тим самим на структуру зображення. Зникають одні деталі, з'являються інші. Але в цілому структура зображення стійкіша до зовнішніх чинників зйомки, чим тон зображення.

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

- текстуру,
- мезоструктуру,
- макроструктуру.

Під *текстурою* розуміють малюнок дрібних деталей зображення, що створюється 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 по яскравості. Матова текстура властива зображенням відкритих ділянок

водної поверхні, однорідних ділянок суші, суцільних льодів і сніжного покриву, туману і шаруватоподібної хмарності (рис. 3.29,а). На ІЧ знімках матову текстуру можуть мати купчасті і шарувато-купчасті хмари у тому випадку, коли просвіти між хмарними елементами менше елементів розділу або сумірні з ними.

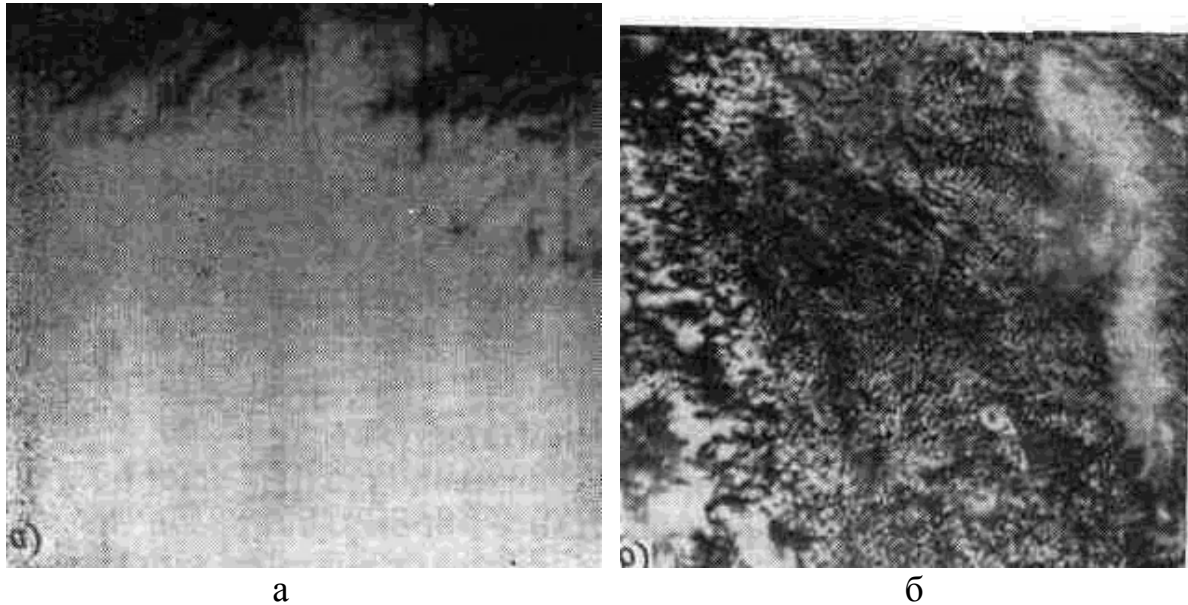


Рис. 3.29 – Матова текстура зображення (а), яку утворює шаруватоподібна хмарність, і зерниста дрібна і крупна текстура зображення (б), яку утворює купчастоподібна хмарність

Зерниста текстура – скупчення плям (зерен) світлого тону на відповідному фоні. Дрібні зерна зазвичай характерні для зображень купчастоподібної хмарності (рис. 3.29,б), причому розміри зерен в цьому випадку настільки малі, що деталі форми окремих хмар повністю крадуться.

Іноді зернисту текстуру має на знімках дрібно битий морський лід; для таких зображень характерною ознакою є деяка нескладність і різкість контурів. Зерниста текстура, як правило, на ІЧ знімках видна погано.

Волокниста текстура – волокна, нитки, смуги незначної товщини, але витягнуті в довжину на десятки і сотні кілометрів, з розмитими нечіткими краями (рис. 3.30,а). Така текстура характерна для хмар верхнього і середнього ярусів.

Особливий тип текстури властивий зображенню рельєфу суші – *дендритова текстура* (рис. 3.30,б). Вона характерна для зображення покритих снігом гір і рівнин з розгалуженою системою річок. Найчіткіше дендритова текстура є видимою на знімках, отриманих у видимій ділянці спектра. На ІЧ зображеннях не завжди вдається прослідкувати

дендритовий вид текстури.

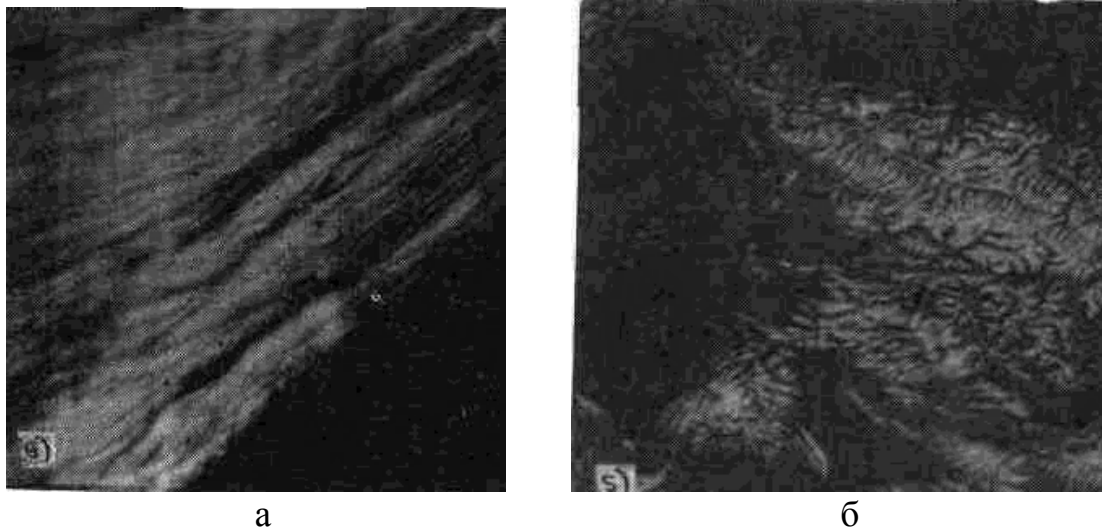


Рис. 3.30 – Волокниста текстура зображення (а), яку утворює перистоподібна хмарність, і дендритова текстура зображення (б), яку утворюють покриті снігом Альпи

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

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

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

Формування кожного з цих типів мезоструктури пов'язано з певними термодинамічними умовами і формами хмар.

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

До макромасштабних хмарних систем відносяться:

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

Структурні характеристики хмарних систем дозволяють виявити загальну синоптичну обстановку, в 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 у розпорядженні фахівця цих хмарних характеристик задача дешифрування залишається складною.

3.6 Застосування штучних нейронних мереж для виділення полів хмарності на супутникових знімках

Для тих, хто прагне вирішувати проблеми і задачі, що виникають при дослідженнях і розробках, достатньо ефективним чином, існують системи комп'ютерної математики (СКМ). Існує їх досить велика кількість.

Мови, використовувані в цих системах, можна порівняти по простоті і принципу безпосереднього виконання з мовою BASIC. Орієнтація на роботу з масивами робить їх природним і зручним інструментом обробки експериментальних даних, а можливості по об'єктно-орієнтованому програмуванню роблять мови СКМ практично універсальними мовами програмування. Про це, наприклад, свідчать наявність компілятора мови і велика кількість бібліотек в широко відомій СКМ [18].

Системи комп'ютерної математики підтримують виконання операцій з векторами, матрицями і масивами даних, реалізують широкий клас математичних обчислень, мають хорошу графіку. У системах реалізовано зручне операційне середовище.

Нейронні мережі є новим напрямом в практиці створення технічних систем. Можливості нейронних мереж виконувати операції порівняння за зразком, категоризації і класифікації об'єктів і явищ, недоступні для традиційних математичних методів, дозволяють створювати штучні системи для вирішення задач розпізнавання об'єктів і явищ, діагностики, автоматичного аналізу і багатьох інших застосувань.

Теорія нейронних мереж розвивається з середини минулого сторіччя, але практичне її застосування стало можливе з початку нашого століття, після створення необхідної технічної бази для реалізації нейронних мереж [19-25].

У системах комп'ютерної математики існує багато пакетів прикладних програм для моделювання різних технічних пристроїв і

систем, у тому числі і штучних нейронних мереж. Пакети останнього типу є технічною базою і програмним засобом, що допомагають розробникам здійснювати проектування і розширювати сферу застосування штучних нейронних мереж.

3.6.1 Постановка задачі виділення полів хмарності

На супутниковому знімку видимого діапазону хвиль, приведеному на рис. 3.31, здійснити автоматичне виділення полів хмарності на основі використання штучних нейронних мереж.

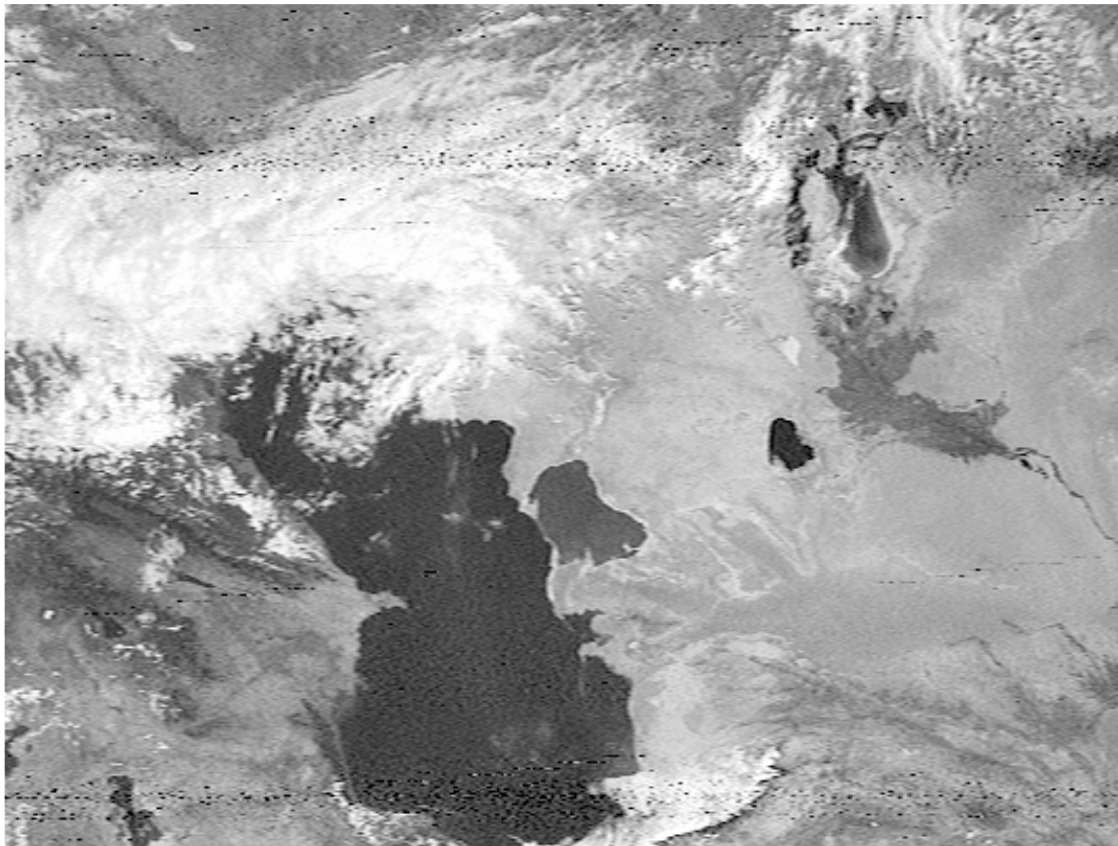


Рис. 3.31 – Вихідний супутниковий знімок для обробки

На знімку формату *.bmp розміром 534×403 пікселі і ×24 біта амплітуди зображений район суші, прилеглий до Каспійського моря і залишків Аральського озера. Вверху знімка зліва направо видно Прикаспійську низовину і південні відроги Уральських гір, які мають темно-сірий тон зображення. Зліва спостерігаються Кавказькі хребти, що відображаються темним рельєфним тоном. По півдню розташовано Іранське нагір'я, що має виражену в деяких місцях дендритову текстуру. В центрі знімка між водоймищами розташовано плато Устюрт, що має

світло-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 нижньою течією ріки Волги, північною частиною Каспійського моря і плато Сирт хмарність суцільна, а в решті місць має осередковий характер.

3.6.2 Розв’язання задачі виділення полів хмарності

Створення штучної нейронної мережі під певні вимоги має на увазі вирішення ряду часткових задач, основні з яких наступні:

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

Розглянемо докладніше суть і зміст цих задач.

Збір даних для навчання. Вибір даних для навчання мережі і їх обробка є найскладнішим етапом рішення задачі. Набір даних для навчання повинен задовольняти декільком критеріям:

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

Підготовка і нормалізація даних. Початкові дані перетворюються до вигляду, в 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 кожен вхід мережі і, залежно від типу навчання (з вчителем або без вчителя), 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 із значеннями від нуля до одиниці, а на другий вхід – із значеннями від ста до тисячі. За відсутності нормування значення на другому вході завжди

робитимуть істотно більший вплив на вихід мережі, чим 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, велику роль грає само уявлення як *вхідних*, так і *вихідних даних*. Припустимо, мережа навчається розпізнаванню букв на зображеннях і має один числовий вихід – номер букви в алфавіті. В цьому випадку мережа отримає помилкове 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 великим числом виходів, коли кожен вихід має свій сенс. Чим більше виходів в мережі, тим більша відстань між класами і тим складніше їх сплутати.

Вибір топології мережі. Вибирати тип мережі слід виходячи з постановки завдання і наявних даних для навчання. Для навчання з вчителем потрібна наявність для кожного елементу вибірки „експертної” оцінки. Іноді отримання такої оцінки для великого масиву даних просто неможливе. У цих випадках природним вибором є мережа, що навчається без вчителя, наприклад, карта Кохонена, що самоорганізується, або нейронна мережа Хопфілда. При вирішенні інших завдань, таких як прогнозування часових рядів, експертна оцінка вже міститься в початкових даних і може бути виділена при їх обробці. В цьому випадку можна використовувати багатошаровий персептрон або мережу Ворда.

Експериментальний підбір характеристик мережі. Після вибору загальної структури потрібно експериментально підібрати параметри мережі. Для мереж, подібних до персептрона, це буде число шарів, число блоків в прихованих шарах (для мереж Ворда), наявність або відсутність обхідних з'єднань, передавальні функції нейронів. При виборі кількості шарів і нейронів в них слід виходити з того, що здібності мережі до узагальнення тим вище, чим більше сумарне число зв'язків між нейронами. З іншого боку, число зв'язків обмежене зверху кількістю записів в навчальних даних.

Експериментальний підбір параметрів навчання. Після вибору конкретної топології необхідно вибрати параметри навчання нейронної мережі. Цей етап особливо важливий для мереж, що навчаються з вчителем. Від правильного вибору параметрів навчання залежить, наскільки швидко відповіді мережі сходяться до правильних відповідей, але і не тільки це. Наприклад, вибір низької швидкості

навчання збільшить час збіжності, проте 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).

Власно навчання мережі. В процесі навчання мережа в певному порядку проглядає навчальну вибірку. Порядок перегляду може бути послідовним, випадковим і так далі. Деякі мережі, що навчаються без вчителя, наприклад, мережі Хопфілда, проглядають вибірку тільки один раз. Інші, наприклад, мережі Кохонена, а також мережі, що навчаються з вчителем, проглядають вибірку безліч разів, при цьому один повний прохід по вибірці називається *епохою* навчання. При навчанні з вчителем набір початкових даних ділять на дві частини – власне навчальну вибірку і тестові дані; принцип розділення може бути довільним. Навчальні дані подаються мережі для навчання, а перевірні використовуються для розрахунку помилки мережі (перевірочні дані ніколи для навчання мережі не застосовуються). Таким чином, якщо на перевірних даних помилка зменшується, то мережа дійсно виконує узагальнення. Якщо помилка на навчальних даних продовжує зменшуватися, а помилка на тестових даних збільшується, значить, мережа перестала виконувати узагальнення і просто „запам'ятовує” навчальні дані. Це явище називається *перенавчанням* мережі або *оверфітінгом*. У таких випадках навчання зазвичай припиняють. В процесі навчання можуть виявитися інші проблеми, такі як параліч або попадання мережі в локальний мінімум поверхні помилок. Неможливо заздалегідь передбачити прояв тієї або іншої проблеми, так само як і дати однозначні рекомендації до їх вирішення.

Перевірка адекватності навчання. Навіть у разі успішного, на перший погляд, навчання мережа не завжди навчається саме тому, чого від неї хотів її створювач. Відомий випадок, коли мережа навчалася розпізнаванню зображень танків по фотографіях, проте пізніше з'ясувалося, що всі танки були сфотографовані на одному і тому ж фоні. В 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 їй 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 навчених нейронних мереж, з погляду багатьох користувачів, є те, що з навченої нейронної мережі важко витягувати явний і зрозумілий користувачеві алгоритм рішення задачі –

сама нейронна мережа є цим алгоритмом, і якщо структура мережі складна, то цей алгоритм незрозумілий. Проте спеціальним чином побудована процедура спрощення і вербалізації часто дозволяє витягувати явний метод рішення.

Вербалізація здійснюється, зокрема, для підготовки навченої і спрощеної нейронної мережі до реалізації в програмному коді або у вигляді спеціалізованого електронного (оптоелектронного) пристрою, 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 зазвичай здійснюється засобами спеціалізованих пакетів.

При аналізі великого інформаційного масиву даних, чим власне і є даний супутниковий знімок, незмінно виникають задачі, пов'язані з дослідженням топологічної структури даних, їх об'єднанням в групи (кластери), розподілом по класах і тому подібне. В цьому випадку потрібне визначення характеристик об'єкту по обмеженому набору ознак. Такі завдання можуть бути успішно вирішені із застосуванням спеціального класу *нейронних мереж, що самоорганізуються*.

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

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

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

Постановка задачі з обробки знімка відповідає дихотомічній задачі розпізнавання образів: слід відокремити об'єкт „хмара” від об'єкту „не хмара”. Таким чином, в шарі Кохонена потрібно задати 2 нейрони.

Проте, як було відмічено вище, велику роль грає само уявлення як вхідних, так і вихідних даних. Можливий випадок, коли мережа отримає помилкове уявлення про об'єкт розпізнавання, як у випадку з цифрами. Для того, щоб уникнути такої ситуації, використовують топологію мережі з великим числом виходів, коли кожен вихід має свій сенс. Чим більше виходів в мережі, тим більша відстань між класами і тим складніше їх сплутати. Тому може з'явитися в процесі рішення задачі необхідність

збільшення кількості нейронів.

Визначимося з даними для навчання і уточнимо необхідність в їх 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 колірність, по байту (8 розрядів) на кожен з кольорів R, G, B. Сама колірність на супутниковому знімку формату АРТ сенсу не має, оскільки передається з супутника аналогове значення 8-бітових даних сканера AVHRR в 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 змінюватимуться від 0 до 255, причому всі значення амплітуд однозначно пов'язані із значенням альbedo об'єктів зйомки, і змінювати їх небажано, оскільки з'являться спотворення у вхідних даних нейронної мережі. Тому частину знімка або його цілком можна **використовувати для самонавчання** нейронної мережі.

Що стосується **нормалізації даних**, то нормування в даному 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 оброблятимуться інші знімки, отримані за інших умов зйомки, знадобиться процедура нормування вхідних даних.

Для корекції зашумлених даних процедура нормалізації може включати фільтрацію. У нашому випадку на знімку вгорі і внизу явно є видимими смуги імпульсних завад, які спотворюватимуть навчальні дані. Цей конкретний знімок повинен підлягати попередній фільтрації з метою усунення завад. Проте, враховуючи спрямованість даного посібника, цього робити не будемо, а відішлемо читача до курсу цифрової обробки зображень, де детально розглядається це питання [26, 27].

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

- топологія штучної нейронної мережі для обробки заданого супутникового знімка – це шар Кохонена з 2 (або згодом з більшою кількістю) нейронами,
- ознака для розпізнавання – значення амплітуди сигналу в пікселі, яке відповідає величині альbedo об'єктів зйомки,
- дані, які маємо в своєму розпорядженні, нормалізації не підлягають і можуть бути використані для навчання мережі.

Створення мережі.

Для створення нейронної мережі, що самоорганізується і є шаром Кохонена, призначена функція newc [23].

Для роботи з мережею використовуються наступні функції: sim –

моделювання, *init* – ініціалізація, *adapt* – адаптація, *train* – навчання.

Функція відстані і зважування – *negdist* – негативна евклідова відстань.

Функція накопичення – *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 вагів і зсувів, *initcon* – ініціалізація зсувів з урахуванням чутливості нейронів, *midpoint* – ініціалізація вагів за правилом середньої точки.

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

Функція адаптації – *adaptwb* – адаптація вагів і зсувів.

Функція навчання: *trainwb1* – повекторне навчання вагів і зсувів.

Архітектура шару Кохонена.

Архітектура шару Кохонена в СКМ зображається специфічним чином і приведена на рис. 3.32. Надалі, в процесі рішення задачі архітектура буде відбита в звичному вигляді.

У шарі застосована конкуруюча функція активації. Для обчислення негативної евклідової відстані між вектором входу \mathbf{p} і рядками матриці вагів \mathbf{IW}^1 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 однієї з нейронів. Якщо зсуви відмінні від 0, то можливі і 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, окрім одного нейрона–переможця, що має на вході максимальне значення. Таким чином, вектор виходу шару \mathbf{a} має єдиний елемент, рівний 1, який відповідає нейрону–переможцю, а останні дорівнюють 0. Така активаційна характеристика може бути описана таким чином:

$$a_i^1 = \begin{cases} 1, i = i^*, i^* = \arg(\max n_i^1) \\ 0, i \neq i^* \end{cases} \quad (3.1)$$

Ця активаційна характеристика встановлюється не на окремий нейрон, а на шар. Тому така активаційна характеристика отримала назву

конкуруючої. Номер активного нейрона i визначає групу (кластер), до якої найбільш близький вхідний вектор.

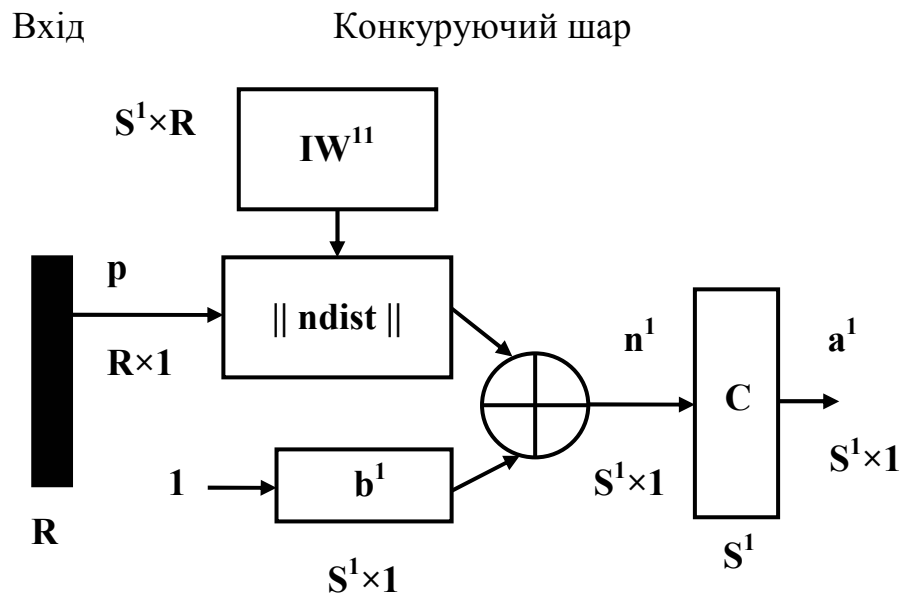


Рис. 3.32 – Архітектура одного шару Кохонена

Попередня обробка знімка і підготовка даних для навчання.

Здійснимо „читання” оброблюваного супутникового знімка – файлу `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, в СКМ він використовується для здійснення візуалізації масивів даних:

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

Відобразимо результат „читання” знімка (рис. 3.33):

```
figure; imshow(picture);
```

Уважний аналіз приведеного зображення дозволяє відзначити як мінімум 6 об'єктів по градаціях тону (рис. 3.34):

- хмари (1),
- велика водна поверхня (2),
- гори (3),
- ріка (4),
- суша в темному і світлому тонах (5,6).

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

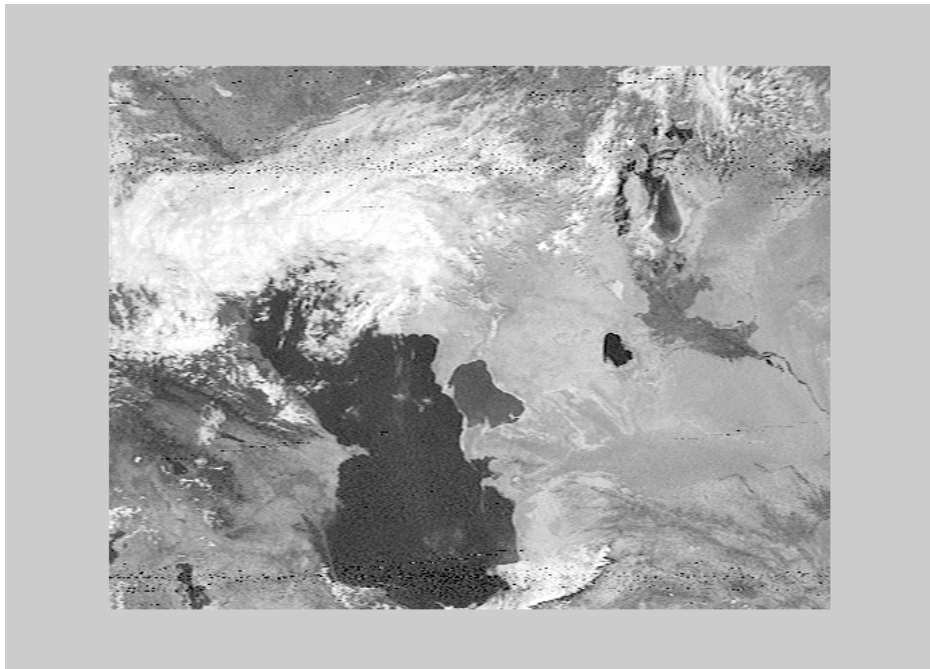


Рис. 3.33 – Візуалізований у форматі uint8 масив знімка

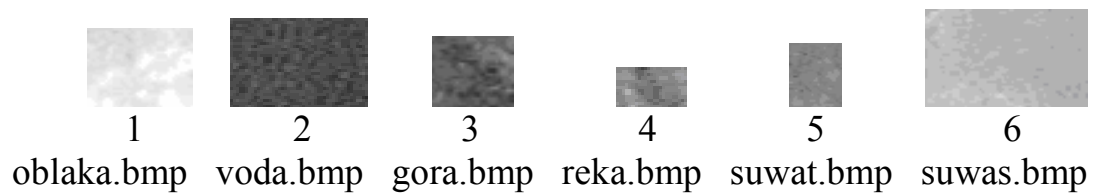
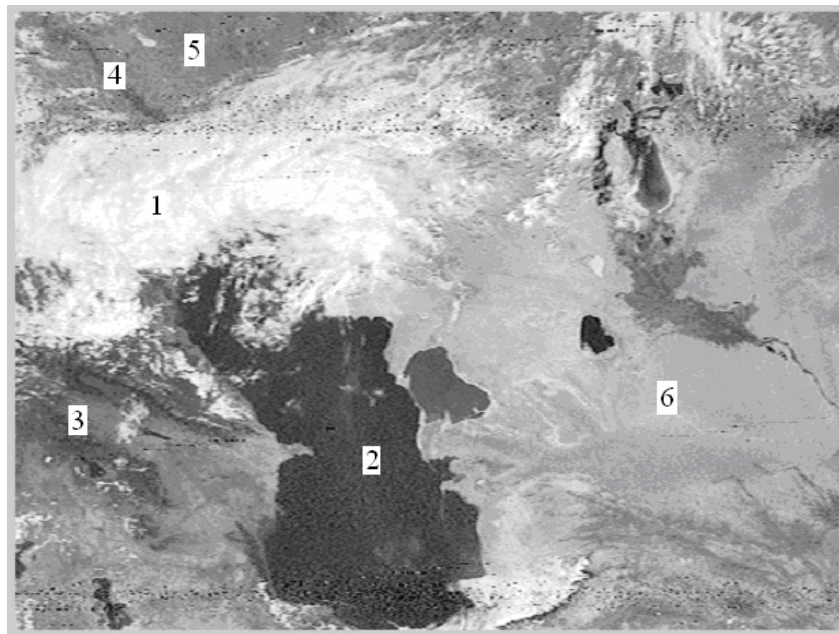


Рис. 3.34 – Формування представницької вибірки для навчання нейронної мережі

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, відповідні всім можливим об'єктам. Кожна з вирізок є файлом *.bmp.

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

Сформуємо з файлів вибірку. Для цього визначимо розмірність кожної вирізки і перетворимо 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 в числовий масив.

```
pict=double(pict);
```

Представницька вибірка для навчання нейронної мережі сформована.

Ініціалізація мережі.

Шар Кохонена формується за допомогою функції newc.

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

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

Архітектура мережі для цього випадку має вигляд, приведений на рис. 3.35.

Визначимо характеристики шару Кохонена:

```
net1.layers{1}  
ans =  
dimensions: 2  
distanceFcn: "  
distances: []  
initFcn: 'initwb'  
netInputFcn: 'netsum'  
positions: [0 1]
```

```

size: 2
transferFcn: 'compet'
userdata: [1x1 struct]

```

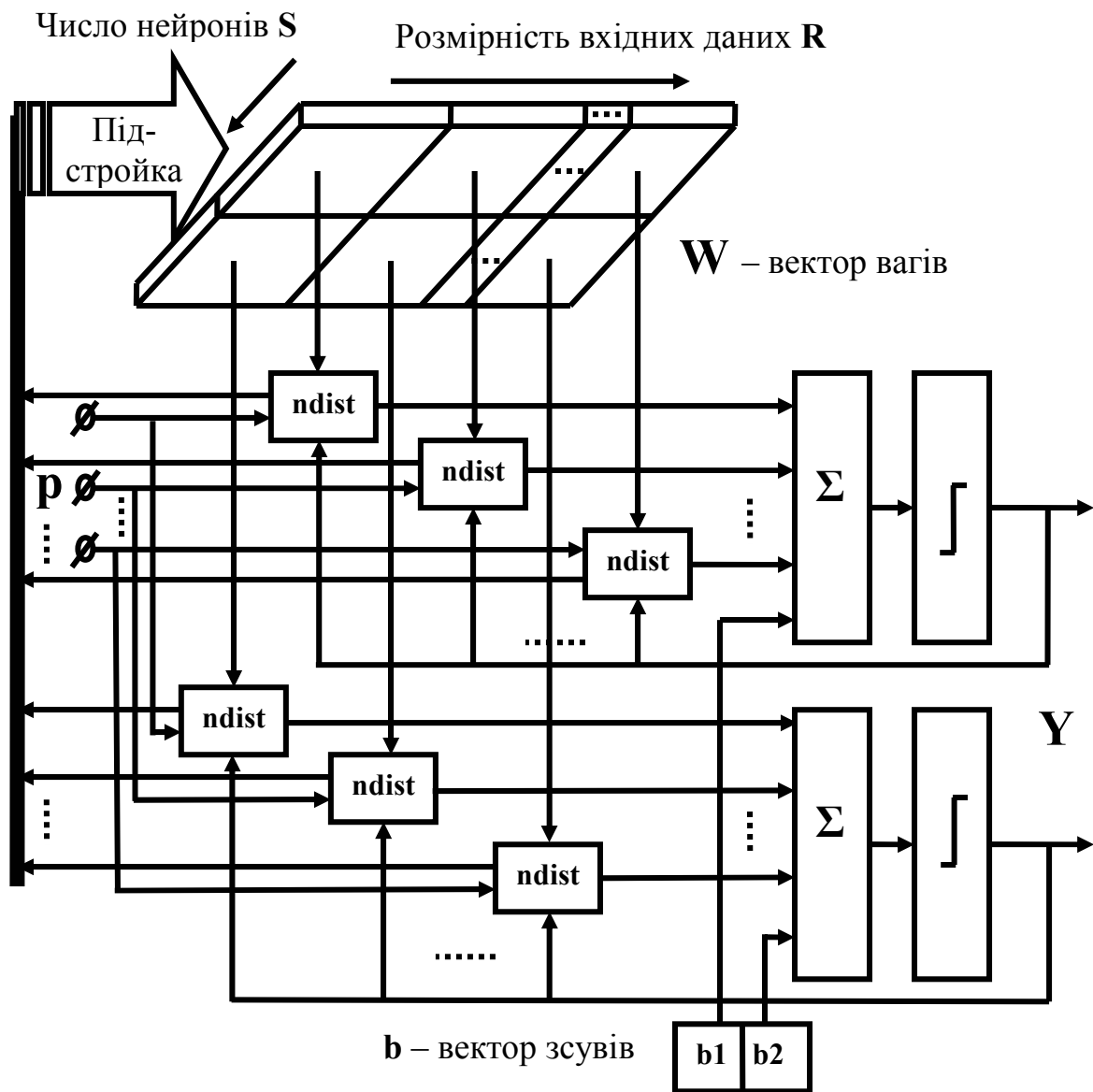


Рис. 3.35 – Архітектура шару Кохонена з двох нейронів для обробки супутникового знімка (p – вхідний вектор)

З цього опису виходить, що мережа використовує функцію ініціалізації `initwb`, функцію обробки входів `netsum`, функцію активації `compet`.

Характеристики зсувів наступні:

```

net.biases{1}
ans =

```

```

initFcn: 'initcon'
learn: 1
learnFcn: 'learncon'
learnParam: [1x1 struct]
size: 2
userdata: [1x1 struct]

```

Зсуви задаються функцією `initcon` і для мережі, що ініціалізована, дорівнюють:

```
net.b{1}
```

```

ans =
5.4366
5.4366

```

Вихідні значення вагів:

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

```

wn =
127.5000
127.5000

```

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

Тепер, коли сформований шар Кохонена, потрібно навчити його рішенням задачі кластеризації даних. Слід ще раз відзначити, що кожен нейрон конкурує за право відповісти на вектор входу **p**. Якщо всі зсуви дорівнюють 0, то нейрон з вектором ваги, найближчим до вектора входу **p**, виграє конкуренцію і повертає на виході значення 1; всі інші нейрони повертають значення 0.

Правило навчання шару Кохонена.

Правило навчання шару Кохонена, зване також правилом Кохонена, полягає в тому, щоб налаштувати потрібним чином елементи матриці вагів. Припустимо, що нейрон *i* переміг при подачі входу **p(q)** на кроці самонавчання *q*, тоді рядок *i* матриці вагів коректується відповідно до правила Кохонена таким чином:

$${}_iIW_{11}(q) = {}_iIW_{11}(q-1) + \alpha(p(q) - {}_iIW_{11}(q-1)). \quad (3.2)$$

Правило Кохонена є рекурентним співвідношенням, яке забезпечує корекцію рядка *i* матриці вагів додаванням зваженої різниці вектора входу і значення рядка на попередньому кроці. Таким чином, вектор ваги, найбільш близький до вектору входу, модифікується так, щоб відстань між ними стала ще менша. Результат такого навчання полягатиме в тому, що нейрон, що переміг, ймовірно, виграє конкуренцію і у тому випадку, коли буде представлений новий вхідний вектор, близький до попереднього, і його перемога менш вірогідна, коли буде представлений вектор, що

істотно відрізняється від попереднього. Коли на вхід мережі поступає все більше і більше число векторів, нейрон, що є найближчим, знову коректує свій ваговий вектор. Кінець кінцем, 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 всякого конкуруючого шару полягає в тому, що деякі нейрони виявляються незадіяними. Це виявляється в тому, що нейрони, що мають початкові вагові вектори значно віддалені від векторів входу, ніколи не виграють конкуренції, незалежно від того, як довго продовжується навчання. В результаті виявляється, що такі вектори не використовуються при навчанні і відповідні нейрони ніколи не виявляються переможцями. Такі нейрони-невдахи називають „мертвими” нейронами, оскільки вони не виконують ніякої корисної функції. Щоб виключити таку ситуацію і зробити нейрони чутливими до векторів, що поступають на вхід, 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 `learncon` і полягає в наступному. На початку процедури настроювання всім нейронам конкуруючого шару привласнюється однаковий параметр активності:

$$c_0 = \frac{1}{N}, \quad (3.3)$$

де N – кількість нейронів конкуруючого шару, що дорівнює числу кластерів. В процесі настроювання функція `learncon` коректує цей параметр так, щоб його значення для активних нейронів ставало більше, а для неактивних нейронів менше. Відповідна формула для вектора приростів параметрів активності виглядає таким чином:

$$\Delta c = lr * (a_i^I - c), \quad (3.4)$$

де lr – параметр швидкості настроювання; a_i^I – вектор, елемент i^* якого рівний 1, а останні – 0.

Для всіх нейронів, окрім нейрона–переможця, прирости негативні. Оскільки параметри активності пов'язані із зсувами співвідношенням

$$b = \exp(1) / c, \quad (3.5)$$

то з цього виходить, що зсув для нейрона–переможця зменшиться, а зсуви для решти нейронів трохи збільшаться.

Функція `learncon` використовує наступну формулу для розрахунку приростів вектора зсувів

$$\Delta b = \exp(1 - \log(c)) - b. \quad (3.6)$$

Параметр швидкості настроювання lr за умовчанням дорівнює 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. Кінець кінцем, він може почати притягати нові вхідні вектори.

Це дає дві переваги. Якщо нейрон не виграє конкуренції, тому що його вектор вагів істотно відрізняється від векторів, що поступають на вхід мережі, то його зсув у міру навчання стає досить великим, і він стає конкурентоздатним. Коли це відбувається, його вектор вагів починає наближатися до деякої групи векторів входу. Як тільки нейрон починає перемагати, його зсув починає зменшуватися. Таким чином, задача активізації „мертвих” нейронів виявляється вирішеною. Друга перевага, пов'язана з настроювання зсувів, полягає в тому, що вони дозволяють вирівняти значення параметра активності і забезпечити тяжіння приблизно однакової кількості векторів входу. Таким чином, якщо один кластер притягає більше число векторів входу, чим інший, то більш заповнена область притягатиме додаткову кількість нейронів і буде поділена на менші по розмірах 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));
```

а надалі в роботі використовуємо функцію `train`.

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

Перевірка адекватності навчання.

Виконаємо моделювання (симуляцію) мережі після навчання:

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

після чого відобразимо результат у вигляді кластерної гістограми, що відображає кількість елементів віднесених до різних кластерів (рис. 3.36), оскільки виведення результату на друк в командному вікні буде проблематичним через великий обсяг масиву, що виводиться (більше 12 тис. елементів):

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

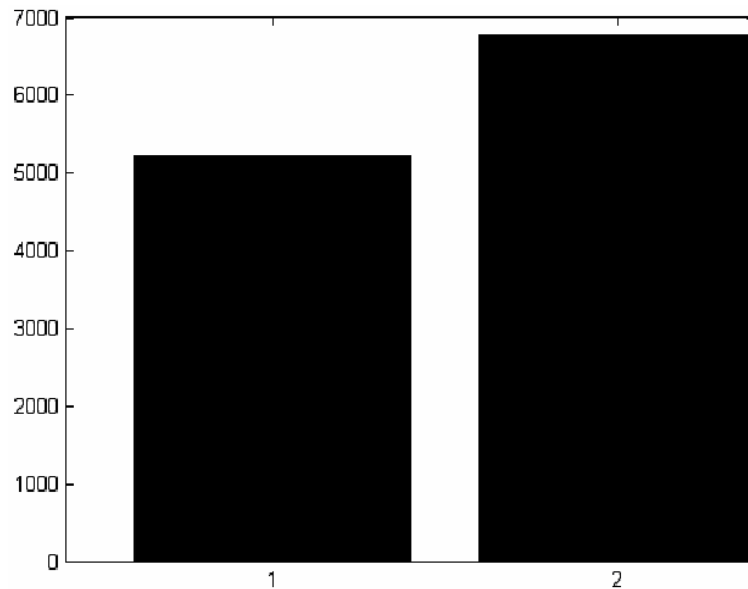


Рис. 3.36 – Кластерна гістограма для 2 кластерів

Результуючі ваги і зсуви:

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

```
b1= net1.b{1}
```

```
w =
```

```
196.1937
```

```
95.8673
```

```
b1 =
```

```
4.7734
```

```
6.3137
```

```
c1 =
```

```
0.5695
```

```
0.4305
```

Судячи по значенню результуючих вагів, центр одного кластера має значення близько 96, а центр іншого – 196, зсуви визначаються в b1, а параметр активності нейронів визначається в c1.

Видно з рисунка 3.36, що мережа навчена класифікації векторів входу на 2 кластери. На гістограмі число елементів розділилося між кластерами приблизно порівну.

Для коректування параметрів і остаточного навчання мережі

необхідно застосувати її на прикладі, що дозволяє робити певні висновки.

Застосування мережі.

Застосуємо навчену мережу Кохонена з 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);
```

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

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

ввівши 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 знов переформуємо отриманий одновимірний масив результату в 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. 3.37.

Обговорення результату.

Рішення цієї задачі на одноядерному комп'ютері із стандартними установками системи займає трохи більше одної хвилини. Порівняння результату з вихідним знімком говорить про низьку якість виділення полів хмарності. Навчання мережі не адекватне.

Коректування навчання.

Збільшимо кількість епох навчання до 100. Порівняємо отримані результати.

Час рішення задачі склав трохи менше 10 хвилин. Результат виділення полів хмарності при 100 циклах навчання представлений на рис. 3.38.

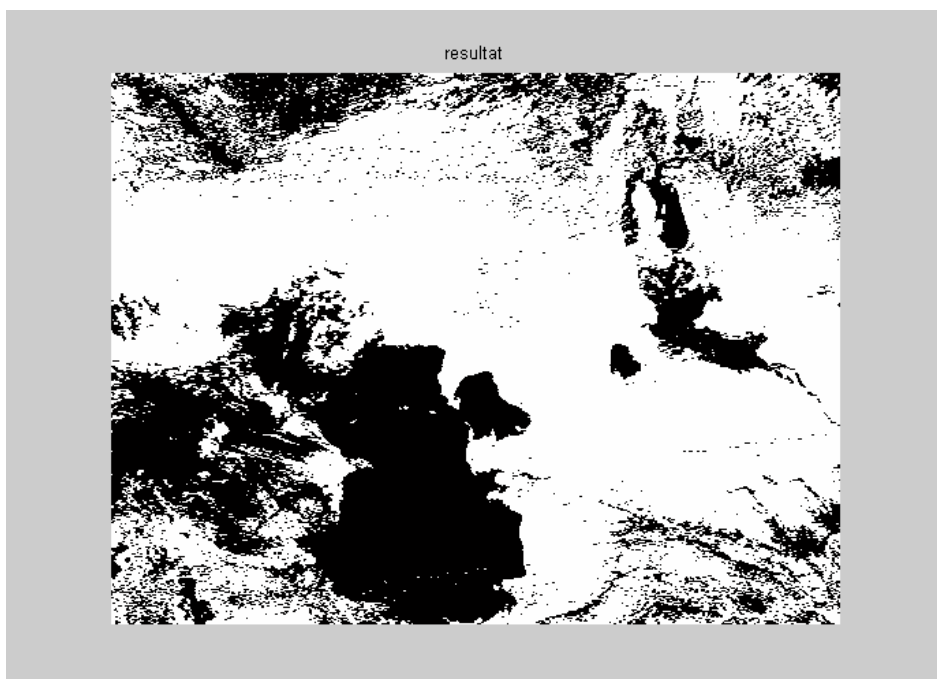


Рис. 3.37 – Результат виділення полів хмарності на вихідному супутниковому знімку за допомогою навченого на основі представницької вибірки протягом 10 епох шару Кохонена з 2 нейронів

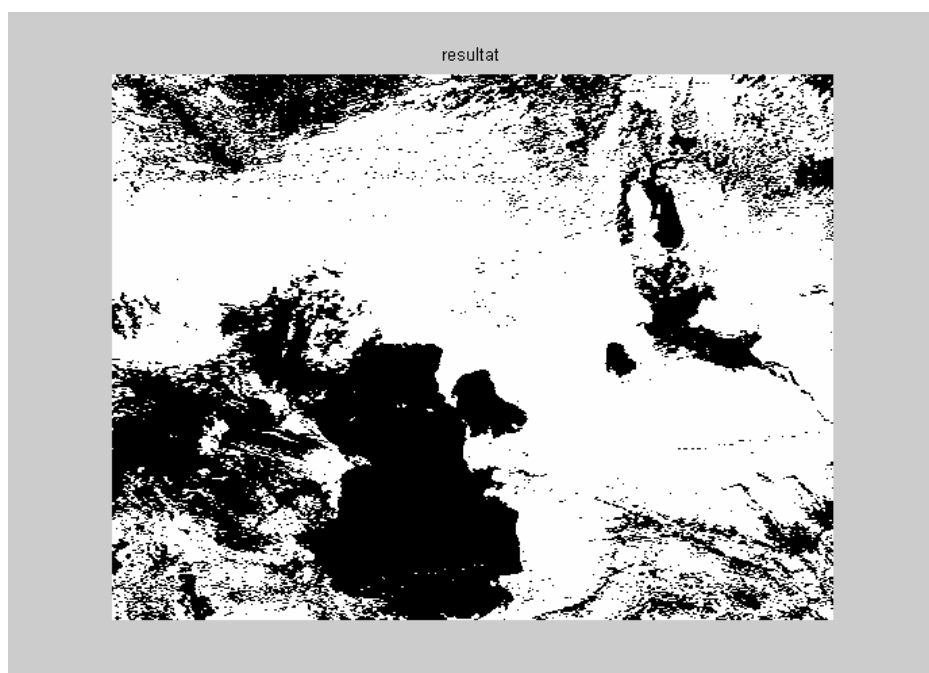


Рис. 3.38 – Результат виділення полів хмарності на вихідному супутниковому знімку за допомогою навченого на основі представницької вибірки протягом 100 епох шару Кохонена з 2 нейронів

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

Як було відмічено вище, можливий випадок, коли мережа отримає помилкове уявлення про об'єкт розпізнавання, що і відбулося в нашому випадку. Для того, щоб уникнути такої ситуації потрібно використовувати топологію мережі з великим числом виходів, коли кожному виходу відповідає свій кластер. Чим більше виходів в мережі, тим більша відстань між класами і тим складніше їх сплутати. Тому в нашому випадку в процесі рішення задачі з'явилася необхідність збільшення кількості нейронів.

Встановимо їх кількість рівною 6, оскільки по градаціях яскравості на знімку можна виділити, як уже згадувалося, 6 об'єктів. Кількість епох навчання встановимо рівним 10. Вирішимо ще раз задачу виділення полів хмарності. Результат її рішення представлений на рис. 3.39.

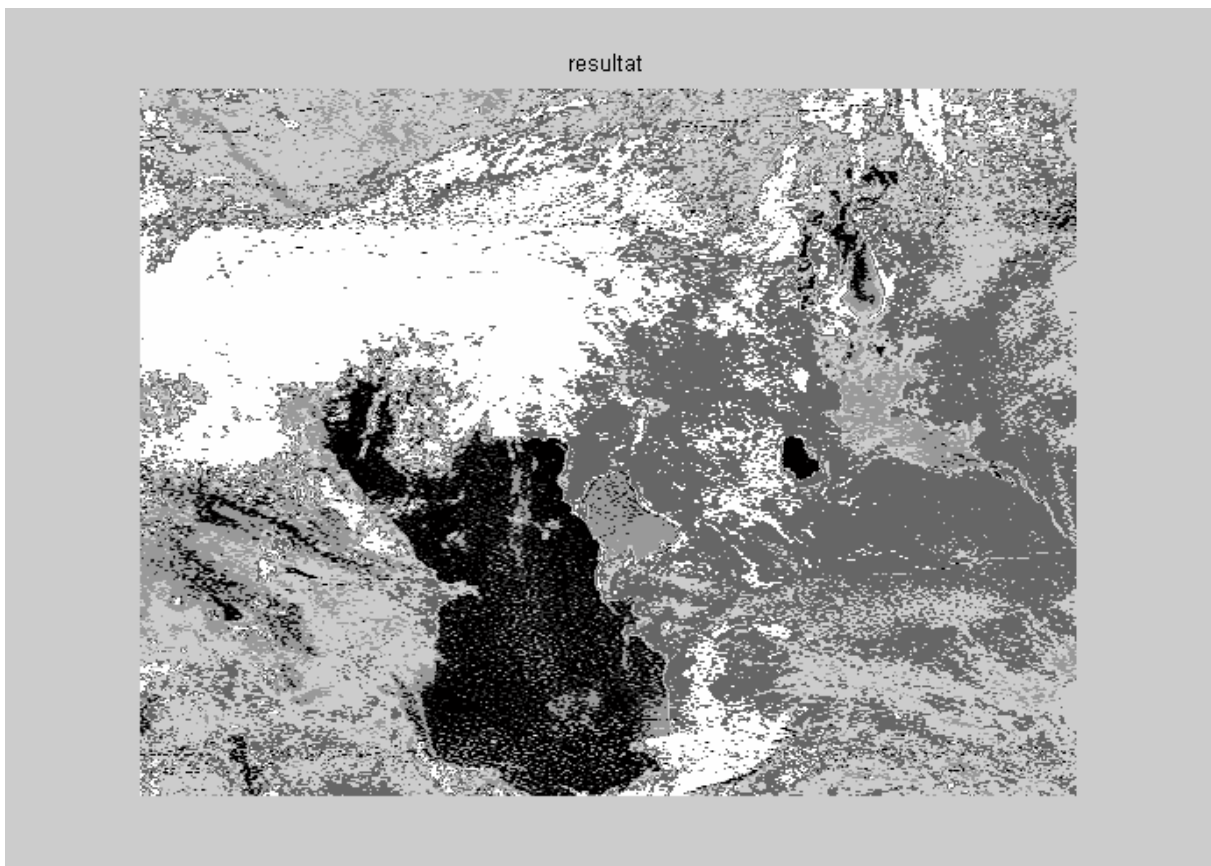


Рис. 3.39 – Результат виділення полів хмарності на вихідному супутниковому знімку за допомогою навченого на основі представницької вибірки протягом 10 епох шару Кохонена з 6 нейронів. Хмарність відбита білим кольором, решта об'єктів – градаціями сірого кольору

Час рішення цієї задачі склав близько 1,5 хвилин. Характеристики вагів, зсувів і активності нейронів такі:

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

Для зручності порівняння результату виділення полів хмарності з вихідним супутниковим знімком розмістимо їх поруч (рис. 3.40).

Висновок за результатами їх порівняння:

збільшення кількості нейронів в мережі привело до збільшення її потужності, тим самим, дозволивши мережі визначити більшу кількість кластерів. А більша кількість кластерів зменшила вірогідність переплутування класів за рахунок збільшення відстані між ними.

Слід зазначити, що помилки в розпізнаванні все ж 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 *завдання виділення полів хмарності* на супутниковому знімку, за допомогою штучної нейронної мережі, навченої на основі представницької вибірки, *вирішене*.

Проте на початку рішення наголошувалося, що самонавчання мережі можна здійснити *двома шляхами*. Перший – полягає в створенні представницької (репрезентативною) вибірки і пред'явленні її мережі для самонавчання, що і було зроблено, а другий – самонавчання мережі на всьому знімку.

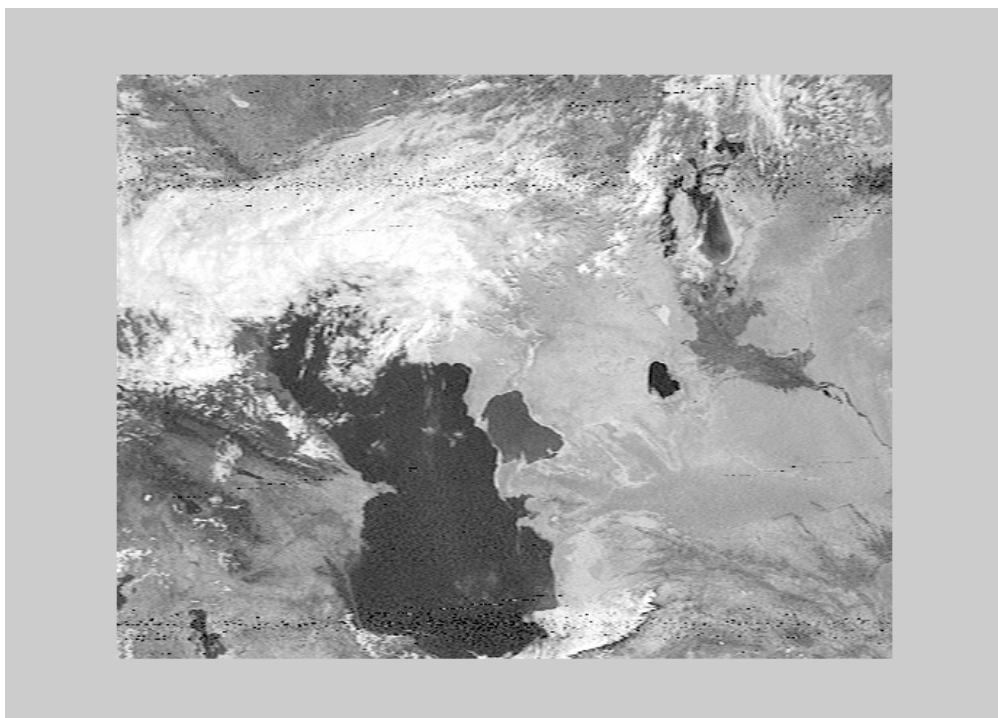
Реалізуємо другий шлях самонавчання мережі.

Пред'явимо мережі як навчальний масив сам знімок і здійснимо 10 циклів навчання. Потім проведемо процедуру розпізнавання навченою мережею цього ж знімка.

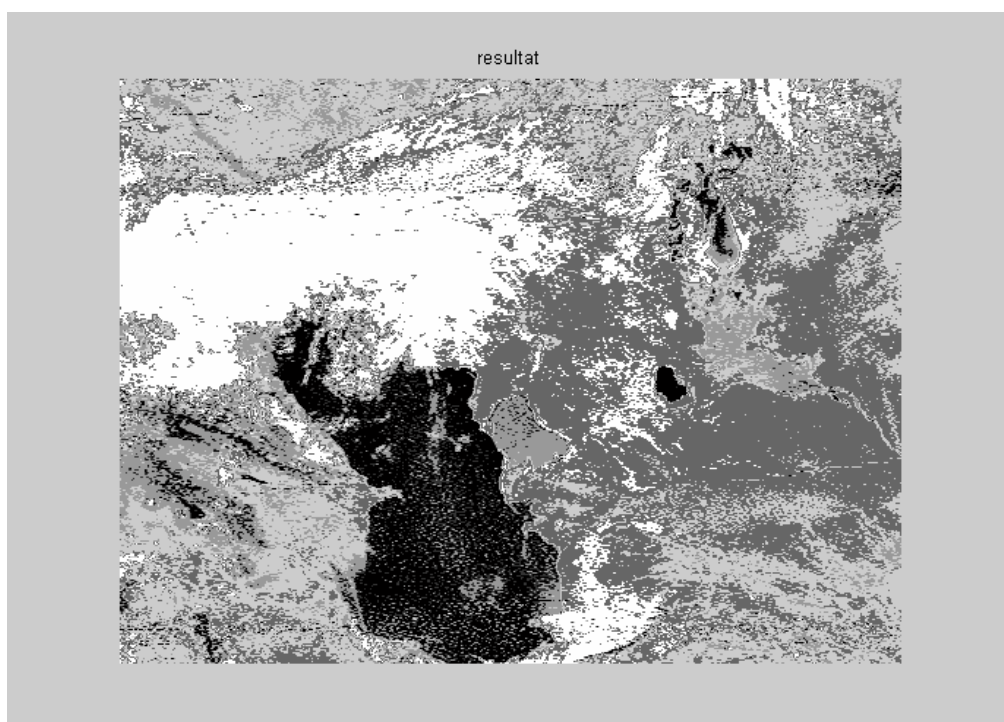
Час рішення задачі склав 20 хвилин із-за великого об'єму навчальної вибірки. В результаті навчання характеристики мережі такі:

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

Кластерна гістограма цієї навченої мережі має вигляд, наведений на рис. 3.41.



a



б

Рис. 3.40 – Вихідний супутниковий знімок (а) і результат виділення полів хмарності на вихідному супутниковому знімку (б) за допомогою навченого на основі представницької вибірки протягом 10 епох шару Кохонена з 6 нейронів. Хмарність відбита білим кольором, решта об'єктів – градаціями сірого кольору

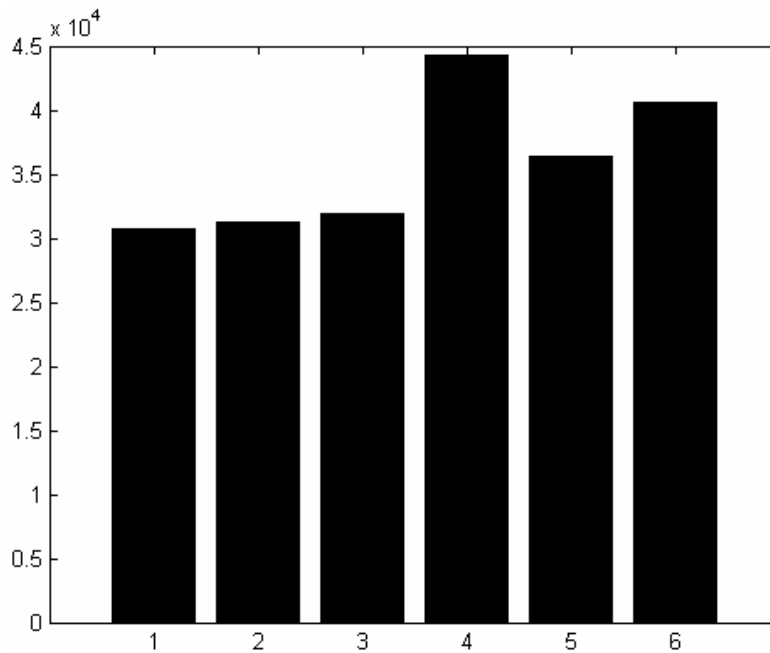


Рис. 3.41 – Кластерна гістограма для 6 кластерів

При порівнянні цих характеристик з попередніми характеристиками мережі добре видно, що вона навчилася інакше.

Результат виділення полів хмарності для цього варіанта навчання мережі наведений на рис. 3.42.

Також, як і у попередньому випадку, для зручності порівняння результату виділення полів хмарності з вихідним супутниковим знімком розмістимо їх поруч (рис. 3.43).

Висновок за результатами їх порівняння:

застосування для самонавчання самого знімка поліпшило якість навчання, воно стало адекватним. З цієї причини явно підвищилась якість виділення полів хмарності в порівнянні з попереднім випадком.

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

Подальше покращення якості розпізнавання полягає в завданні необхідної помилки і в навчанні мережі до досягнення цієї помилки. Потім – застосування навченої так само мережі. Проте авторські дослідження показали, що цей шлях можливий, але ефективність його невисока, оскільки якість розпізнавання покращується дуже 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 4 до 10 годин. Тому подальше підвищення якості розпізнавання потребує розширення простору ознак розпізнавання.

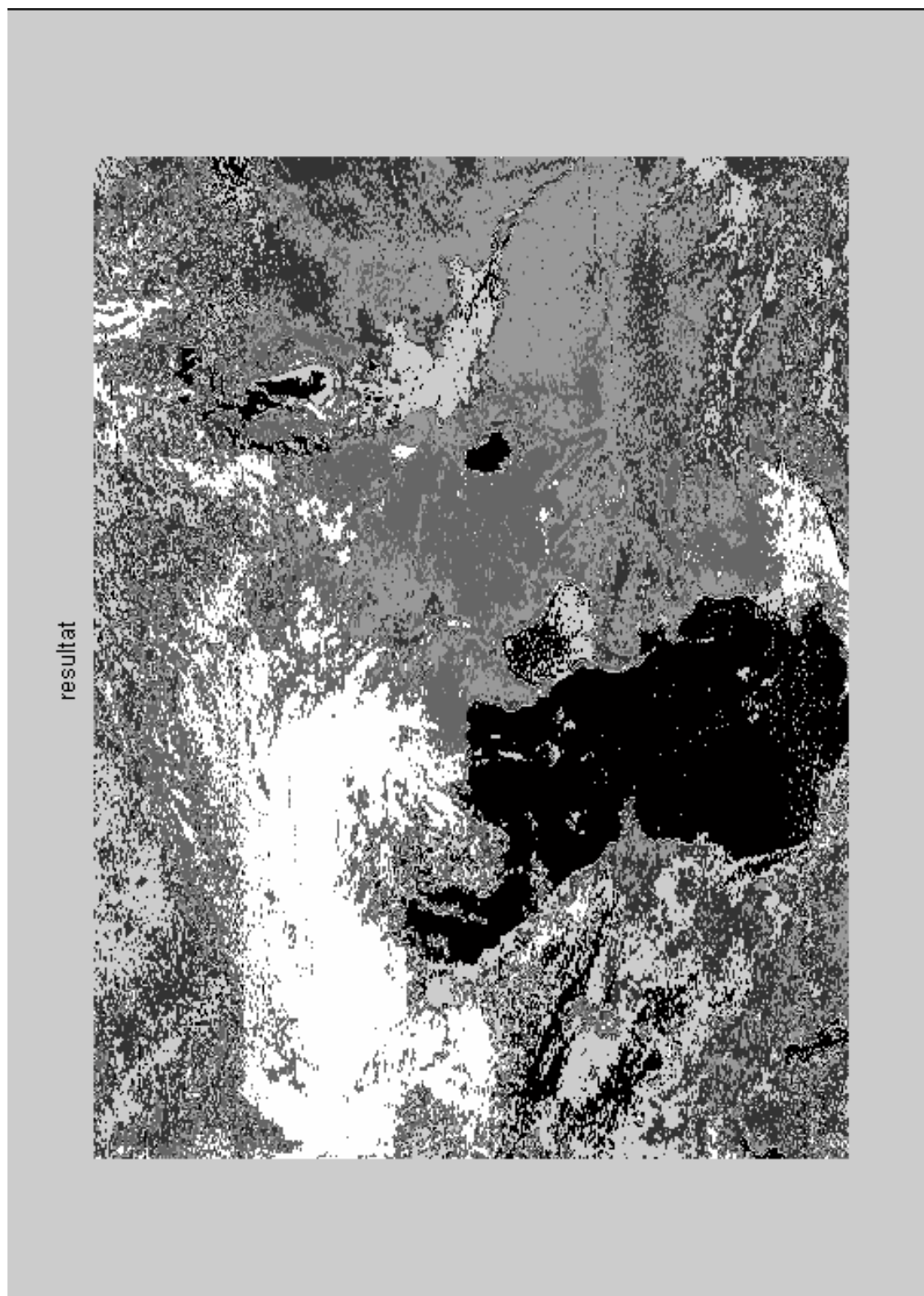
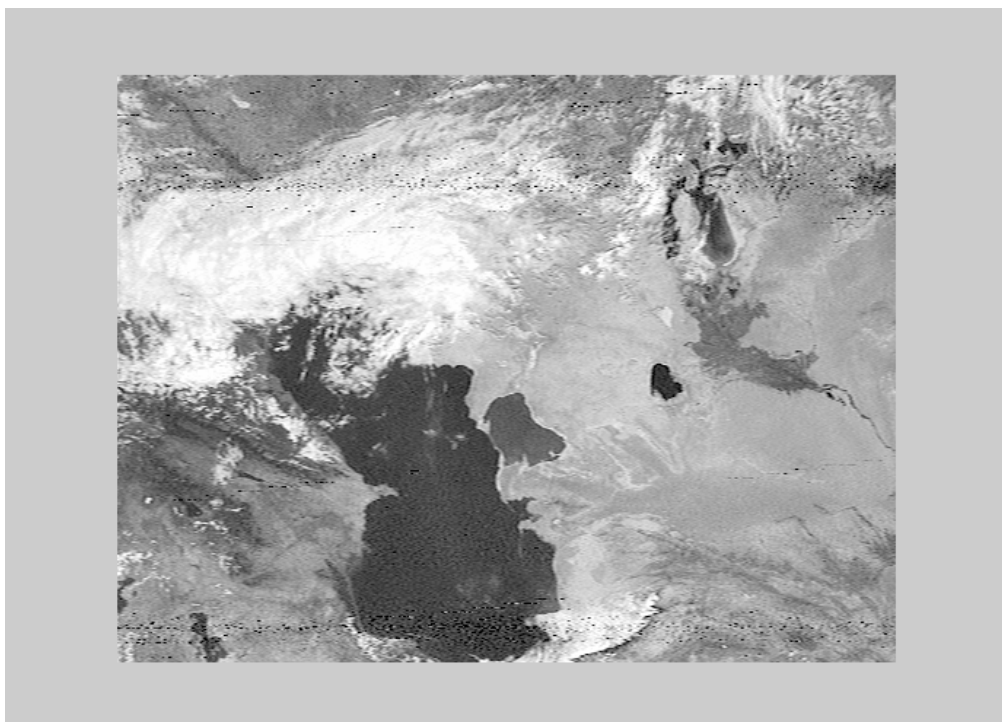
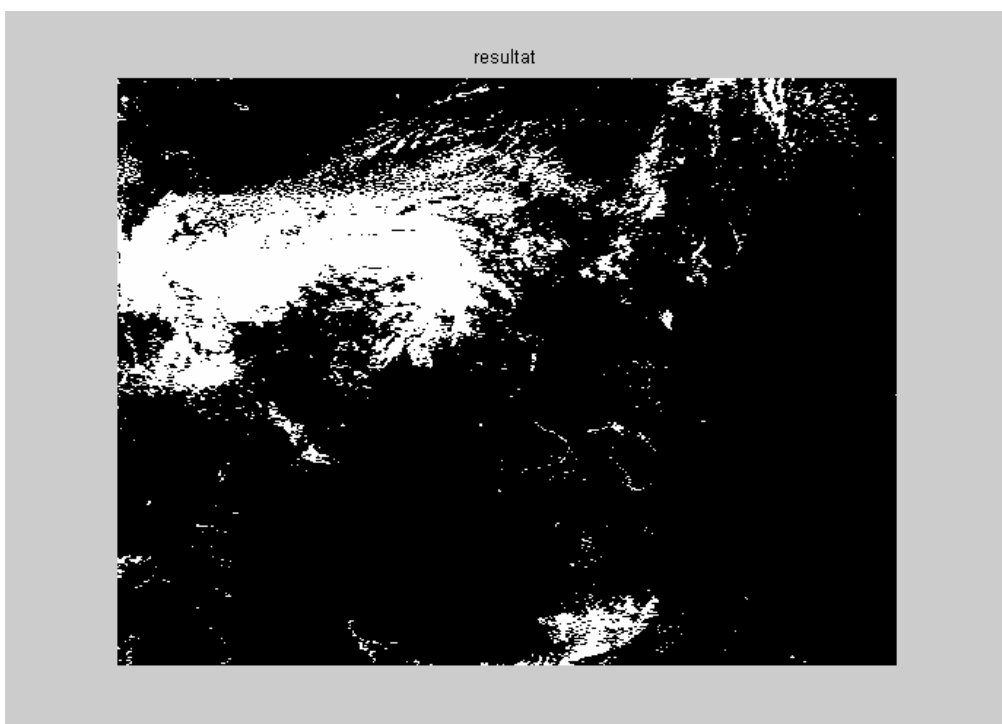


Рис. 3.42 – Результат виділення полів хмарності на вихідному супутниковому знімку за допомогою навченого на основі цього ж знімка протягом 10 епох шару Кохонена з 6 нейронів. Хмарність відбита білим кольором, решта об'єктів – градаціями сірого кольору



a



б

Рис. 3.43 – 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, решта об'єктів – чорним кольором

3.7 Застосування штучних нейронних мереж для виявлення синхронізуючого сигналу в супутникових даних формату АРТ

3.7.1 Постановка задачі виявлення синхронізуючого сигналу в супутникових даних формату АРТ із застосуванням штучної нейронної мережі

Порядок формування зображення поверхні Землі з супутникових даних формату АРТ приведений на рис. 3.24. У пристрої, зображеному на цьому рисунку, виявлення синхросигналу реалізоване із застосуванням кореляційного методу. Слід застосувати штучну нейронну мережу для виявлення синхросигналу і порівняти якість його виявлення з іншими методами виявлення (кореляційним, Фур'є-фільтрації, вейвлет-аналізу).

3.7.2 Розв'язання задачі виявлення синхронізуючого сигналу в супутникових даних формату АРТ із застосуванням штучної нейронної мережі

Вирішувати поставлену задачу будемо відповідно до алгоритму, приведеного на рис. 3.24.

Супутниковий знімок отриманий і збережений як звуковий файл 05230318.wav. На його основі створимо в СКМ числовий масив і частково його відобразимо:

```
[s,fs,bits]=wavread('05230318.wav');  
figure; plot(s'(1+1e5:30000+1e5),'-k);
```

Атрибутиви поверненого масиву тут такі: s – масив, fs – частота дискретизації (у нашому випадку 11025 Гц), bits – кількість розрядів, що виділяються для кодування амплітуди (у нашому випадку 16 бітів). Відображатися для зручності сприйняття будуть 5–6 сканів.

Результат представлений на рис. 3.44.

Таким чином, два блоки алгоритму вважаємо виконаними. Це частотна демодуляція в приймачі і аналого-цифрове перетворення сигналу в звуковому процесорі ЕОМ.

Здійснимо двонапівперіодне детектування сигналу. Математично цей радіотехнічний процес є функцією знаходження модуля чисел, що створюють масив сигналу:

```
detsig=abs(s);
```

На рис. 3.45 відобразимо результат детектування:

```
figure; plot(detsig'(1+1e5:30000+1e5),'-k);
```

Видно, що сигнал протектований. Проте він являє собою однополярні імпульси. Це ще високочастотний сигнал. Правила радіотехнічної обробки вимагають проведення його низькочастотної

фільтрації або т.з. процедури виділення огибаючої прийнятого сигналу [28].

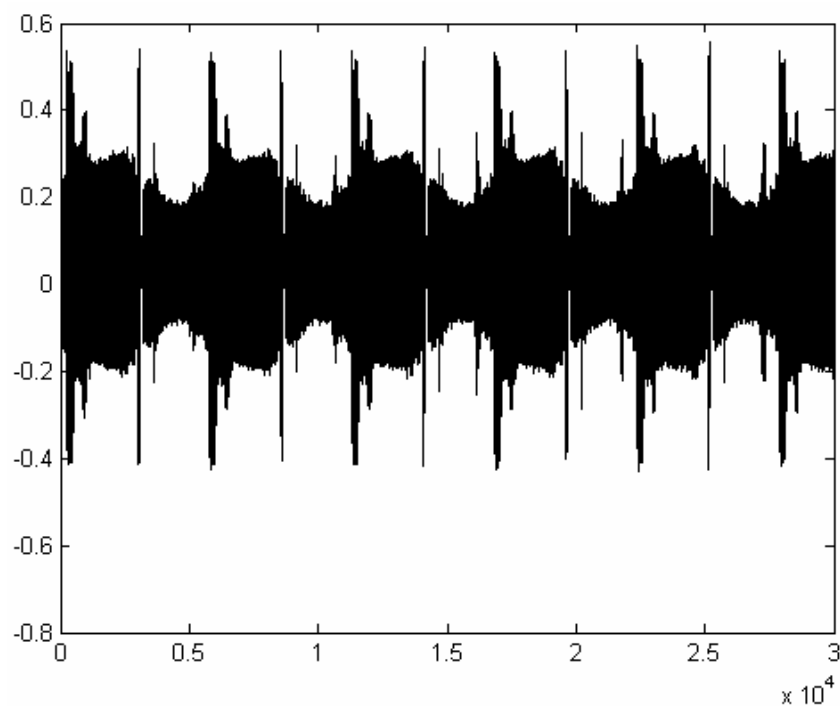


Рис. 3.44 – Частина масиву, отримана за рахунок перетворення звукового файлу

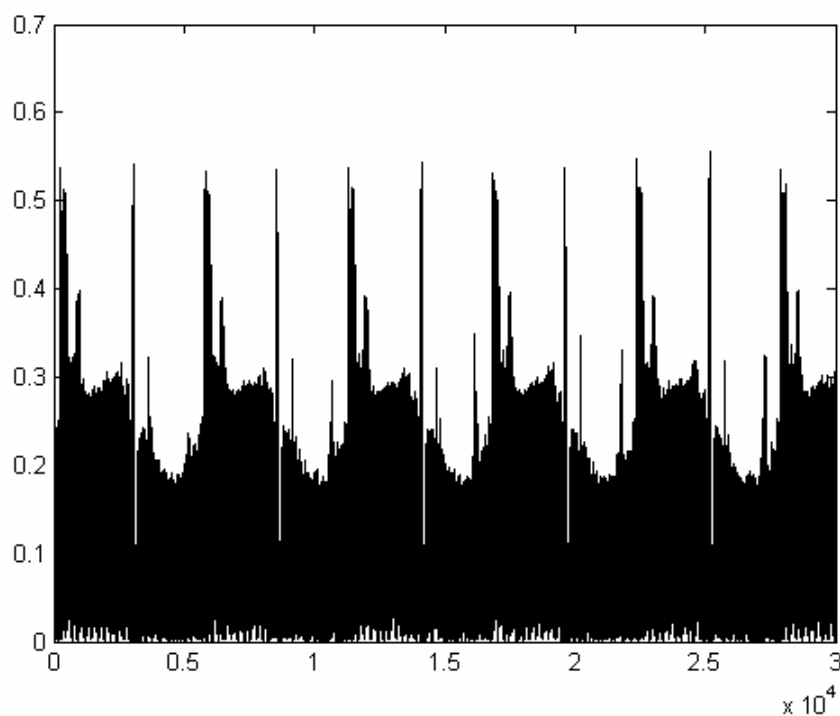


Рис. 3.45 – Результат детектування сигналу

Проведемо цю операцію із застосуванням низькочастотного фільтру з частотою зрізу, рівній частоті слідування імпульсів синхронізації каналу А, тобто 1040 Гц. СКМ надає широкі можливості щодо Фур'є-фільтрації. Виберемо фільтр Батерворта. Здійснимо створення вказаного фільтра і застосуємо його для фільтрації сигналу:

```
[B,A]=butter(9,0.18866214);  
y=filter(B,A,detsig);
```

Повертані атрибутиви при створенні фільтра – це відповідно його чисельник А і знаменник В при представленні передавальної функції фільтра у вигляді дробу. Фільтр 9 порядку, 0.18866214 – відповідає частоті зрізу фільтра з розрахунку: 1 – це половина частоти дискретизації (fs) яка в нашому випадку рівна 11025 Гц, а 0.18866214 – відповідає частоті зрізу: $0.18866214 \cdot 11025 / 2 = 1040$ Гц, що дорівнює частоті слідування імпульсів синхронізації каналу А.

Відповідно до алгоритму далі потрібно провести віднімання середнього значення або, виражаючись радіотехнічними термінами, прибрати постійну складову сигналу:

```
out=y-mean(y);
```

після чого можна відобразити результат проведеної обробки:

```
figure; plot(out'(1+1e5:30000+1e5),'-k');
```

Результат виділення огибаючої наведено на рис. 3.46.

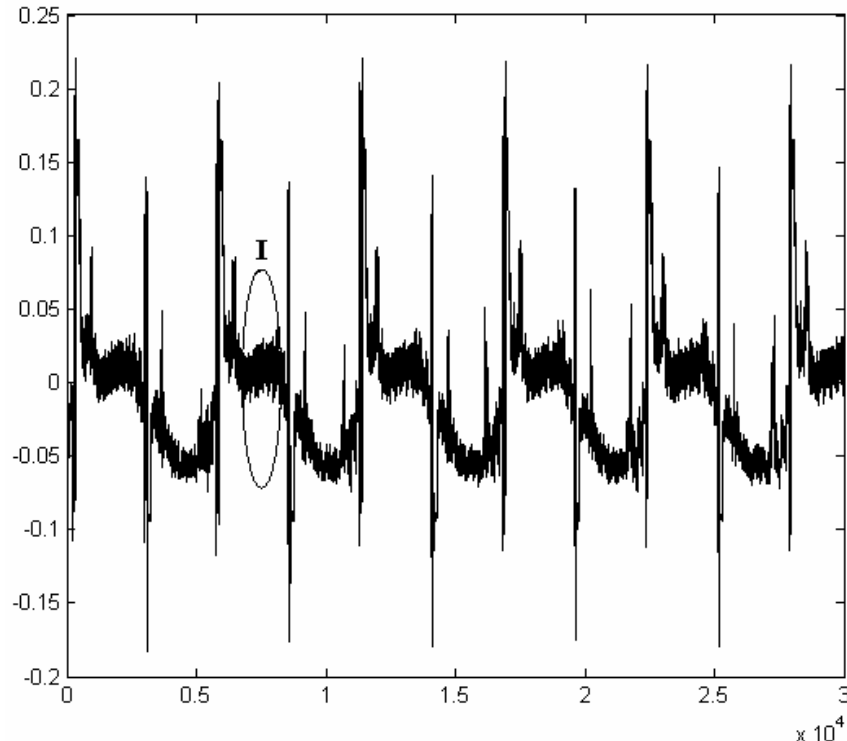


Рис. 3.46 – Результат виділення огибаючої сигналу

На рис. 3.46 добре видно, що виділена огинаюча сигналу є низькочастотним процесом без постійної складової.

Відповідно до алгоритму далі потрібно вирішити поставлену задачу – виявити синхронізуючі імпульси із застосуванням штучної нейронної мережі.

Для того щоб визначитися з виглядом мережі потрібною для виявлення синхросигналу розглянемо детальніше виділену як **I** область огинаючої сигналу на рис. 3.46.

Ця ділянка крупно зображена на рис. 3.47. На ній добре видно коливальний характер сигналу. Частота коливань не перевищує 1040 Гц (частота зрізу низькочастотного фільтра). Коливання модульовані по амплітуді значеннями альbedo підстильної поверхні у видимому діапазоні хвиль (Канал А) або значеннями радіояскравісної температури підстильної поверхні (Канал В). Таким чином, огинаюча сигналу буде при навчанні нейронної мережі шумовою компонентою, оскільки значення альbedo і радіояскравісної температури змінюються випадковим чином. Тому мережа при навчанні слабо реагуватиме на шумову компоненту, і добре навчиться коливанням через їх регулярність.

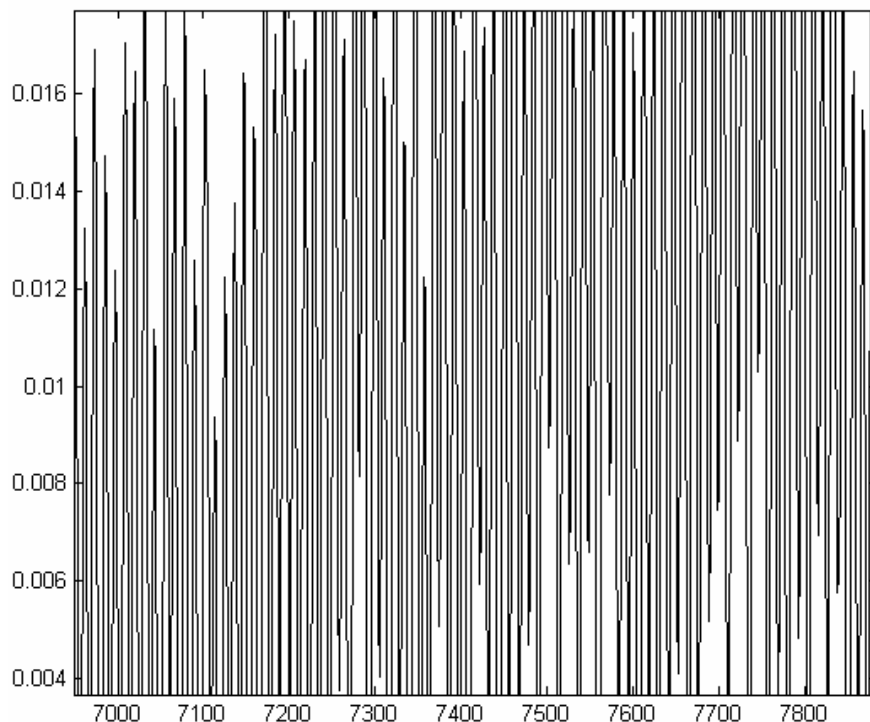


Рис. 3.47 – Укрупнене зображення області **I** рис. 3.46

Найбільш регулярними коливаннями у всьому прийнятому сигналі є синхросигнал. Через це навчати мережу потрібно на синхросигналі.

Значить, мережа має бути такою, яка при навчанні забезпечує

найменшу помилку. Але як би добре не була навчена мережа, при різкій зміні вхідних даних помилка зростатиме, оскільки навчання мережі проводилося на регулярних даних. Ця властивість помилки нам і буде потрібна надалі.

З аналізу розглянутих умов роботи мережі можна зробити такий висновок: найбільш раціональним представляється застосування *радіальної базисної мережі*, що має найменшу помилку апроксимації, причому помилка може сягати 0.

Структурна схема виявника при використанні цього типу мережі може мати вигляд, приведений на рис. 3.48. Він створений на основі рис. 3.24.

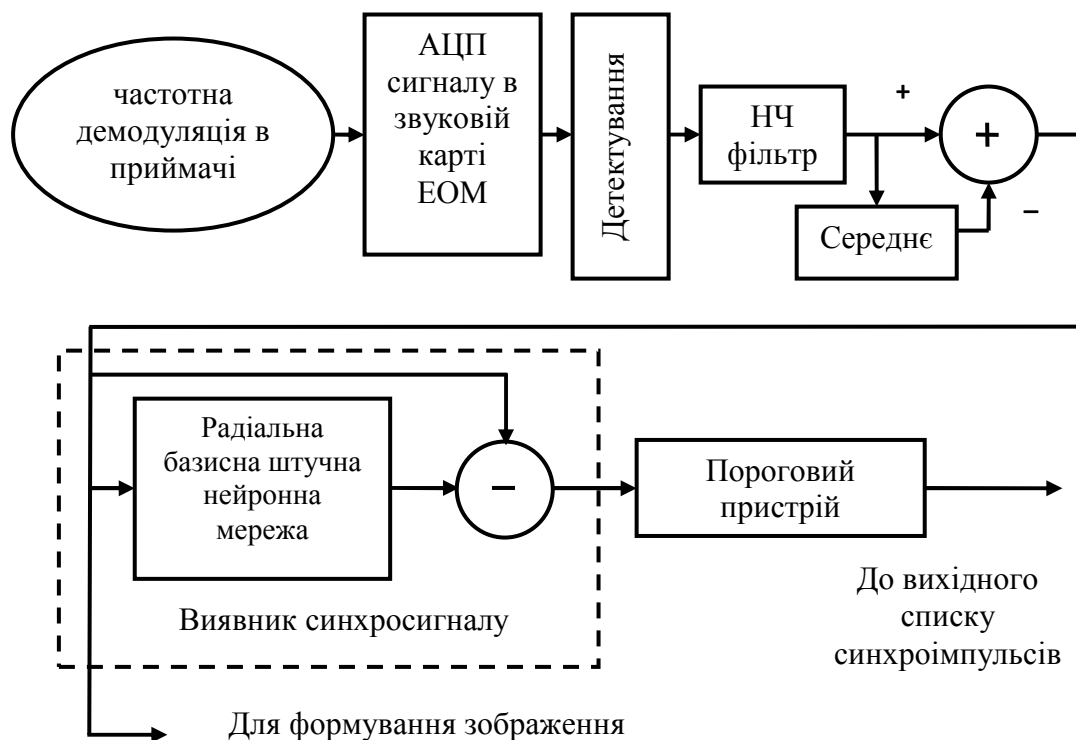


Рис. 3.48 – Місце виявника синхросигналу на основі радіальної базисної мережі в алгоритмі формування зображення з супутникових даних АРТ формату

Алгоритм виявлення синхросигналу в цьому випадку може бути наступним:

- мережа навчається на синхросигналі,
- після навчання мережа перемикається в режим роботи,
- сигнал паралельно подається на вхід мережі і на вхід пристрою віднімання,

- на виході пристрою віднімання в місцях різкого переходу від власне сигналу зображення до синхросигналу з'явиться імпульс помилки,
- після порогової обробки і посилення імпульсу помилки він стає імпульсом синхронізації і використовується в подальшій обробці,
- задача вирішена.

Раніше згадувалося, що створення штучної нейронної мережі під певні вимоги має на увазі вирішення ряду часткових задач. Це збір даних для навчання, підготовка і нормалізація даних, вибір топології мережі, експериментальний підбір характеристик мережі, експериментальний підбір параметрів навчання, власно навчання, перевірка адекватності навчання, коректування параметрів, остаточне навчання, вербалізація мережі з метою подальшого використання.

Для вирішення поставленої задачі збирати і готувати дані не потрібно. Вихід приймального пристрою є джерелом даних.

Радіальні базисні штучні нейронні мережі складаються з більшої кількості нейронів, чим мережі прямого поширення з навчанням методом зворотного поширення помилки, але на їх створення потрібно значно менше часу. Ці мережі особливо ефективні при апроксимації даних, коли доступна велика кількість навчальних векторів [23].

Створення мережі.

Для створення радіальних мереж загального вигляду призначені функції `newrbe` і `newrb`.

Для роботи з мережею використовуються наступні функції: `sim` – моделювання, `Using networks` – робота з мережею, функція відстані і зважування – `dist` – евклідова відстань, функції зважування – `Weight functions`, скалярний добуток – `dotprod`, нормований скалярний добуток – `normprod`, функції накопичення – `Net input functions`, добуток зважених входів – `netprod`, сума зважених входів – `netsum`, функції активації – `Transfer functions`, конкуруюча функція активації – `compet`, функція активації з обмеженнями – `purelin`, радіальна базисна функція активації – `radbas`, функції оцінки якості мережі – `Performance`, середньоквадратична похибка – `mse`, перетворення даних – `Signals`, перетворення індексного вектора в матрицю зв'язності і навпаки – `ind2vec`, `vec2ind`.

Вибір архітектури мережі.

На рис. 3.49 показаний радіальний базисний нейрон з **R** входами.

Функція активації для радіального базисного нейрона має вигляд, представлений на рис. 3.50, а математично виражається таким чином:

$$radbas(n) = e^{-n^2}. \quad (3.7)$$

Вхід функції активації визначається як модуль різниці вектора вагів \mathbf{w} і вектора входу \mathbf{p} , помножений на зсув \mathbf{b} .

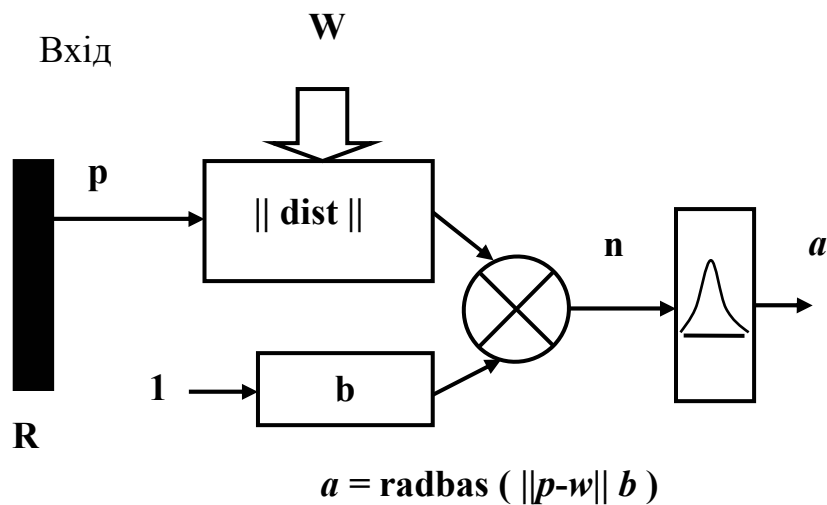


Рис. 3.49 – Архітектура радіального базисного нейрона

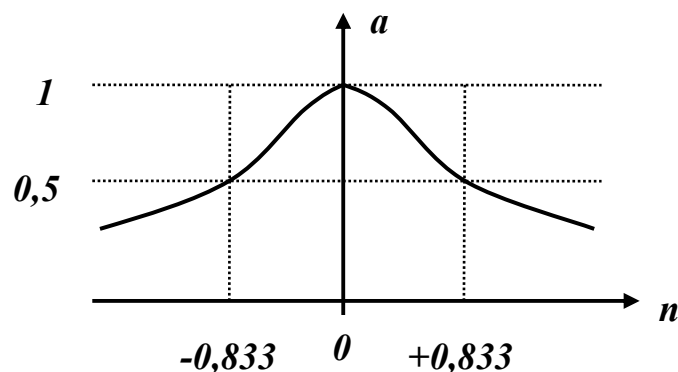


Рис. 3.50 – Вигляд функції активації радіального базисного нейрона

Ця функція має максимум, рівний 1, коли вхід дорівнює 0. Коли відстань між векторами \mathbf{w} і \mathbf{p} зменшується, вихід радіальної базисної функції збільшується. Таким чином, радіальний базисний нейрон діє як індикатор, який формує значення 1, коли вхід \mathbf{p} ідентичний вектору вагів \mathbf{w} . Зсув \mathbf{b} дозволяє коректувати чутливість нейрона. Наприклад, якщо нейрон мав зсув 0,1, то його виходом буде 0,5 для будь-якого вектора входу \mathbf{p} і вектора ваги \mathbf{w} при відстані між векторами, рівному 8,333 або $0,833/b$.

Радіальна базисна мережа складається з двох шарів: прихованого радіального базисного шару, що має S^1 нейронів, і вихідного лінійного

шару, що має S^2 нейронів (рис. 3.51).

Входами блоку **||dist||** на цьому рисунку є вектор входу \mathbf{p} і матриця вагів $\mathbf{IW}^{1,1}$, а виходом – вектор, що складається з S^1 елементів, які визначаються відстанями між i -м вектором входу \mathbf{p} і i -м вектор-рядком $\mathbf{iW}^{1,1}$ матриці вагів. Такий вектор-рядок називають вектором вагів i -го нейрона. Вихід блоку **||dist||** множиться поелементно на вектор зсуву \mathbf{b}^1 і формує вхід функції активації.

Вихідний лінійний шар нагадує персептрон, але з лінійною функцією активації.

Мережа працює таким чином. При завданні вектора входу \mathbf{p} кожен нейрон радіального базисного шару видасть значення відповідно до того, наскільки близький вектор входу до вектора вагів кожного нейрона. Таким чином, радіальні базисні нейрони з векторами вагів, що значно відрізняються від вектора входу \mathbf{p} , матимуть виходи, близькі до 0, і їх вплив на виходи лінійних нейронів буде незначний. Навпаки, радіальний базисний нейрон з вектором вагів, близьким до вектора входу \mathbf{p} , видасть значення, близьке до 1, і це значення буде передано на лінійний нейрон з вагою, відповідною вихідному шару. Таким чином, якщо тільки i -й радіальний базисний нейрон має вихід 1, а всі інші мають виходи, рівні або дуже близькі до 0, то вихід лінійного шару дорівнюватиме вазі активного вихідного нейрона. Проте це винятковий випадок, зазвичай вихід формують декілька нейронів з різними значеннями вагів.

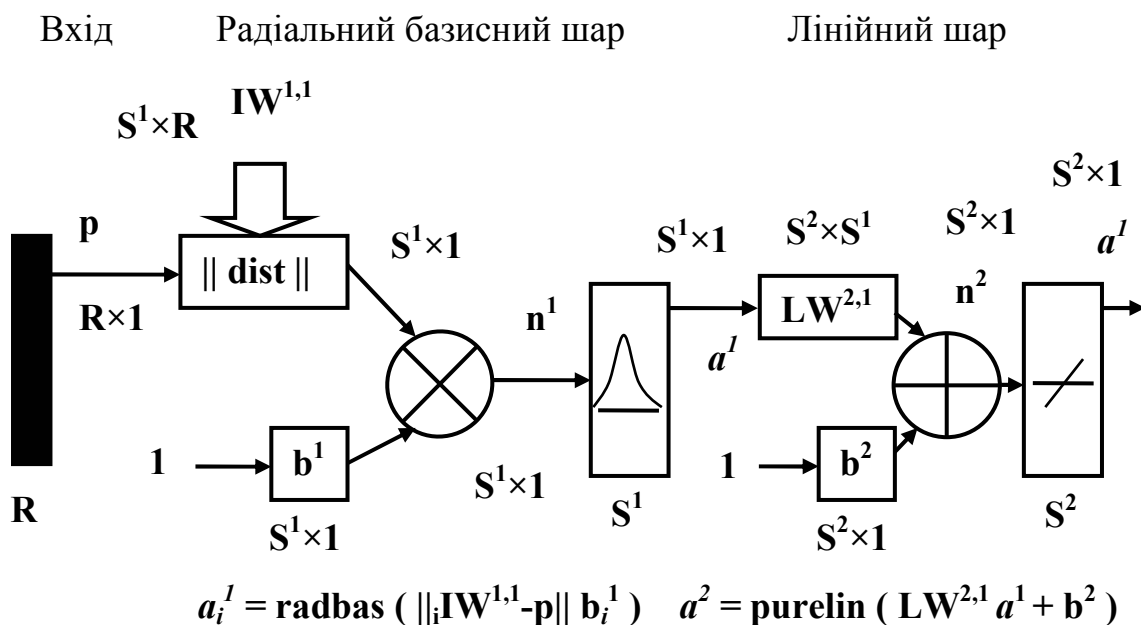


Рис. 3.51 – Архітектура радіальної базисної мережі

Як раніше було згадано, для побудови (ініціалізації) радіальних

базисних мереж призначені функції `newtbe` і `newrb`. Перша дозволяє побудувати радіальну базисну мережу з нульовою помилкою, друга дозволяє управляти кількістю нейронів прихованого шару.

В результаті навчання функція `newtbe` створює радіальну базисну мережу з нульовою похибкою на навчальній множині. Умова, яку при цьому потрібно виконати, полягає в тому, щоб значення параметра впливу `SPREAD` було достатньо великим, щоб активні області базисних функцій перекривалися, аби покрити весь діапазон вхідних значень. Це дозволяє забезпечити необхідну гладкість апроксимуючих кривих і перешкоджає виникненню явища перенавчання. Однак значення параметра впливу не має бути настільки великим, щоб радіальна базисна функція оголошувала однаково значущими всі значення входу. Таким чином, для вирішення нашої задачі потрібен підбір значення параметра впливу. Недолік функції `newtbe` полягає в тому, що вона формує мережу з числом нейронів в прихованому шарі, рівним числу елементів навчальної множини. Тому за допомогою цієї функції не можна отримати прийняттого рішення у разі великих розмірів навчальної множини, що є характерним для реальних застосувань.

Функція `newrb` створює радіальну базисну мережу, використовуючи ітеративну процедуру, яка додає по одному нейрону на кожному кроці навчання (епосі). Нейрони додаються до прихованого шару до тих пір, поки сума квадратів помилок не стане менше заданого значення або не буде використано максимальну кількість нейронів. Ця функція викликається за допомогою команди `net = newrb(P,T,GOAL,SPREAD)`.

Входами функції `newrb` є масиви вхідних і цільових векторів `P` і `T`, а також параметри `GOAL` – допустима середньоквадратична помилка мережі і `SPREAD` – параметр впливу, а виходом – опис радіальної базисної мережі. Значення параметра `SPREAD` має бути достатньо великим, щоб покрити весь діапазон значень входів, але не настільки, щоб ці значення були однаково значущими або, інакше кажучи, параметр впливу `SPREAD` вибирається більшим, ніж крок розбиття інтервалу завдання навчальної послідовності, але меншим розміру самого інтервалу.

Висновок: для вирішення поставленої задачі виявлення для порівняння здійснимо моделювання обох видів радіальної базисної мережі.

Навчання мережі.

Методика навчання мережі може мати такий вигляд.

Знаходимо в масиві синхросигнал і пред'являємо його мережі як навчальний вектор. Цей же вектор пред'явимо мережі і як цільовий вектор. Створимо ці вектори:

```
навчальний (розмір вибірки дорівнює 106 значенням)
P=(out(250+1+1e5:355+1+1e5))';
і цільовий
```

```
T=(out(250+1+1e5:355+1+1e5))';
```

І відобразимо один з них (рис. 3.52), оскільки вони ідентичні:

```
figure; plot(T,'-k');
```

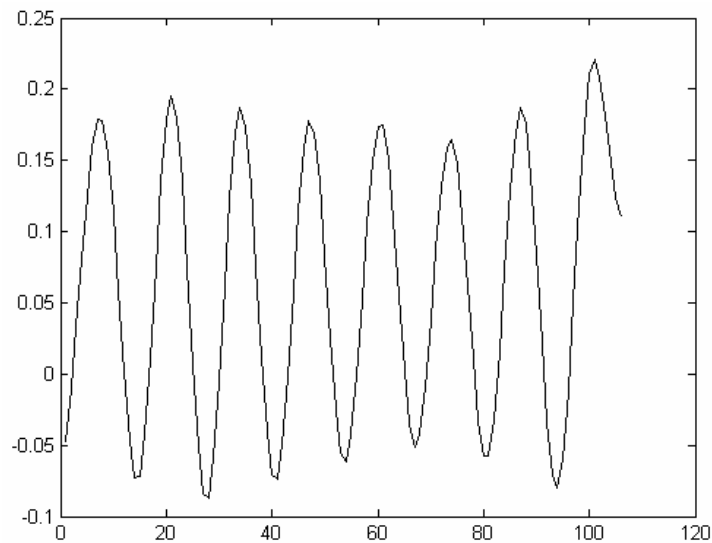


Рис. 3.52 – Цільовий вектор, він же синхросигнал

По місцю в масиві це і є синхросигнал.

Побудова мережі і перевірка якості її навчання.

Спочатку побудуємо мережу з ітераційною процедурою формування і задамося при цьому істотно малою помилкою GOAL.

```
GOAL=0.000001;  
SPREAD=1;  
rbset=newrb(P,T,GOAL,SPREAD);  
NneuronsRB=rbset.layers{1}.size
```

Кількість нейронів в цій мережі дорівнює 4:

```
NneuronsRB = 4.
```

Перевіримо роботу отриманої мережі на навчальній множині і порівняємо результат роботи мережі Y (позначається *) на навчальній множині P з цільовою функцією T (позначається лінією) (рис. 3.53):

```
Y=sim(rbset,P);  
figure; plot(1:length(T),T,'-k',1:length(T),Y,'*k');
```

Аналіз малюнка говорить про хорошу якість навчання мережі.

Тепер побудуємо радіальну базисну мережу з нульовою помилкою:

```
rbset0=newrbe(P,T,SPREAD);  
NneuronsRB0=rbset0.layers{1}.size
```

Тепер кількість нейронів дорівнює 106:

```
NneuronsRB0 = 106.
```

Перевіримо роботу отриманої мережі з нульовою помилкою на навчальній множині і порівняємо результат роботи мережі Y0

(позначається *) на навчальній множині P з цільовою функцією T (позначається лінією) (рис. 3.54):

`Y0=sim(rbset0,P);`

`figure; plot(1:length(T),T,'-k',1:length(T),Y0,'*k');`

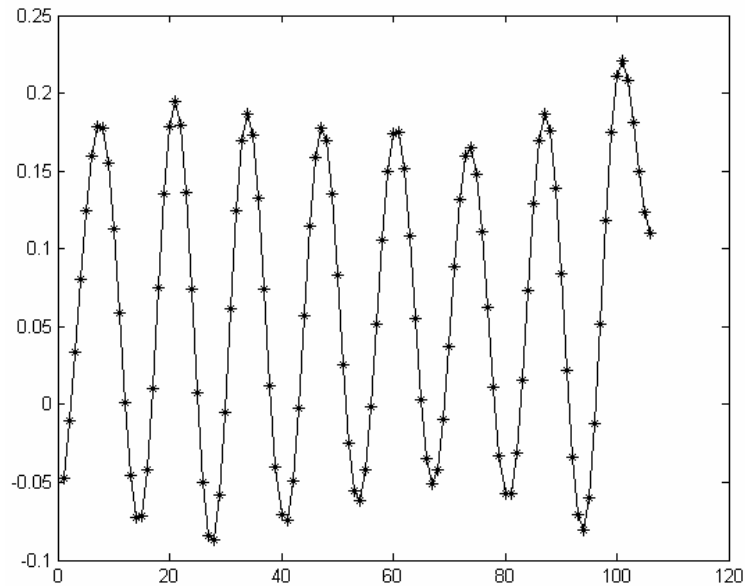


Рис. 3.53 – Результат роботи радіальної базисної мережі з ітераційною процедурою формування по навчальному вектору

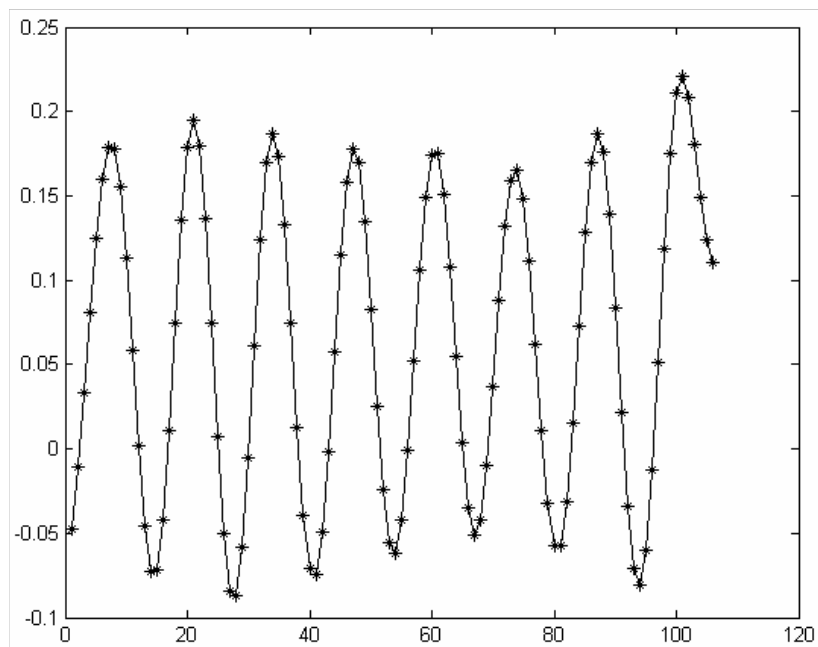


Рис. 3.54 – Результат роботи радіальної базисної мережі з нульовою помилкою по навчальному вектору

Аналіз останнього і попереднього рисунків говорить про хорошу якість навчання мереж і про візуальну непомітність різниці в роботі обох видів мереж.

Застосування мережі.

Тепер по черзі застосуємо обидві мережі для виявлення синхросигналів в початковому звуковому файлі.

Для того, щоб не перенавантажувати пам'ять, виділену в комп'ютері під СКМ, обмежимося роботою не по всьому сигналу (приблизно 2,5 млн. відліків), а по вибірці приблизно в 100 тисяч відліків узятих десь в середині сигналу, що складає 18 повних сканів або рядків розгортки зображення (рис. 3.55):

```
PP=(out(1+1e5:100000+1e5))';  
figure; plot(PP,'-k');
```

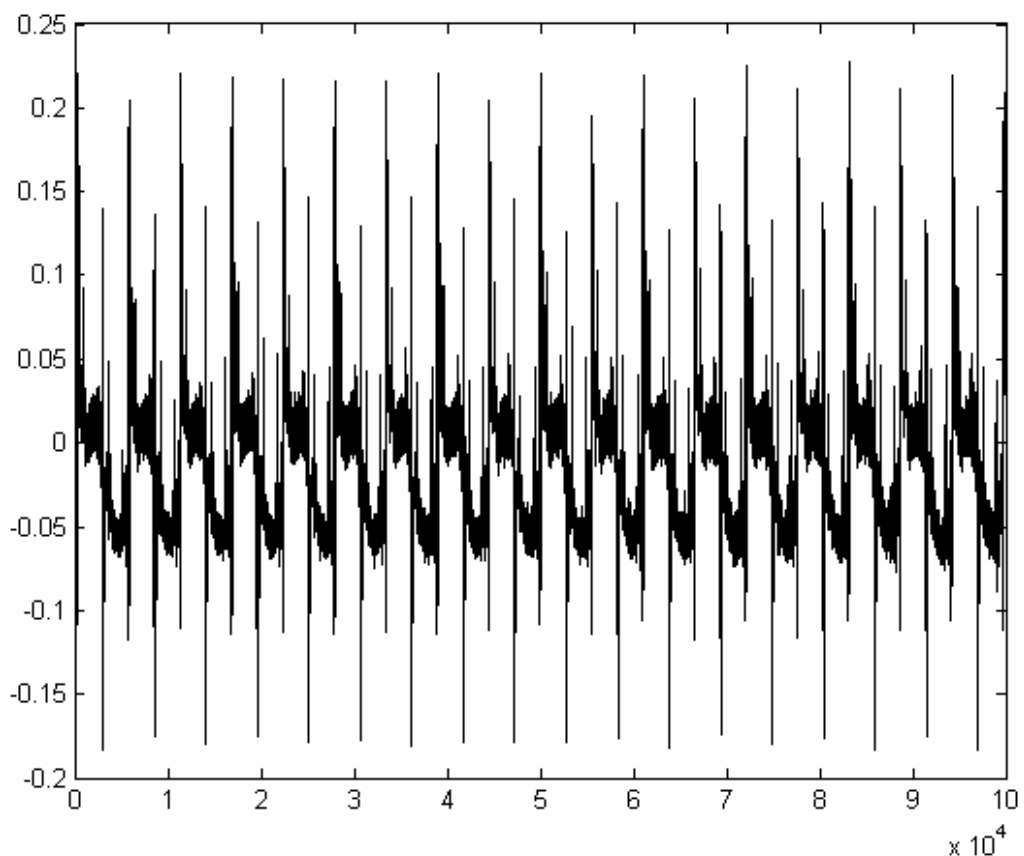


Рис. 3.55 – Сигнал, що пред'являється для роботи мережі

Застосуємо радіальну базисну мережу з ітераційною процедурою формування і відобразимо на рис. 3.56 і 3.57 результати її роботи:

```
Y1=sim(rbset,PP);  
figure; plot(1:length'(PP),Y1,'--k');  
figure; plot(1:length'(PP),Y1-PP,'-k');
```

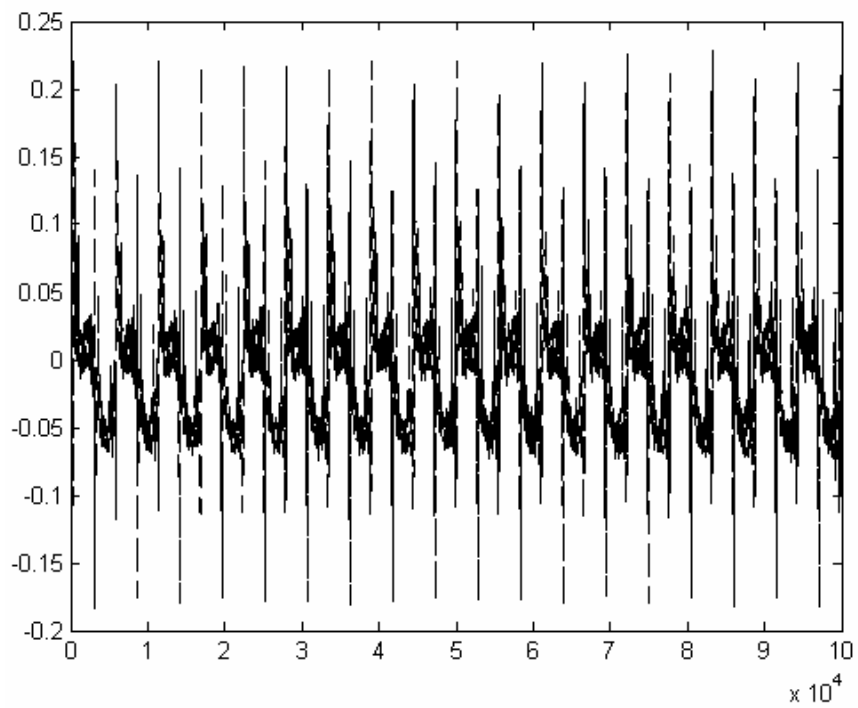


Рис. 3.56 – Апроксимація сигналу радіальною базисною мережею з ітераційною процедурою формування

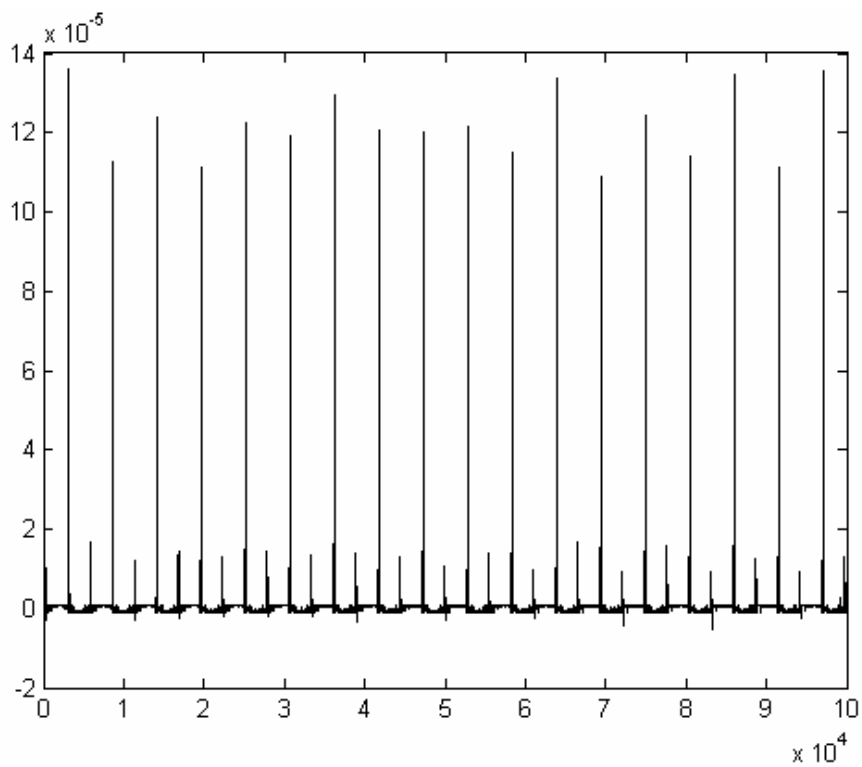


Рис. 3.57 – Помилка апроксимації сигналу радіальною базисною мережею з ітераційною процедурою формування

Як видно на рис. 3.56 мережа успішно апроксимує вхідний сигнал. А різниця між вхідним сигналом і виходом мережі є помилкою апроксимації, яка наведена на рис. 3.57. З останнього рисунка добре видно, що ця помилка може успішно використовуватися як синхроімпульс. Час рішення задачі склав 2 секунди.

Тепер застосуємо радіальну базисну мережу з нульовою помилкою і відобразимо на рис. 3.58 і 3.59 результати її роботи:

```
Y01=sim(rbset0,PP);
figure; plot(1:length'(PP),Y01,'--k);
figure; plot(1:length'(PP),Y01-PP,'-k);
```

На рис. 3.58 видно, що мережа успішно апроксимує вхідний сигнал. Так само різниця між вхідним сигналом і виходом мережі є помилкою апроксимації, яка приведена на рис. 3.59. З цього рисунка теж добре видно, що ця помилка також може успішно використовуватися як синхроімпульс. Час рішення задачі склав майже 7 секунд.

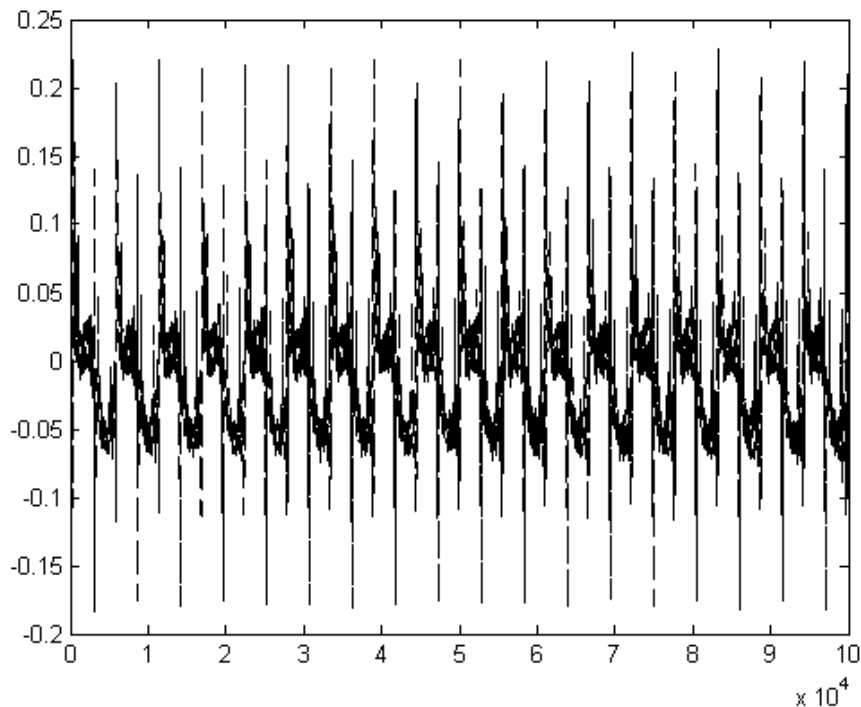


Рис. 3.58 – Апроксимація сигналу радіальною базисною мережею з нульовою помилкою

Обговорення результатів застосування мережі.

Порівняльний аналіз рис. 3.57 і 3.59 показує, що застосування радіальної базисної мережі з нульовою помилкою не приводить до якогось особливого покращення якості виявлення сигналу синхронізації в порівнянні з мережею з ітераційною процедурою формування, але потребує великого числа нейронів (106) і в 3 рази більше часу на рішення

задачі, а при застосуванні останньої потрібно всього 4 нейрони. Тому виникає природний висновок – для вирішення поставленої задачі доцільно використовувати радіальну базисну мережу з ітераційною процедурою формування.

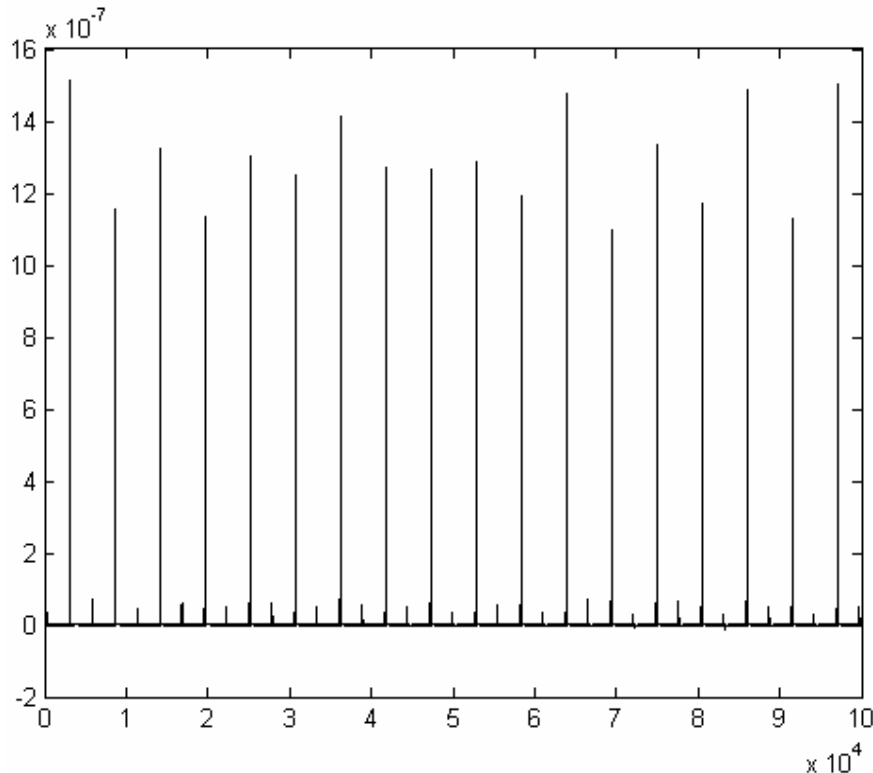


Рис. 3.59 – Помилка апроксимації сигналу радіальною базисною мережею з нульовою помилкою

Порівняльний аналіз рішення поставленої задачі різними методами.

Всі початкові дані для вирішення задачі різними методами однакові.

Вирішимо поставлену задачу виявлення синхросигналу на основі *кореляційного методу*.

На основі відомих даних про синхросигнал, наведених раніше, створимо його модель cA (опорний синхросигнал) і відобразимо її (рис. 3.60):

```
t=[0:1/fs:1/160];
cA=(square(1040*t*(2*pi)));
figure; plot(cA);
```

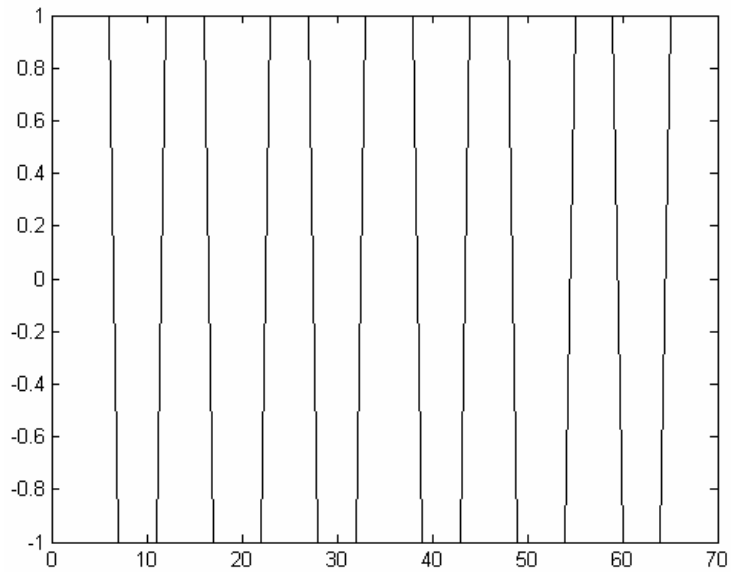


Рис. 3.60 – Опорний синхросигнал

Обчислимо функцію кореляції масиву сигналу і опорного синхросигналу і на її основі сформуємо масив синхроімпульсів:

```
hA=xcorr((cA).',out(1:length(y)));
```

```
syncA=hA(length(cA):length(hA));
```

і відобразимо результат на рис. 3.61:

```
figure; plot(syncA'(1+1e5:100000+1e5),'-k);
```

Цим способом задача вирішується 22 секунди.

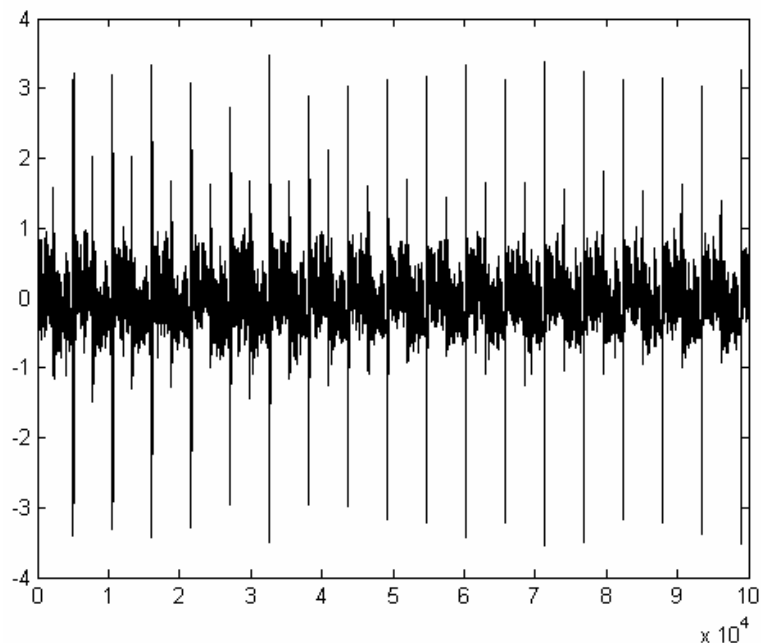


Рис. 3.61 – Синхроімпульси, що виділені з супутникового сигналу кореляційним методом

Вирішимо поставлену задачу виявлення синхросигналу на основі *Фур'є-фільтрації*.

Сформуємо смуговий фільтр Батерворта з центральною частотою 1040 Гц і з шириною смуги пропускання 5,77%, тобто від 1008,7875 Гц до 1069.425 Гц, що відповідає атрибутивам смуги фільтра 0,183 і 0,194:

```
[BF,AF]=butter(2[0.183 0.194]);
```

після чого проведемо фільтрацію сигналу з метою виділення синхроімпульсів:

```
outF=filter(BF,AF,out);
```

а результат відобразимо на рис. 3.62:

```
figure; plot(outF(1+1e5:100000+1e5));
```

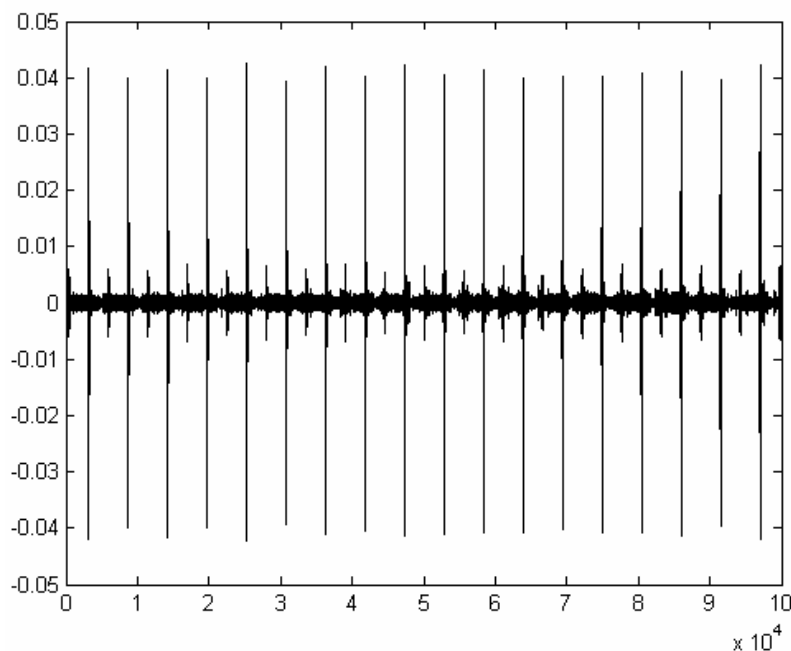


Рис. 3.62 – Синхроімпульси, виділені з супутникового сигналу методом *Фур'є-фільтрації*

Цим способом задача вирішується 1,5 секунди.

Вирішимо поставлену задачу виявлення синхросигналу на основі *вейвлет-обробки*.

Для цього застосуємо однорівневе кратномасштабне (дискретне) вейвлет-розкладання. Як синхроімпульси цілком підійдуть детальні коефіцієнти 1 рівня розкладання. При цьому потрібно врахувати той факт, що при вейвлет-розкладанні проводиться процедура децимації, тобто зменшення кількості відліків в 2 рази. Тому для отриманих в результаті вейвлет-розкладання синхроімпульсів потрібно в подальшій обробці значення їх координат в масиві збільшити в 2 рази.

Проведемо вказані процедури і відобразимо результат на рис. 3.63:
`[cA1,cD1]=dwt(out,'db8');`
`figure; plot(cD1'(1+1e5:100000+1e5),'-k');`
 Цим способом завдання вирішується 2 секунди.

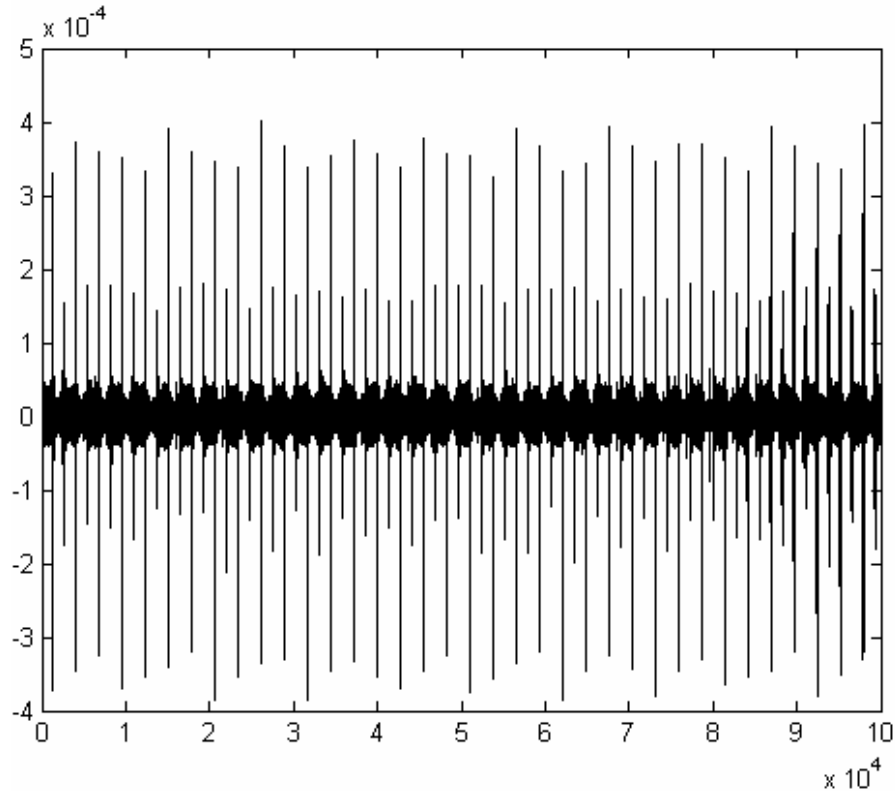


Рис. 3.63 – Синхроімпульси, виділені з супутникового сигналу методом вейвлет-обробки

Проаналізуємо отримані результати (див. таблицю 3.3 і рис. 3.64).

Таблиця 3.3 – Час виділення синхроімпульсів з сигналу різними методами

Радіальна базисна мережа з нульовою помилкою	Радіальна базисна мережа з ітераційною процедурою формування	Вейвлет-обробка	Фур'є-фільтрація	Кореляційний метод
7 секунд	2 секунди	2,5 секунди	1,5 секунди	22 секунди

По рис. 3.64, на якому зображені результати виділення синхроімпульсів різними методами, можна візуально оцінити якість роботи методів.

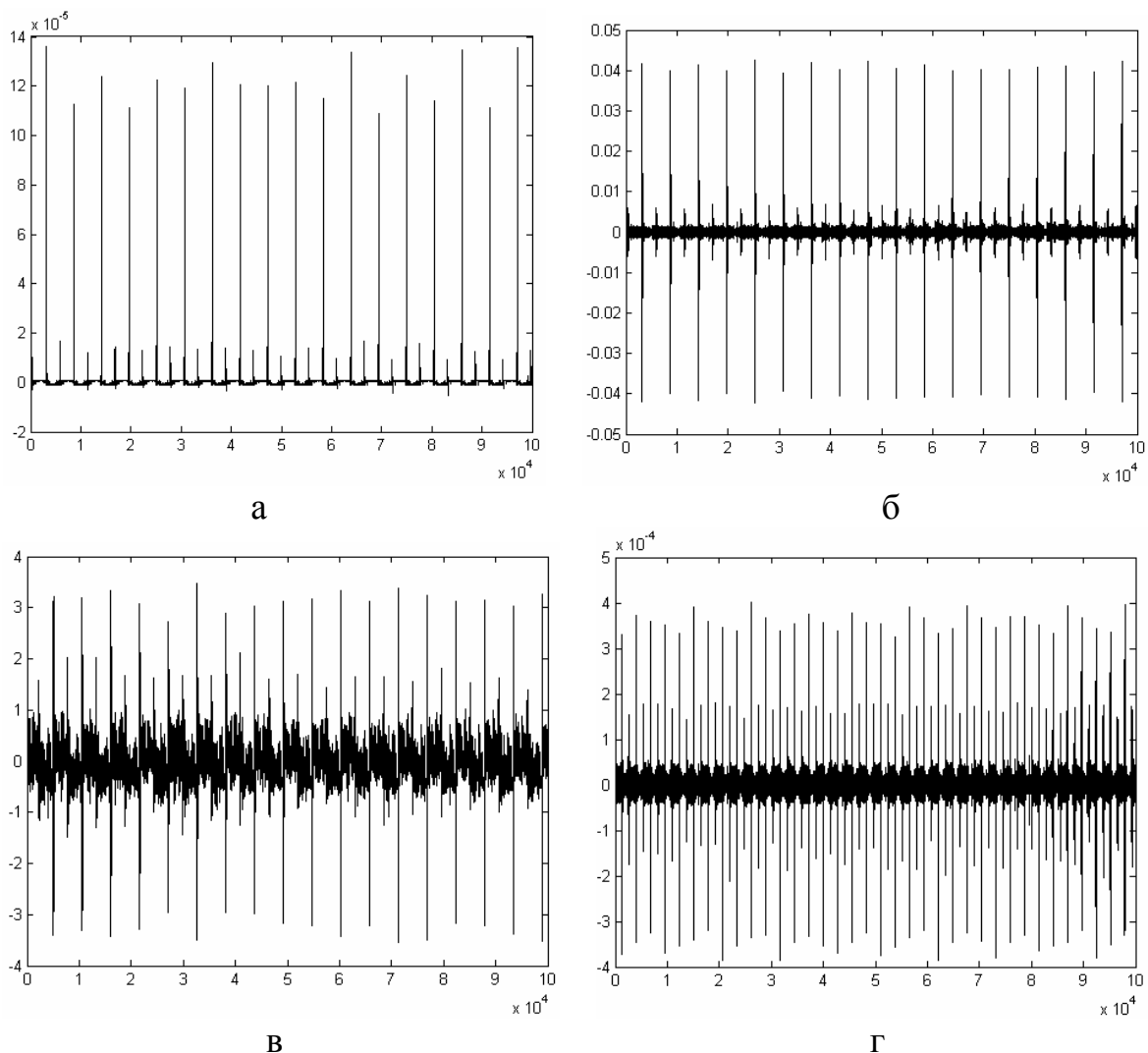


Рис. 3.64 – Результати виділення синхроімпульсів різними методами (а – радіальна базисна мережа з ітераційною процедурою формування, б – Фур’є-фільтрація, в – кореляційний аналіз, г – вейвлет-аналіз)

Висновки.

Застосування кожного з вказаних методів виділення синхроімпульсів з сигналу дозволяє вирішити поставлену задачу.

Якщо орієнтуватися на час рішення задачі, то переважно застосовувати наступні методи в порядку їх швидкодії: Фур’є-фільтрація, вейвлет-обробка, радіальна базисна мережа з ітераційною процедурою формування. Але, загалом, по швидкодії вони дуже близькі, і перевагу віддати якому-небудь з вказаних методів важко. Ще два методи виявляються дуже повільними: радіальна базисна мережа з нульовою помилкою і кореляційний метод. Тому їх застосування для вирішення даної задачі сумнівно.

Якщо розглянути якість виділення синхроімпульсу з сигналу, то всі

методи окрім застосування радіальної базисної мережі дають множинний результат, тобто виділяється не один єдиний синхроімпульс, а група синхроімпульсів (рис. 3.65). Це ускладнює подальшу обробку сигналу, оскільки положення початку кожного скану постійно змінюється і потрібно застосовувати достатньо витратні заходи для ослаблення впливу на подальшу обробку вказаного ефекту.

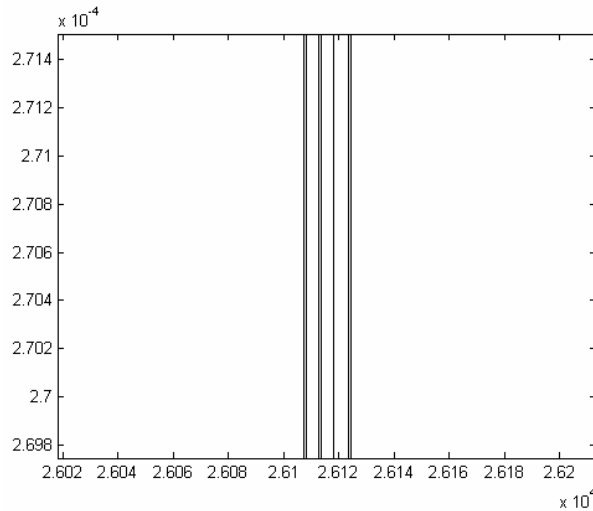


Рис. 3.65 – Ілюстрація множинності синхроімпульсів

Застосування радіальної базисної мережі не викликає ефекту множинності синхроімпульсів (рис. 3.66), тому з метою виділення синхроімпульсів з сигналу якнайкращим методом є застосування радіальної базисної мережі з ітераційною процедурою її формування.

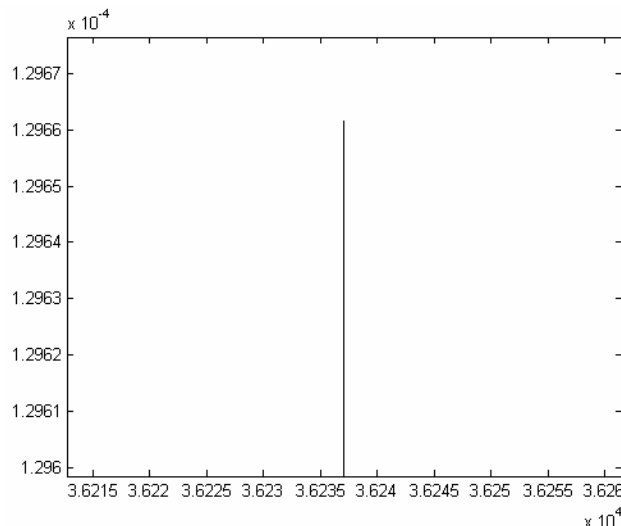


Рис. 3.66 – Ілюстрація відсутності множинності синхроімпульсів при використанні радіальної базисної мережі

Запитання для самоконтролю

1. У чому цінність супутникових спостережень?
2. Яка структура космічної підсистеми одержання даних?
3. Яке призначення і склад космічної мережі спостережень?
4. Яка інформаційна структура космічної підсистеми одержання даних?
5. Які тематичні задачі вирішуються з використанням супутникового моніторингу?
6. Які типи орбіт штучних супутників Землі?
7. У чому полягають вимоги до орбіт метеорологічних супутників і які їх орбіти?
8. Що є джерелом інформації при спостереженні Землі з космосу?
9. Які існують пасивні методи супутникового моніторингу і на чому вони основані?
10. Які існують активні методи супутникового моніторингу і на чому вони основані?
11. У чому полягає принцип сканування?
12. Які існують види наукової апаратури супутників і їх коротка характеристика?
13. Які існують формати супутникової моніторингової інформації?
14. Яка структура формату АРТ супутникових даних?
15. Який процес формування зображення з супутникових даних формату АРТ?
16. Яка інформація одержується з супутників?
17. Які етапи обробки космічних знімків?
18. У чому полягає суть службової обробки знімків?
19. У чому полягає суть просторової прив'язки знімків?
20. У чому полягає суть радіаційної корекції знімків?
21. Яка мета тематичної інтерпретації знімків?
22. Які основні дешифровні ознаки знімків?
23. Що таке текстура зображення супутникових знімків і її види?
24. Що таке мезоструктура і макроструктура зображення супутникових знімків і їх види?
25. Які задачі вирішуються при створенні штучної нейронної мережі?
26. Які типи мереж Кохонена існують?
27. Яка архітектура шару Кохонена?
28. Який порядок ініціалізації шару Кохонена?
29. Який алгоритм навчання шару Кохонена?
30. Яким чином навчити шар Кохонена на супутниковому знімку?
31. Яка архітектура радіальної базисної мережі?
32. Який принцип роботи радіальної базисної мережі?
33. Який алгоритм навчання радіальної базисної мережі?

4 ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ОБРОБКИ ДАНИХ РАДІОЛОКАЦІЙНОГО МОНІТОРИНГУ

4.1 Принципи радіолокації

Радіолокація – це область сучасної радіотехніки, що займається виявленням і дослідженням об'єктів за допомогою радіотехнічних засобів шляхом використання відбитих (перевипромінених) об'єктами високочастотних сигналів або їх власного радіовипромінювання [29].

Процес виявлення і дослідження об'єктів, а також визначення їх місцеположення за допомогою радіотехнічних засобів називається *радіолокаційним спостереженням*.

Інформація, що отримується в процесі радіолокаційного спостереження, називається *радіолокаційною інформацією*.

Радіотехнічні пристрої, за допомогою яких здійснюється радіолокаційне спостереження, отримали назву *радіолокаційних станцій* (РЛС) або радіолокаторів.

Джерелом радіолокаційної інформації є радіолокаційний сигнал, що формується в процесі радіолокаційного спостереження.

У основі *радіолокаційного спостереження* лежать такі властивості електромагнітних хвиль:

- відбивання хвиль від об'єктів, фізичні властивості яких відрізняються від властивостей навколишнього середовища;
- постійність швидкості поширення хвиль в однорідному середовищі (швидкість поширення електромагнітних хвиль в атмосфері вважають за рівну $3 \cdot 10^8$ м/с);
- прямолінійність поширення хвиль в однорідному середовищі;
- можливість концентрувати випромінювання і прийом електромагнітних хвиль у вузьких секторах.

4.1.1 Способи радіолокаційного спостереження і огляду

Залежно від процесу формування радіолокаційного сигналу розрізняють наступні *способи радіолокаційного спостереження* (рис. 4.1):

- радіолокаційне спостереження об'єктів по відбитих сигналах (активна радіолокація з пасивною відповіддю);
- радіолокаційне спостереження з активною відповіддю (активна радіолокація з активною відповіддю – перевипромінювання);
- радіолокаційне спостереження при прийомі власного теплового радіовипромінювання об'єктів (пасивна радіолокація).

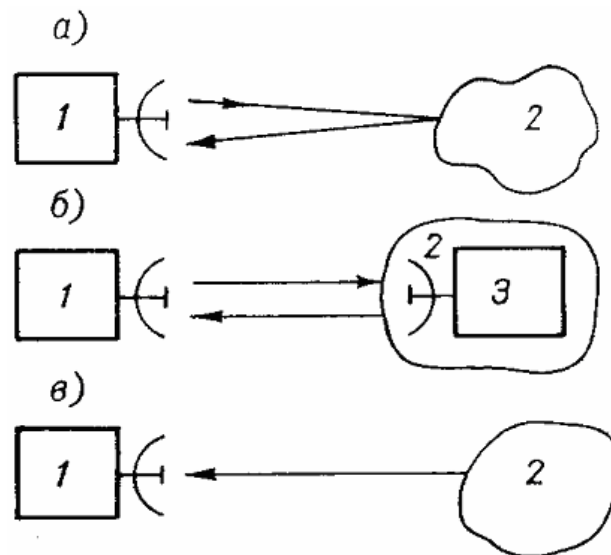


Рис. 4.1 – Способи радіолокаційного спостереження
а – з пасивною відповіддю; б – з активною відповіддю; в – при прийомі
власного радіотеплового випромінювання об'єктів;
1 – РЛС, 2 – об'єкт, 3 – відповідач

У разі радіолокаційного спостереження по відбитих сигналах радіолокаційна станція випромінює високочастотні коливання (зондівні сигнали), які відбиваються об'єктом і приймаються приймачем РЛС. У метеорології цей спосіб радіолокаційного спостереження використовується для дослідження хмар, опадів і деяких інших метеорологічних об'єктів.

Радіолокаційне спостереження з активною відповіддю характеризується тим, що сигнал відповіді, що приймається приймачем РЛС, формується в результаті перевипромінювання за допомогою спеціального відповідача, встановленого на об'єкті. При такому способі радіолокаційного спостереження істотно підвищуються дальність і контрастність спостереження в порівнянні із спостереженням з пасивною відповіддю (при однакових потужностях передавача і чутливості приймача РЛС). У метеорології такий спосіб радіолокаційного спостереження реалізується в системах радіозондування і ракетних комплексах: радіолокаційна станція є частиною наземної апаратури, а відповідач разом з радіозондом (вимірювальною апаратурою системи радіотелеметрії) розміщується на кулі-зонді або метеорологічній ракеті. Наземна РЛС посилає в напрямку на радіозонд високочастотні сигнали „запиту”, які приймаються його приймачем і перевипромінюються назад в напрямку на радіолокатор, де і приймаються приймачем.

Радіолокаційні спостереження, при яких використовуються власні теплові радіовипромінювання об'єктів, здійснюються в даний час тільки в сантиметровому і міліметровому діапазонах хвиль. Це пов'язано з тим, що

радіовипромінювання об'єктів обумовлене їх тепловим випромінюванням, спектральна щільність якого зменшується із зменшенням частоти сигналів. РЛС, що використовують власне радіовипромінювання об'єктів в НВЧ-діапазоні, називаються НВЧ-радіометрами. За допомогою радіометрів можливо тільки визначення напрямку на об'єкт і неможливе вимірювання дальності, тоді як при радіолокаційному спостереженні з пасивною і активною відповіддю можливе визначення кутових координат і дальності. У метеорології радіолокаційні спостереження з використанням власного радіовипромінювання об'єктів реалізуються при радіолокаційному огляді земної поверхні і хмарності з штучних супутників Землі (ШСЗ), при спостереженні за грозами, градонебезпечними хмарами і так далі.

Сигнали, що випромінюються РЛС, і радіолокаційні сигнали, що несуть інформацію про об'єкти спостереження, поширюються в атмосфері, яка впливає на ефективність радіолокаційного спостереження. Система РЛС-атмосфера-об'єкт називається радіолокаційним *каналом*.

Метеорологічні РЛС, які призначені для виявлення і дослідження хмар і опадів, як правило, працюють в сантиметровому і міліметровому діапазонах хвиль. Виявлення і дослідження блискавок і гроз проводиться за допомогою РЛС дециметрового і метрового діапазонів. У системах радіозондування і ракетного зондування атмосфери зазвичай використовуються РЛС метрового і дециметрового діапазонів. Істотний вплив на вибір діапазону хвиль роблять характер об'єктів, що виявляються, необхідна точність вимірювання координат, гранично допустимі розміри антенної системи, а також умови поширення електромагнітних хвиль в атмосфері.

Сучасні метеорологічні РЛС визначають напрям на об'єкт за допомогою гостронаправлених антен і вимірюють дальність за часом поширення радіохвиль до об'єкта і навпаки. Таким чином, положення об'єкта визначається в сферичній системі координат: азимут α , кутом місця β і дальністю R .

Радіолокаційним оглядом простору називають послідовне здійснення радіолокаційного спостереження за об'єктами в просторі. Для радіолокаційного огляду заданої області простору необхідно здійснити послідовно радіолокаційне спостереження за об'єктами по різних кутових координатах і дальності.

Залежно від характеру руху діаграми направленості розрізняють наступні *методи огляду простору*: коловий, гвинтовий, пілкоподібний, спіральний, конічний, поступально-конічний і ін. (рис. 4.2).

В процесі здійснення радіолокаційного огляду простору огляд по дальності здійснюється автоматично за рахунок скінченної швидкості поширення радіохвиль в просторі. При своєму поширенні випромінені передавачем РЛС високочастотні сигнали з постійною швидкістю

послідовно проходять всі точки простору в межах тілесного кута, виділеного в просторі діаграмою направленості антени. У найбільш явному вигляді огляд по дальності проводиться в імпульсних РЛС, де випромінений антеною високочастотний імпульс проходить всі відстані, аж до максимальної дальності дії РЛС, послідовно зустрічаючи на своєму шляху об'єкти, що відбивають.

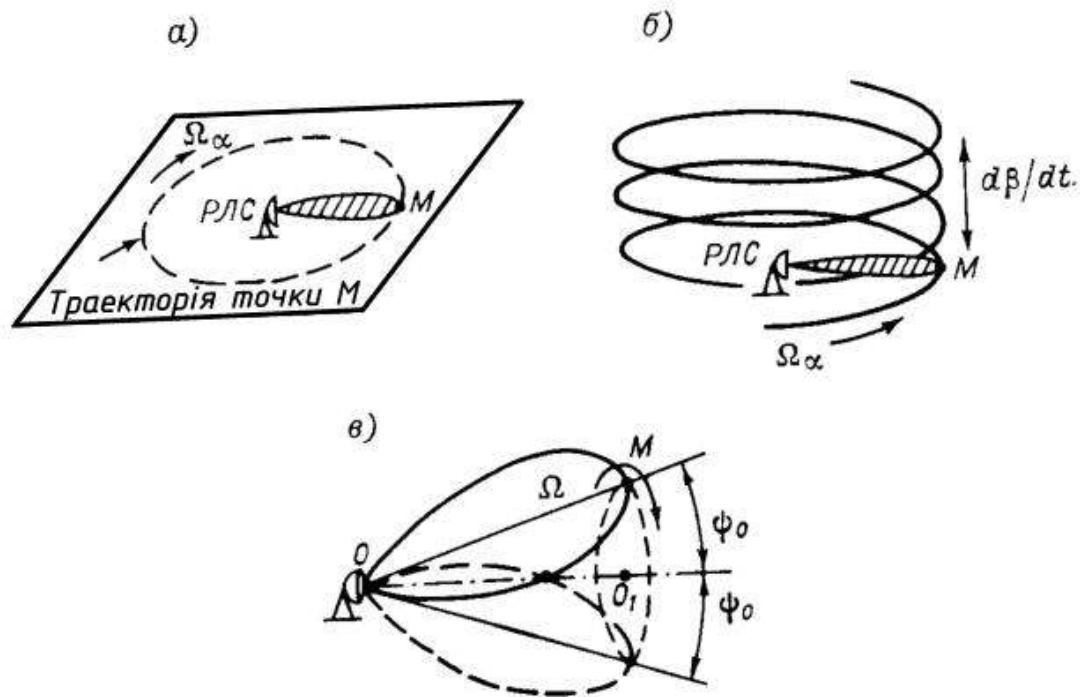


Рис. 4.2 – Методи огляду простору
а – коловий, б – гвинтовий, в – конічний

4.1.2 Вимірювання координат об'єктів

Вимірювання кутових координат – пеленгація об'єктів – може бути основана на аналізі амплітуд або фаз сигналів, що приймаються. Відповідно до цього розрізняють амплітудні і фазові методи вимірювання кутових координат. Проте фазові методи потребують створення складних і дорогих антен у вигляді фазованих антенних решіток. Тому у всіх існуючих метеорологічних РЛС застосовуються поки амплітудні методи пеленгації.

У основу амплітудних методів вимірювання кутових координат об'єктів покладено використання направлених властивостей радіолокаційних антен, які характеризуються діаграмою направленості. При повороті антени амплітуда сигналу, що надходить від об'єкта, точно повторюватиме діаграму направленості.

Визначення кутової координати методом максимуму полягає в тому,

що діаграма направленості антени обертається до сполучення її максимуму з напрямом на об'єкт (рис. 4.3). В той момент, коли сигнал, що надходить від об'єкта (Ц), досягне максимального значення, проводиться визначення кутової координати об'єкта за положенням діаграми направленості в просторі.

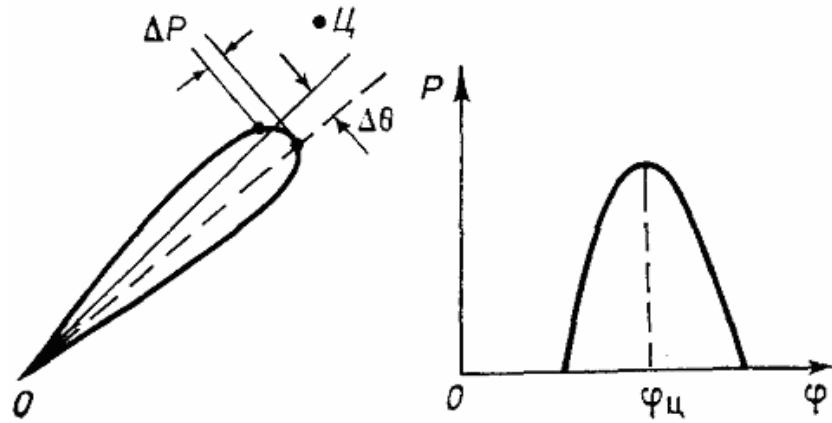


Рис. 4.3 – Вимірювання кутових координат об'єктів методом максимуму

Суть методу порівняння при визначенні кутових координат об'єктів полягає в порівнянні амплітуд сигналів, прийнятих послідовно в часі на одну антену, або одночасно на дві антени, із зміщеними діаграмами направленості. Відповідно до цього розрізняють метод послідовного і метод паралельного порівняння.

Метод послідовного порівняння заснований на використанні однієї антени з діаграмою направленості у вигляді пелюстки, яка по черзі займає два положення (I і II) щодо лінії OO_1 (рис. 4.4).

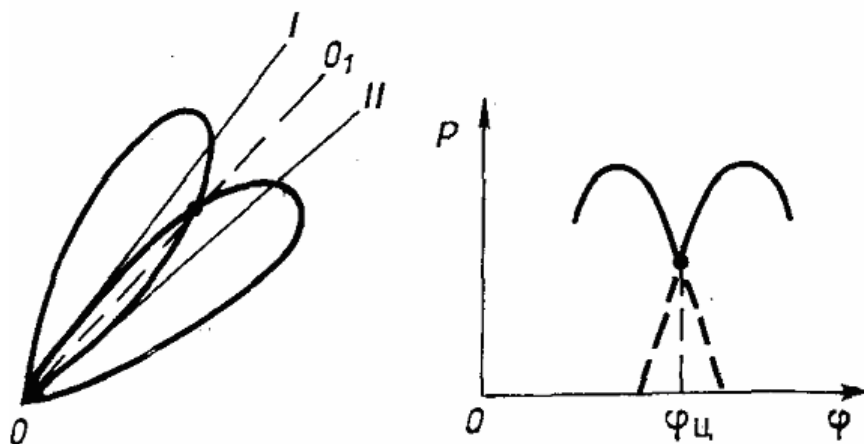


Рис. 4.4 – Вимірювання кутових координат об'єктів методом порівняння

Якщо об'єкт знаходиться усередині кута I-O-II, то, порівнюючи величини сигналів, послідовно прийнятих антеною, можна визначити відхилення об'єкту від напрямку OO_1 . Повертаючи антенну систему в просторі, можна знайти такий напрям, коли величини сигналів, прийнятих при крайніх положеннях діаграми направленості, будуть однаковими. Просторовий напрям антени, відповідний рівності амплітуд сигналів, і визначатиме напрям на об'єкт. Напрямок OO_1 , якому відповідає рівність сигналів від об'єктів при двох положеннях антени, називається рівносигнальним (РСН).

Метод паралельного порівняння можна застосувати для сигналів, одночасно прийнятих на рознесені антени. При використанні імпульсного способу радіолокації цей метод дозволяє визначити напрям і вимірювати координати об'єкту навіть за час одного імпульсу. Тому РЛС, що використовують такий принцип вимірювання координат, називаються моноімпульсними. У разі потреби вимірювання двох кутових координат (у вертикальній і горизонтальній площині) число антен і приймальних каналів збільшується. Тому РЛС подібного типу є багатоканальними.

Вимірювання дальності об'єктів. Всі способи радіолокаційного вимірювання дальності об'єктів засновані на вимірюванні часу запізнювання радіолокаційних сигналів. Розрізняють амплітудний, частотний і фазовий методи вимірювання дальності.

При амплітудному (імпульсному) методі вимірювання про дальність до об'єктів судять за часом запізнювання характерної зміни амплітуди радіолокаційного сигналу, що приймається, для чого випромінювані сигнали модулюють по амплітуді. Відповідно до цього амплітудний метод вимірювання дальності називають імпульсним методом, а радіолокатор, що реалізовує цей метод, – імпульсною РЛС.

При імпульсному методі вимірювання дальності передавальний пристрій випромінює в простір потужні високочастотні імпульси (рис. 4.5).

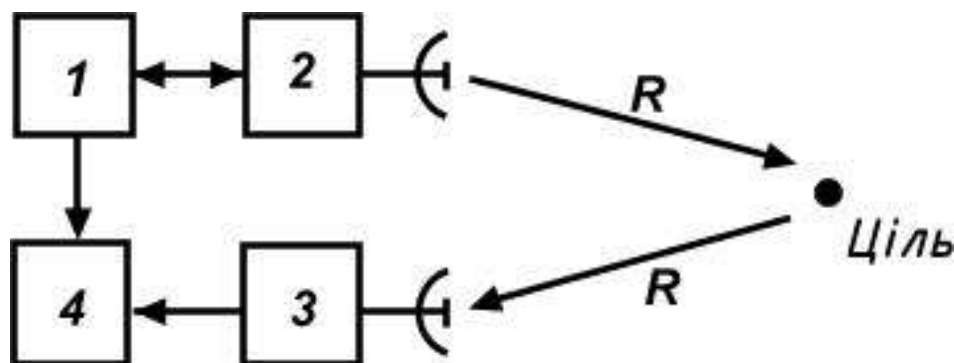


Рис. 4.5 – Амплітудний метод вимірювання дальності
1 – синхронізатор, 2 – передавач, 3 – приймач, 4 – часовий вимірник

Пройшовши відстань R , зондувальний імпульс відбивається від об'єкта і сприймається приймачем РЛС. При постійній швидкості поширення електромагнітних хвиль в атмосфері час, необхідний для поширення хвилі на подвоєну дальність, буде рівний $t_R = \frac{2R}{c}$, звідки

$$R = \frac{ct_R}{2}.$$

Таким чином, при імпульсному методі вимірювання дальності вимірювання зводиться до визначення часового інтервалу між моментами випромінювання імпульсу і прийомом відбитого від об'єкта радіолокаційного сигналу.

При частотному методі вимірювання дальності про дальність об'єктів судять по зміні частоти частотно-модульованих безперервних сигналів, що випромінюються радіолокаційним передавачем. При цьому час запізнювання електромагнітної хвилі при її поширенні визначається шляхом вимірювання різниці частот між випроміненими високочастотними коливаннями і відбитими від об'єкту радіолокаційними сигналами.

Для вимірювання різницевої частоти використовуються фільтри або лічильники імпульсів. При використанні фільтрів можливі два варіанти: застосовується група фільтрів, налаштованих на фіксовані частоти, або один фільтр із змінною частотою настроювання. Частотний метод вимірювання дальності дозволяє вимірювати дуже малі відстані з високою точністю і використовувати при цьому малі потужності випромінювання.

При фазовому методі вимірювання дальності про дальність судять по вимірюваннях різниці фаз безперервних синусоїдальних коливань, що випромінюються передавальним пристроєм РЛС і що приймаються приймачем.

Якщо фазова затримка, що виникає в колах РЛС, заздалегідь може бути відомою, зміряною і тому врахованою, то випадковий фазовий зсув, що виникає в процесі відбивання від об'єкта, заздалегідь врахований бути не може. Тому фазовий спосіб вимірювання дальності в сучасній локації практично не застосовується внаслідок наявності випадкової складової, яка заздалегідь не може бути врахована, а також внаслідок малої дальності дії за умови виключення неоднозначності вимірювань.

4.2 Основи радіометеорології

4.2.1 Основні електрофізичні характеристики атмосфери і їх зв'язок з метеорологічними параметрами

Відбитий радіолокаційний сигнал є носієм інформації про

метеорологічні об'єкти. Утворення відбитого сигналу відбувається в результаті взаємодії електромагнітних хвиль, що випромінюються РЛС, з атмосферними утвореннями, що є метеооб'єктами [30, 31]. З теорії електромагнітного поля відомо, що на процес взаємодії електромагнітних хвиль з середовищем істотний вплив роблять її *електрофізичні характеристики*:

- відносна діелектрична проникність – ϵ' ,
- магнітна проникність – μ ,
- питома провідність – g .

Реальна атмосфера і її різні утворення (хмари, опади, тумани і т.д.) з погляду електрофізичних властивостей є напівпровідним середовищем. У діапазоні хвиль, використовуваних в метеорологічних РЛС (МРЛС), процес їх взаємодії з атмосферою визначається значенням відносної діелектричної проникності ϵ' . Значення ϵ' істотним чином залежать від таких *метеорологічних параметрів*, як температура, тиск, масова частка водяної пари, водність хмар і інтенсивність опадів:

$$\epsilon' = 1 + \left[\frac{157 p}{T} \left(1 + 7,717 \frac{q}{T} \right) \right] 10^{-6} + 3 \frac{w}{\rho} \left| \frac{m^2 - 1}{m^2 + 2} \right|, \quad (4.1)$$

де T – абсолютна температура повітря, p – тиск, q – масова частка водяної пари у повітрі, w – водність повітря, ρ – густина речовини аерозолю, m – комплексний коефіцієнт заломлення електромагнітних хвиль речовиною частинок.

Вираз (4.1) зручний тим, що вхідні в нього значення p , q , T публікуються в метеорологічних і аерологічних щорічниках і довідниках, а значення w вимірюються. Відносна діелектрична проникність вакууму дорівнює одиниці, тоді з урахуванням цього перший доданок можна розглядати як внесок вологого повітря в ϵ' , а другий доданок – як внесок аерозольних утворень.

З (4.1) витікає, що збільшення тиску, питомої вологості повітря і водності аерозольних утворень спричиняє збільшення діелектричної проникності. Збільшення температури зменшує ϵ' . Фізично це явище пояснюється тим, що підвищення температури приводить до розширення повітря і зменшення його густини, а збільшення p і q , навпаки, до збільшення густини повітря. Збільшення водності аерозольного утворення приводить до збільшення числа молекул води в одиниці об'єму, отже, до збільшення діелектричної сприйнятливості аерозолю.

Значення ϵ' трохи перевищує одиницю. Тому вважають, що коефіцієнт заломлення n повітря – дійсна величина. Значення коефіцієнта заломлення n також трохи перевищують одиницю. Тому для зручності

значення n вимірюють в N-одиницях: $N = (n-1) \cdot 10^6$.

Метеопараметрам, що визначають значення n , властива мінливість по сезонах, годинах доби і висоті. А значить для значень n теж характерна така мінливість. Ця залежність n від висоти, сезону і часу доби представлена на рис. 4.6.

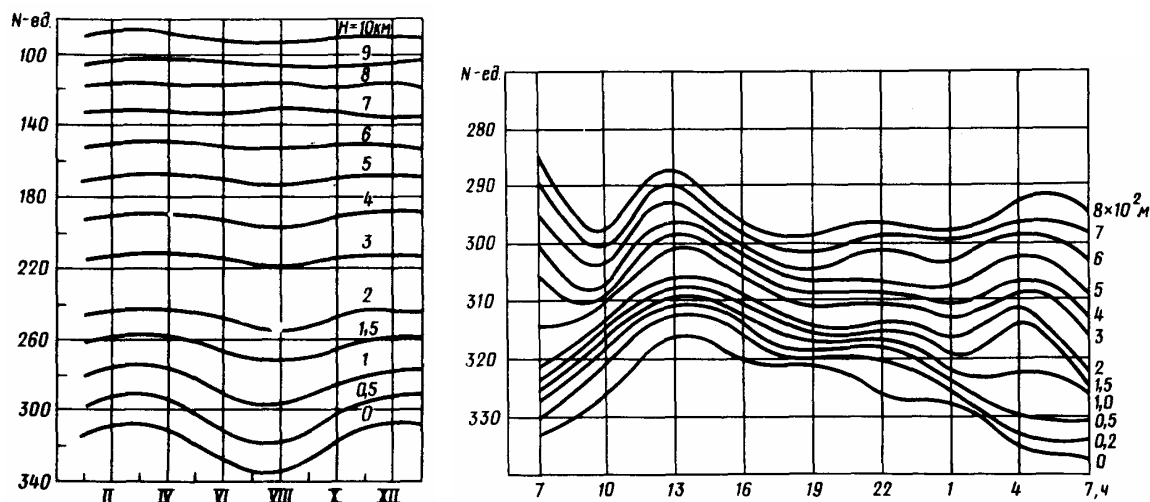


Рис. 4.6 – Річний хід (ліворуч) зміни коефіцієнта заломлення n на різних висотах і його добовий хід (праворуч) в нижніх шарах атмосфери (до 800 м) влітку

4.2.2 Взаємодія електромагнітних хвиль з атмосферою

З теорії електромагнітного поля відомо, що при поширенні електромагнітних хвиль в будь-якому середовищі, що відрізняється від вільного простору (вакууму), відбувається їх ослаблення і зміна швидкості. Величина ослаблення електромагнітних хвиль і швидкість їх поширення визначаються електрофізичними властивостями середовища. Як ослаблення електромагнітних хвиль, так і зміна швидкості їх поширення є наслідком взаємодії електромагнітних хвиль з середовищем.

При поширенні електромагнітних хвиль в атмосфері їх ослаблення відбувається за рахунок поглинання енергії газами атмосфери, поглинання і розсіювання її гідрометеорними частинками. Ослаблення радіохвиль в радіолокації – явище негативне, оскільки знижує дальність дії радіолокаційних станцій. Разом з тим в метеорологічній радіолокації розсіювання електромагнітної енергії гідрометеорними частинками утворює відбитий сигнал. Дійсно, частина енергії сигналу, що випромінюється РЛС, досягає метеоб'єкта і розсівається (перевипромінюється) його частинками по всіх напрямках. Енергія, що розсівається об'єктом у зворотному напрямі, утворює відбитий сигнал.

Ослаблення енергії електромагнітних хвиль гідрометеорними частками, знижуючи дальність дії метеорологічних РЛС, разом з тим дозволяє отримати інформацію про такі важливі характеристики метеооб'єктів, як водність хмар і інтенсивність опадів.

Ослаблення в газах атмосфери при поширенні електромагнітних хвиль має місце внаслідок поглинання і розсіяння енергії хвиль молекулами. У діапазоні хвиль, використовуваному в метеорологічній радіолокації, довжина хвиль багато більше розмірів молекул, тому ефект розсіяння нехтовно малий і можна розглядати тільки ефект поглинання.

З газів, що складають атмосферу, найсильніше поглинають електромагнітну енергію кисень і водяна пара. Причина цього полягає в наступному. Молекули цих газів мають яскраво виражений дипольний характер. Дія електромагнітного поля, завдяки цьому, викликає їх вимушені коливання. Енергія електромагнітного поля витрачається на здійснення цих коливань. Молекули кисню взаємодіють з магнітною складовою електромагнітного поля, молекули водяної пари – з електричною.

Втрати електромагнітної енергії в газах атмосфери враховуються за допомогою питомих коефіцієнтів поглинання киснем (γ_k) водяною парою ($\gamma_{вп}$). Ці коефіцієнти характеризують поглинання електромагнітної енергії на одиниці відстані і виражаються в дБ/км. Сумарний питомий коефіцієнт поглинання в газах визначається співвідношенням $\gamma_{\Sigma\Gamma} = \gamma_k + \gamma_{вп}$.

Поглинання електромагнітної енергії киснем і водяною парою значною мірою залежить від довжини електромагнітних хвиль (рис. 4.7). Аналіз характеру поглинання показує, що, як у кисню, так і у водяної пари є області довжин хвиль (частот), де поглинання велике за рахунок резонансних явищ.

Ослаблення електромагнітної енергії гідрометеорними частинками при поширенні електромагнітних хвиль відбувається з таких причин. Електромагнітні хвилі збуджують в гідрометеорних частинках змінні струми з частотою хвиль. Частки завдяки цьому стають джерелом випромінювання (вторинне випромінювання) і випромінюють електромагнітні хвилі у всіх напрямках. Таким чином, енергія хвилі, що приходить (падає), витрачається на створення вторинного випромінювання. Відбувається розсіяння електромагнітної енергії падаючої хвилі. Наряду з цим частина енергії струмів, збуджених в частці хвилею, що приходить, витрачається на створення в ній тепла. Відбувається незворотний перехід електромагнітної енергії падаючої хвилі в теплову енергію, тобто відбувається поглинання електромагнітної енергії.

Як міру поглинання і розсіяння електромагнітної енергії частинкою беруть ефективну площу поглинання частки ($\sigma_{пг}$) і ефективну площу

повного розсіяння (σ_{pi}).

Для визначення втрат потужності електромагнітної хвилі внаслідок ослаблення електромагнітної енергії гідрометеорними частинками використовують питомі коефіцієнти поглинання і повного розсіяння в дБ/км. Вони визначають втрати потужності електромагнітної хвилі за рахунок поглинання і розсіяння гідрометеорними частинками на шляху в 1 км.

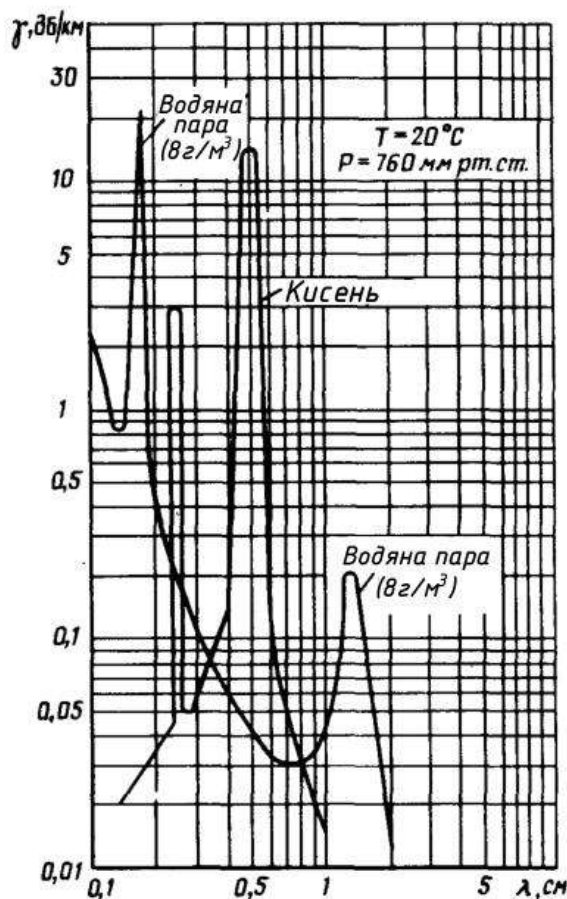


Рис. 4.7 – Залежність питомих коефіцієнтів поглинання кисню і водяної пари від довжини електромагнітної хвилі

Ефективні площі поглинання і розсіяння частинок істотно залежать від їх форми, розмірів, агрегатного стану і довжини електромагнітної хвилі.

Ослаблення електромагнітних хвиль в полідисперсних гідрометеорних утвореннях, таких, наприклад, як хмари і опади, зручно для цілей практики пов'язувати з інтенсивністю опадів і водністю хмар.

Для найбільш типових законів розподілу крапель в дощах різної інтенсивності питомий коефіцієнт ослаблення визначають за допомогою емпіричної формули $\gamma = \beta I^\alpha$, де γ виражено в дБ/км, а I в мм/год.

Значення коефіцієнтів β і α для різних хвиль при температурі 18°C наведені в таблиці. 4.1.

Таблиця 4.1 – Значення коефіцієнтів β і α для різних довжин хвиль при температурі 18°C

λ , см	0,096	0,20	0,43	0,62	0,90	1,24	1,8	3,2	5,6	10,0
β	1,53	1,24	1,08	0,37	0,22	0,12	0,045	0,007	0,002	0,0003
α	0,538	0,692	0,71	1,0	1,0	1,05	1,14	1,31	1,17	1,0

На рис. 4.8 представлена залежність питомого коефіцієнта ослаблення γ від довжини хвилі при різній інтенсивності дощу і температурі 18°C суцільними лініями. Для визначення коефіцієнтів ослаблення при інших температурах вводять табульовані поправкові коефіцієнти. А залежність γ від довжини хвилі при різній водності w хмар представлена штриховими лініями.

Ослаблення в граді і снігу складає всього декілька відсотків ослаблення в дощі тієї ж інтенсивності.

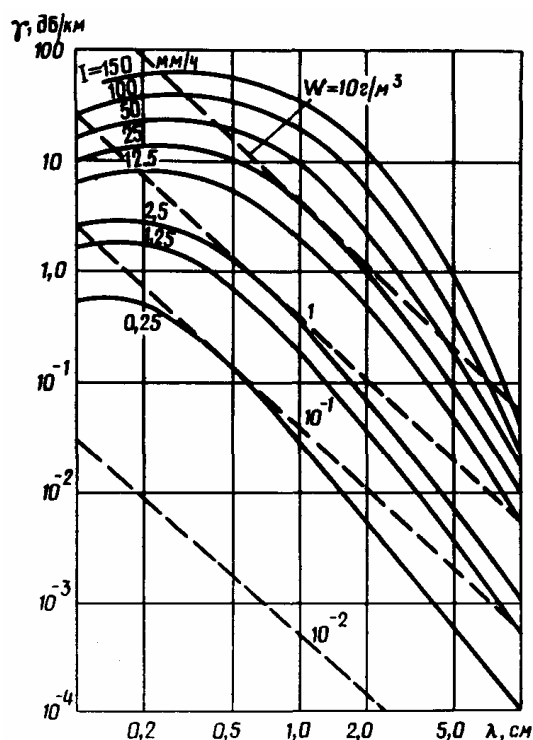


Рис. 4.8 – Залежність питомого коефіцієнта ослаблення електромагнітних хвиль від їх довжини при різній інтенсивності дощу з розподілом крапель за Маршаллом–Пальмером і в хмарах з різною водністю при температурі 18°C

Ослаблення енергії електромагнітних хвиль знижує дальність дії радіолокаційної станції. Хай потужність сигналу, що відбитий від метеооб'єкта і приймається РЛС, за відсутності ослаблення буде рівна P_0 . Тоді потужність відбитого сигналу, що приймається РЛС за наявності

ослаблення, визначиться співвідношенням $P = P_0 10^{-0,2 \int_0^R \gamma_{\Sigma}(R) dR}$, де R – відстань від РЛС до об'єкту, $\gamma_{\Sigma}(R)$ – сумарний коефіцієнт ослаблення $\gamma_{\Sigma}(R) = \gamma_k + \gamma_{xm} + \gamma_{on}$, де γ_{xm} , γ_{on} – коефіцієнти ослаблення в хмарах і опадах відповідно.

Величина множника $K_{осл} = 10^{-0,2 \int_0^R \gamma_{\Sigma}(R) dR}$, званого множителем ослаблення, входить як поправковий коефіцієнт в рівняння, що визначають дальність дії РЛС. Величина його при певних метеоумовах (опаді великої інтенсивності, хмари з великою водністю) може бути істотно меншою від одиниці.

Множник 0,2, що стоїть в показнику степеня K стосовно до радіолокаційних задач, враховує те, що електромагнітні хвилі проходять відстань R двічі (до об'єкта і назад).

Разом з тим, поряд з шкідливим ефектом обмеження дальності дії, ослаблення електромагнітних хвиль дозволяє визначати водність хмар і інтенсивність опадів. Вимірюючи величину ослаблення і використовуючи зв'язок питомого коефіцієнта ослаблення з водністю і інтенсивністю, можна визначити w і I .

Крім того, розсіяння електромагнітної хвилі гідрометеорними частками, разом з шкідливим ефектом ослаблення, приводить до формування відбитого сигналу, що несе інформацію про метеооб'єкти. Цей сигнал формується за рахунок енергії, розсіяної в напрямі на РЛС. Кількість цієї енергії характеризується ефективною площею зворотного розсіяння частинок.

Під ефективною площею зворотного розсіяння (відбивання) частинки розумітимемо, деяку нормальну радіопроменю площинку σ_0 , яка, рівномірно розсіюючи на всі боки всю падаючу на неї від РЛС потужність, створює в точці прийому ту ж щільність потоку потужності, що і реальна частинка.

Іншим ефектом взаємодії електромагнітних хвиль з атмосферою є зміна швидкості їх поширення.

Коефіцієнт заломлення n залежить від метеопараметрів: температури, тиску, питомої вологості. А ці метеопараметри у свою чергу змінюються з висотою. Наслідком цього є відмінність від нуля вертикального градієнта коефіцієнта заломлення dn/dH . У свою чергу, наявність вертикального градієнта коефіцієнта заломлення приводить до

явища радіорефракції – явища викривлення траєкторії поширення електромагнітних хвиль.

Розглянемо положення фронту електромагнітної хвилі в два моменти часу t_1 і t_2 . Хай у момент t_1 фронт займає положення, вказане на рис. 4.9. У момент t_2 відбудеться нахил фронту, оскільки швидкість поширення електромагнітної хвилі в середовищі з ε_2 буде більша (якщо $\varepsilon_1 > \varepsilon_2$, то $n_1 = \sqrt{\varepsilon_1} > n_2 = \sqrt{\varepsilon_2}$).

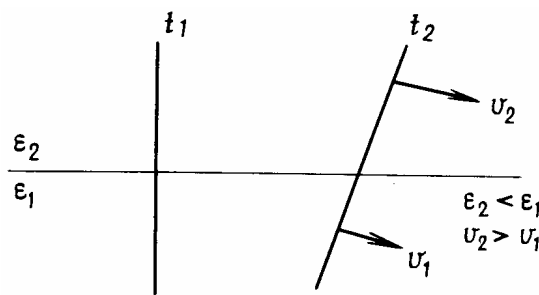


Рис. 4.9 – Явище рефракції

Наслідком нахилу фронту буде зміна напрямку поширення електромагнітної хвилі (напрямок поширення завжди є нормальним до фронту хвилі).

Явище рефракції може бути джерелом помилок визначення кутових координат і зміни дальності дії РЛС.

Залежно від характеру викривлення траєкторії радіохвиль (характеру викривлення радіопромменя) розрізняють три основні типи рефракції (рис. 4.10, таблиця 4.2): нульову, негативну, позитивну (нормальну, підвищену, критичну, надрефракцію).

При негативній рефракції радіопромінь йде в космічний простір.

При нульовій рефракції (нульове значення градієнта коефіцієнта заломлення) радіопромінь залишається прямолінійним. Дальність радіолокаційного спостереження при нульовій рефракції визначається формулою $R = 3,58(\sqrt{H} + \sqrt{h})$, де R – дальність радіолокаційного спостереження в кілометрах, H , h – висоти об'єкта і антени РЛС відповідно в метрах.

При нормальній рефракції дальність радіолокаційного спостереження визначається формулою $R = 4,12(\sqrt{H} + \sqrt{h})$.

При критичній рефракції радіус кривизни радіопромменя, направлено уздовж земної поверхні, дорівнює радіусу Землі і промінь огинає земну кулю.

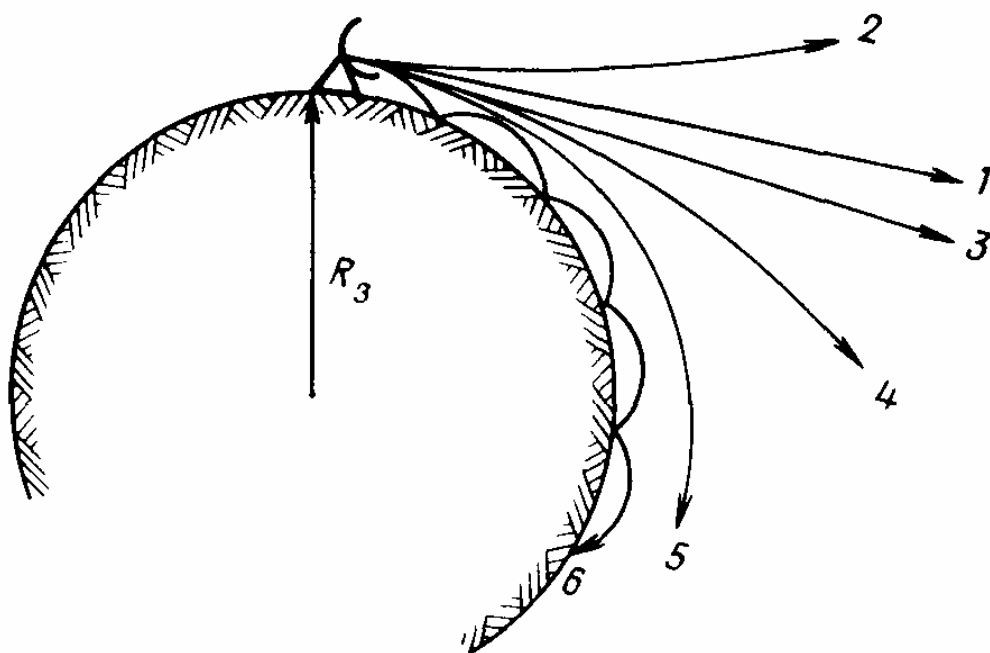


Рис. 4.10 – Траєкторії поширення радіохвиль при різних типах рефракції:

1 – нульова рефракція; 2 – негативна; 3 – нормальна (стандартна);
4 – підвищена; 5 – критична; 6 – надрефракція

Таблиця 4.2 – Значення градієнтів коефіцієнта заломлення при різних типах рефракції

Тип рефракції	Значення градієнта dn/dH [1/м]
Негативна	>0
Нульова	0
Позитивна:	
знижена	от 0 до $-4 \cdot 10^{-8}$
нормальна	$-4 \cdot 10^{-8}$
підвищена	от $-4 \cdot 10^{-8}$ до $-15,7 \cdot 10^{-8}$
критична	$-15,7 \cdot 10^{-8}$
надрефракція	$< -15,7 \cdot 10^{-8}$

При значенні $dn/dH < -15,7 \cdot 10^{-8}$ [1/м] виникає надрефракція. Радіус кривизни радіопромня менше від радіуса земної кулі, унаслідок чого промінь зазнає багатократного відбивання від земної поверхні. Критична рефракція і надрефракція характеризуються наддаєким поширенням радіохвиль, яке пов'язане з утворенням атмосферних хвилеводів.

4.2.3 Рівняння радіолокації метеорологічних об'єктів і його аналіз

Рівняння радіолокації метеоб'єктів визначає залежність потужності сигналу P_{np} , що приймається РЛС, від технічних параметрів станції, дальності R до об'єкта, його мікрофізичної структури, умов поширення радіохвиль (рис. 4.11).

У компактній формі воно виглядає таким чином:

$$P_{np} = \Pi R^{-2} Z K_3 10^{-0,2 \int_0^R \gamma_{\Sigma}(R) dR} \quad (4.2)$$

де $\Pi = \frac{\pi^3 P_u G^2 \theta^2 c \tau_u}{512 \lambda^2}$ – потенціал метеорологічної РЛС,

$Z = \sum_{d_i} N(d_i) d_i^6 \left| \frac{m^2 - 1}{m^2 + 2} \right|^2$ – відбивна здатність метеоб'єкта, визначувана його

мікрофізичною структурою, P_u – імпульсна потужність РЛС, τ_u – тривалість випромінюваного РЛС імпульсу, G – коефіцієнт направленої дії антени РЛС, λ – довжина хвилі РЛС, c – швидкість світла, θ – кутовий розмір головної пелюстки діаграми направленості антени РЛС, $N(d_i)$ – функція розподілу гідрометеорних частинок за значеннями їх діаметрів, d_i – значення діаметрів частинок, K_3 – коефіцієнт заповнення, що змінюється від 0 до 1, поняття про яке ілюструє рис. 4.12.

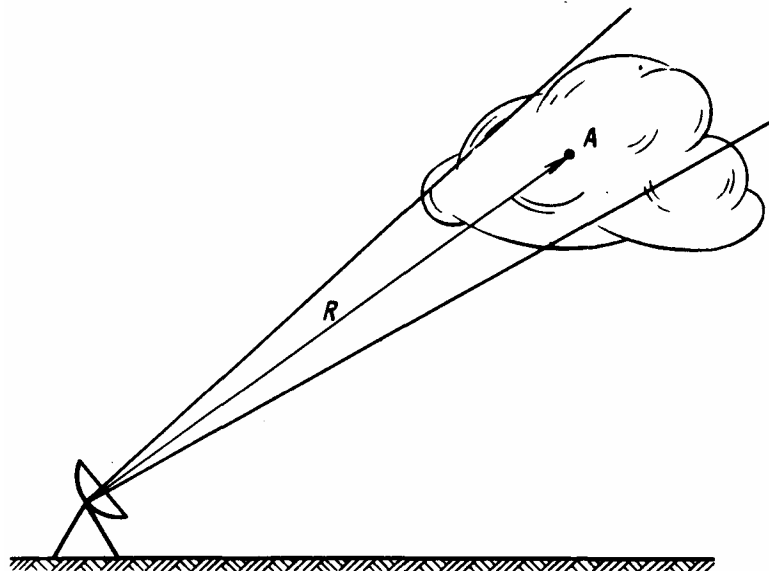


Рис. 4.11 – Ілюстрація щодо рівняння радіолокації метеорологічних об'єктів

Потужність сигналу, що приймається РЛС, пропорційна потенціалу РЛС і відбивній здатності метеооб'єкта. Відбивна здатність метеооб'єктів надзвичайно сильно залежить від розмірів гідрометеорних частинок, що створюють об'єкт (пропорційна шостому степеню діаметра частинок).

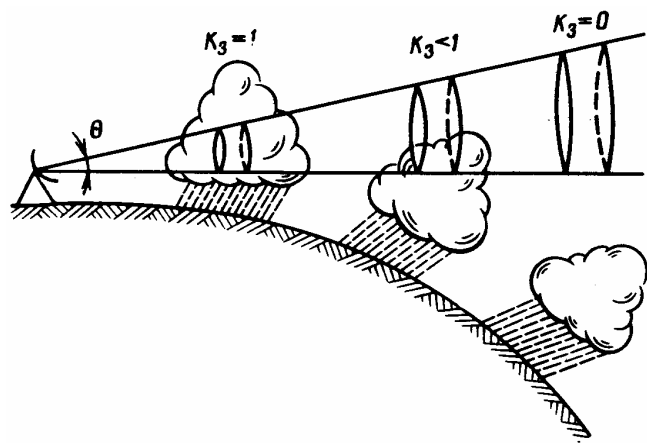


Рис. 4.12 – Ілюстрація щодо визначення коефіцієнта заповнення K_3

Відбивна здатність пропорційна множнику $\left| \frac{m^2 - 1}{m^2 + 2} \right|^2$ значення якого визначає агрегатний стан (фазу) гідрометеорних частинок, що створюють метеооб'єкт. Множник для води дорівнює 0,96, для крижаних частинок – 0,16. Це означає, що відбивна здатність водяних частинок в шість разів більша, ніж крижаних. Але оскільки геометричні розміри крижаних частинок значно більші від водяних, то може статися, що через це відбивна здатність крижаних хмар буде більша. На практиці виявляється, що хмари шаруватих форм (Ci, As) виявляються метеорологічними РЛС краще, ніж купчасті (Ac).

Таким чином, при відомих технічних параметрах РЛС потужність прийнятого від метеооб'єкта сигналу є інформаційним параметром, що несе інформацію про мікрофізичну структуру хмар, опадів, їх водність і інтенсивність.

Проте неоднозначна залежність Z утрудняє розпізнавання типу хмарності по значенню відбивної здатності. Тому для надійності розпізнавання необхідно застосовувати додаткові інформативні ознаки.

Як вже раніше відмічалось, значення потужності сигналу, що приймається, в сильному ступені залежить від умов поширення.

Вплив ослаблення радіохвиль на величину потужності сигналу, що приймається, може бути значним. Коефіцієнти ослаблення в газах складуть: для $\lambda = 0,8$ см – $\gamma_{\Gamma} = \gamma_K + \gamma_{ВП} = 0,06$ дБ/км; для $\lambda = 3$ см – $\gamma_{\Gamma} = \gamma_K + \gamma_{ВП} = 0,01$ дБ/км. Тоді коефіцієнти ослаблення K для цих довжин хвиль при видаленні об'єкта на 50 км від РЛС складають відповідно 0,35 і 0,8.

Таким чином, ослаблення тільки за рахунок поглинання в газах складе для $\lambda = 0,8$ см – 65% і для $\lambda = 3$ см – 20%.

Не менш сильно впливають на зменшення потужності прийнятого від метеооб'єкта сигналу хмари і опади, що знаходяться на трасі поширення радіохвиль і розташовані між РЛС і метеооб'єктом. Так, наприклад, якщо протяжність хмар і опадів, екрануючих метеооб'єкт, становить 50 км, а їх водність $w = 1$ г/м³ і інтенсивність $I = 1$ мм/год, то ослаблення в хмарах складе 78% для $\lambda = 0,8$ см і 11% для $\lambda = 3$ см.

Ослаблення в дощі складе 44% для $\lambda = 0,8$ см і 4% для $\lambda = 3$ см.

Наведені дані свідчать, що ослаблення потужності сигналу, що приймається, в міліметровому діапазоні хвиль ($\lambda = 0,8$ см) вельми значно.

4.3 Представлення даних радіолокаційного моніторингу

При дистанційних спостереженнях, заснованих на використанні електромагнітних хвиль потрібно представити отриману інформацію в зручному для сприйняття вигляді. Відбиті сигнали повертаються до радіолокаційної станції (радару) у вузькому тілесному куті, величину якого визначають розміри антенної системи.

Діаграмою направленості антени на передачу називається залежність випромінюваної потужності (або напруженості поля) від напрямку. Діаграмою направленості антени на прийом називається залежність потужності (напруженості поля) на виході антени від напрямку приходу електромагнітної хвилі. У метеорологічних РЛС (МРЛС) одна і та ж антена використовується як для випромінювання зондувального сигналу, так і для прийому відбитого сигналу (рис. 4.13,а).

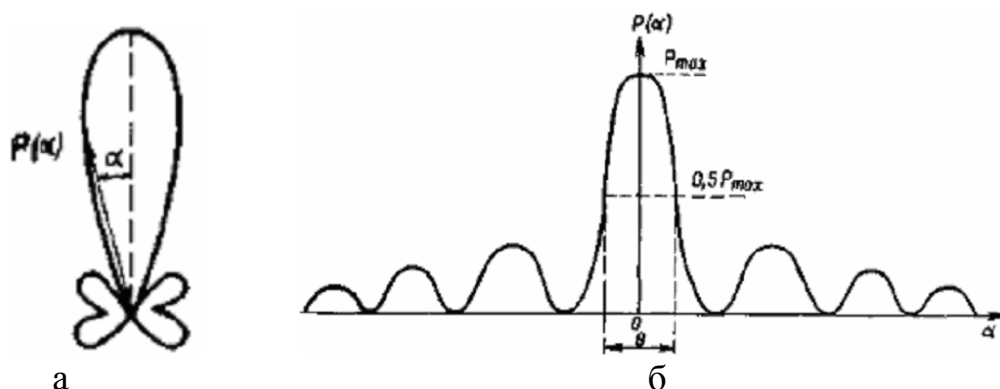


Рис. 4.13 – Вигляд діаграми направленості
а – направлене випромінювання в полярній системі координат, б – діаграма направленості в декартовій системі координат

У діаграмі направленості є основна (головна) пелюстка, що

характеризує основне випромінювання антени і бічні пелюстки, рівень яких істотно нижчий за головну пелюстку. У реальних антенах достатньо легко можна отримати бічні пелюстки, рівень яких на 20–30 дБ нижче основної. Бічні пелюстки характеризують паразитне випромінювання РЛС і прийом відбитих сигналів, створених паразитним випромінюванням.

Ширина діаграми направленості визначається кутом розкриття θ на рівні половини максимального значення потужності ($0,5P_{\max}$), що випромінюється антеною (рис. 4.13,б).

Зазвичай в МРЛС діаграма направленості має голчатий вигляд, при цьому ширина діаграми направленості в горизонтальній і вертикальній площині однакова.

Щоб реалізувати можливість отримання інформації зі всього навколишнього простору антенна система повинна здійснити радіолокаційний огляд яким-небудь методом. Весь навколишній простір є зоною спостереження. *Зоною спостереження* РЛС називається область простору, в якій можуть проводитися виявлення об'єктів і вимірювання їх координат із заданою точністю. Зона спостереження характеризується максимальною і мінімальною дальностями дії станції, межами огляду по азимуту і куту місця. Мінімальною дальністю дії РЛС (мертвою зоною) називається довколишня область простору, в якій РЛС не може виявляти об'єкти. Очевидно, що радіус мертвої зони залежить від тривалості випромінюваних імпульсів, оскільки до тих пір, поки імпульс „не відірветься” від антени, прийом відбитих сигналів неможливий. Максимальною дальністю дії РЛС називається максимально можлива відстань, на якій ще можливе виявлення об'єктів. Воно однозначно визначається частотою повторення випромінюваних імпульсів. Межа огляду по азимуту і куту місця в РЛС вибирається такою, щоб забезпечити огляд всієї небесної півсфери.

У сучасних МРЛС огляд по азимуту здійснюється у кругову, а по куту місця від горизонту до зеніту. Тому зона спостереження матиме вигляд, вказаний на рис. 4.14.

Це півсфера – тривимірна геометрична поверхня – і пристрій для відображення отриманої всередині цієї поверхні інформації має бути також тривимірним або псевдотривимірним, тобто має бути відображена тривимірна картина на плоскому екрані.

Проте на практиці, оскільки немає ще достатньо дешевих і доступних тривимірних індикаторних пристроїв, здійснюють відображення радіолокаційної інформації в горизонтальних перетинах зони спостереження на заданій висоті. Ця інформація двовимірна, в координатах азимут-дальність, і легко відтворюється існуючими пристроями візуалізації. Наприклад, на рис. 4.15 в перетинах зони спостереження в координатах азимут-дальність відображено розподіл

значень відбиваності. Різні значення власне відбиваності при цьому кодуються різною яскравістю. Можливо також відображення інформації зі всіх висот на площину основи півсфери.

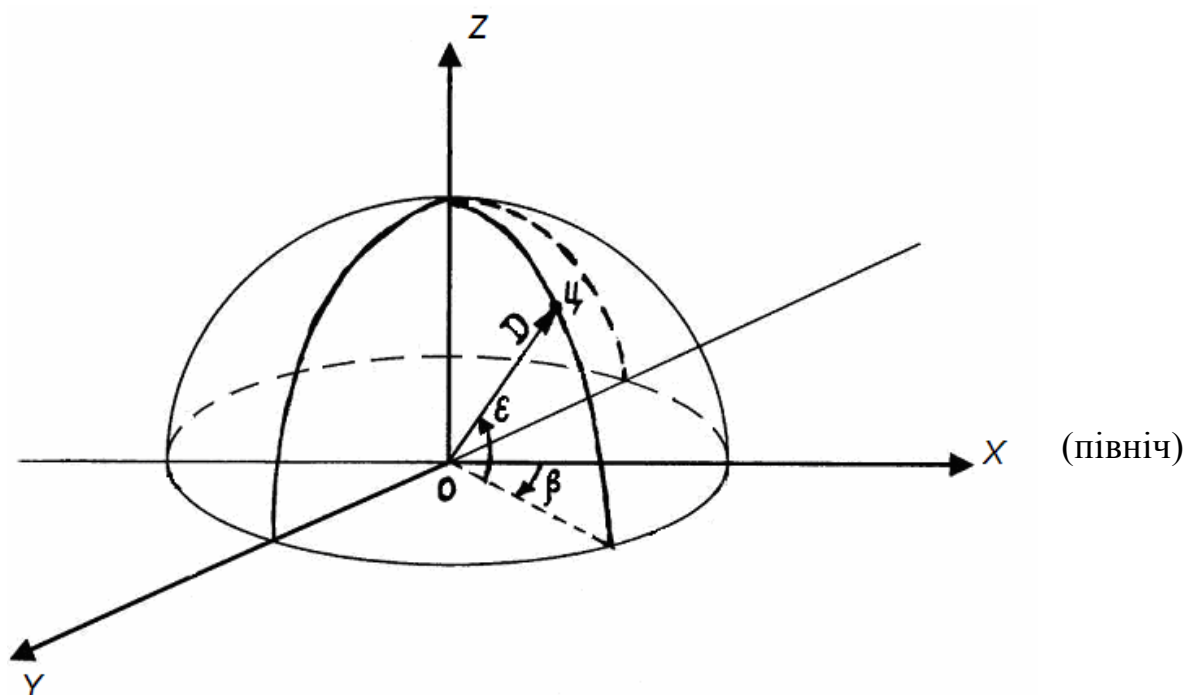


Рис. 4.14 – Зона спостереження метеорологічної РЛС, зображена в сферичній поверхневій системі координат (О – точка стояння РЛС, Ц – об'єкт, D – похила дальність, β – азимут об'єкту, ε – кут місця об'єкту)

Зону спостереження можна перетинати не тільки горизонтальними площинами, але і вертикальними. В цьому випадку також відображається двовимірна картина, але в координатах дальність-кут місця. У перетинах зони спостереження в координатах дальність-кут місця відображено розподіл значень відбиваності (рис. 4.16). Різні значення власне відбиваності при цьому відображаються різною яскравістю.

Після розшифровки і географічної прив'язки радіолокаційні дані поступають до споживачів у вигляді карт з нанесеною на них додатковою інформацією, наприклад, про баричне поле. Зразок такої карти приведений на рис. 4.17.

Аналогічне представлення радіолокаційної інформації застосовується і в існуючих автоматизованих метеорологічних радіолокаційних комплексах (АМРК) „Метеоячейка” (рис. 4.18) і в метеорологічній автоматизованій радіолокаційній мережі „МАРС” (рис. 4.19) [13].

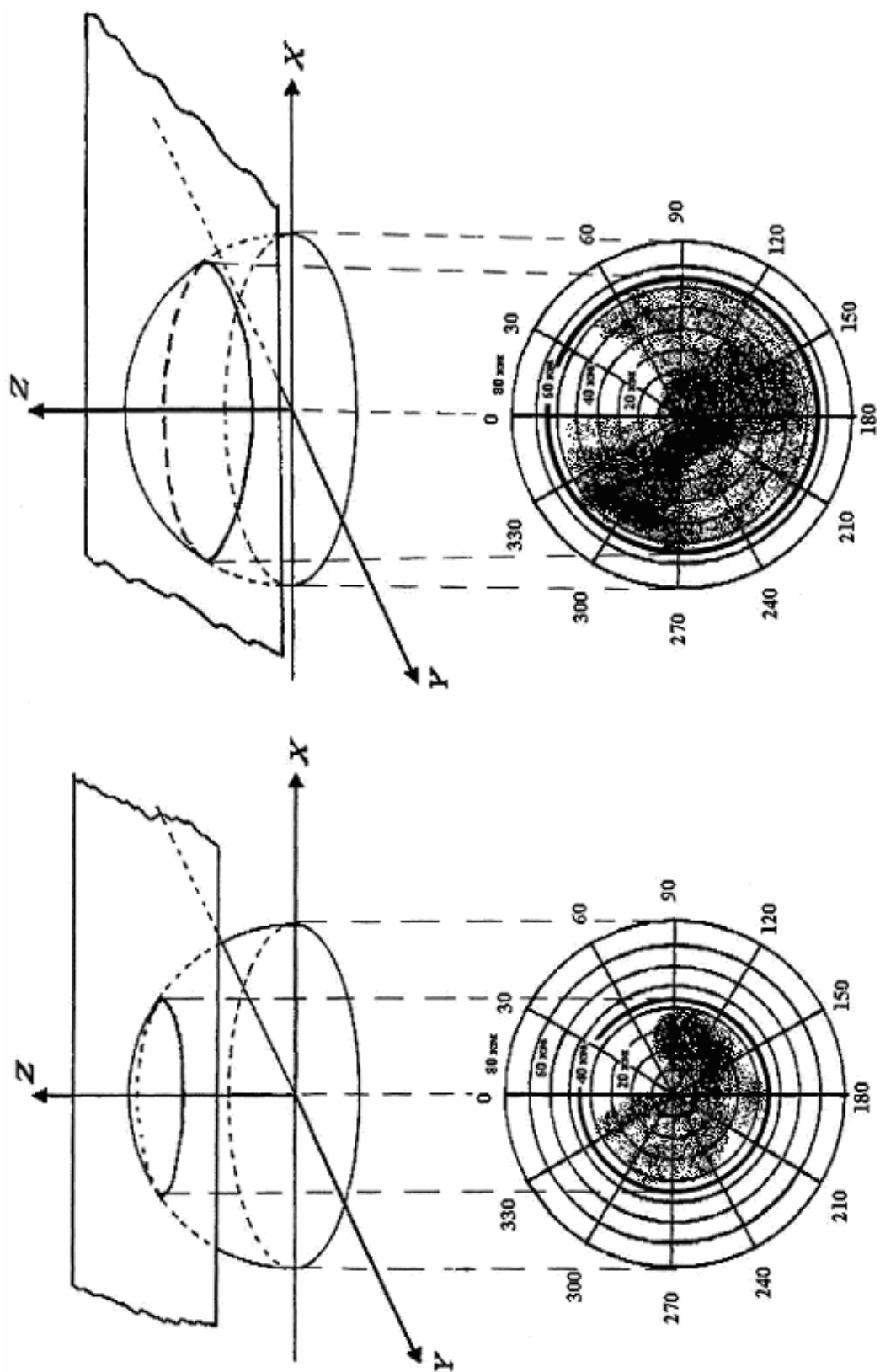
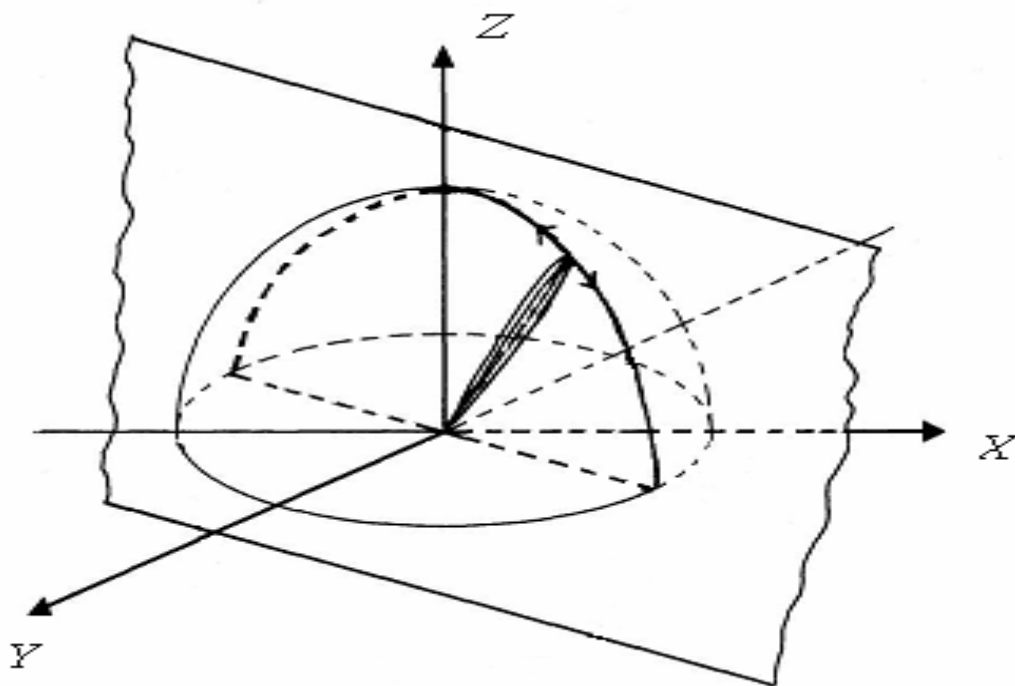
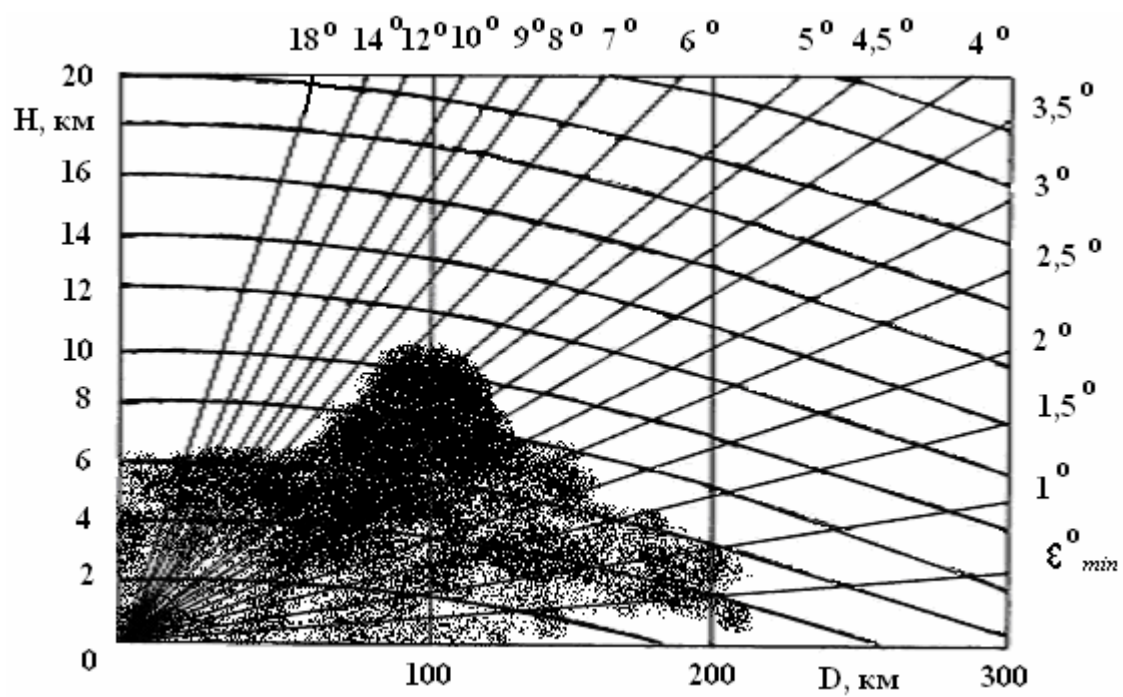


Рис. 4.15 – Відображення радіолокаційної інформації в горизонтальних перетинах зони спостереження



а



б

Рис. 4.16 – Відображення радіолокаційної інформації у вертикальному перетині зони спостереження

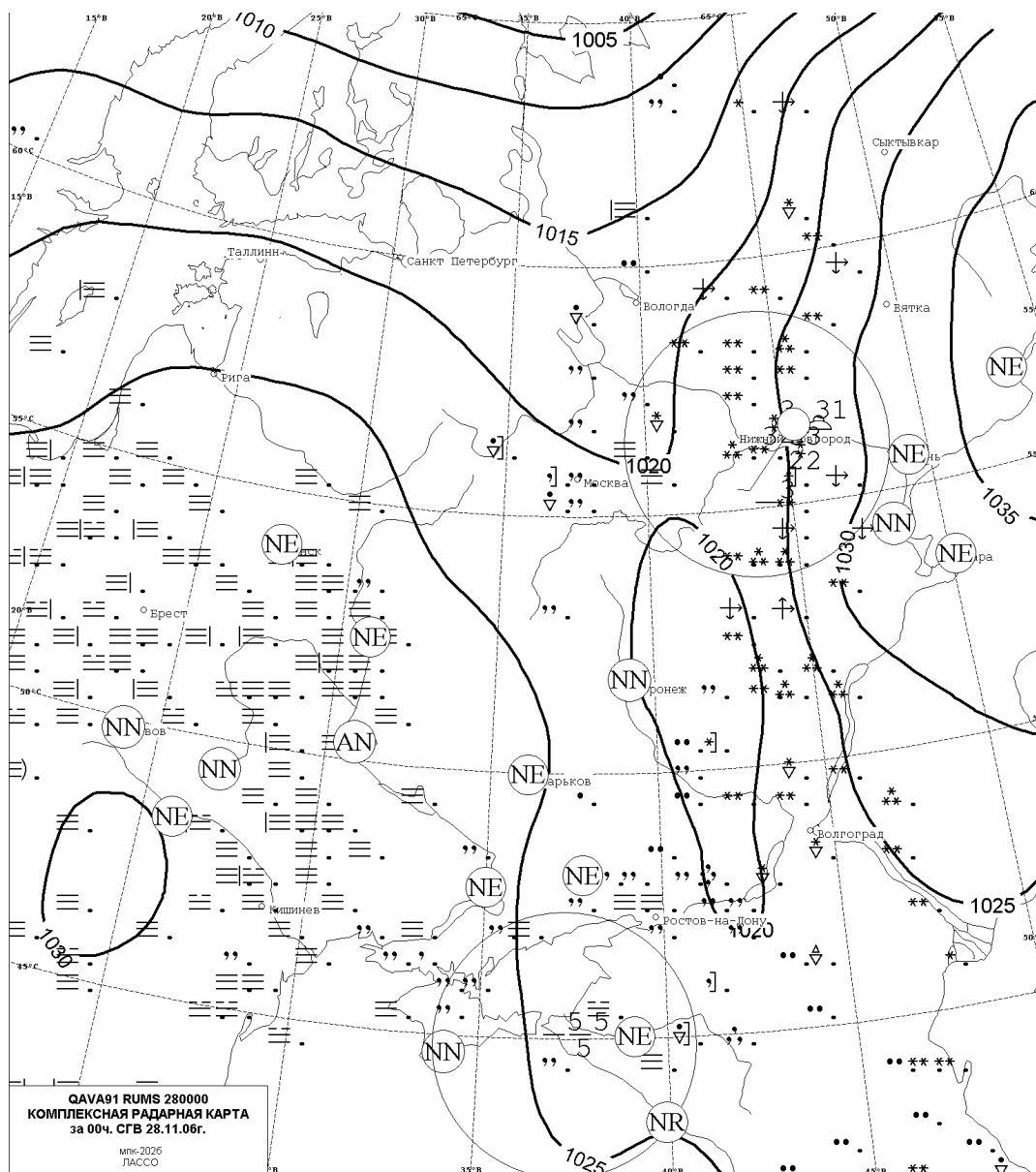


Рис. 4.17 – Комплексна радарна карта за 28.11.2006 р., 00 СГВ
(позначення на карті відповідають коду КН-01 і коду радіолокаційних
даних RADOB)

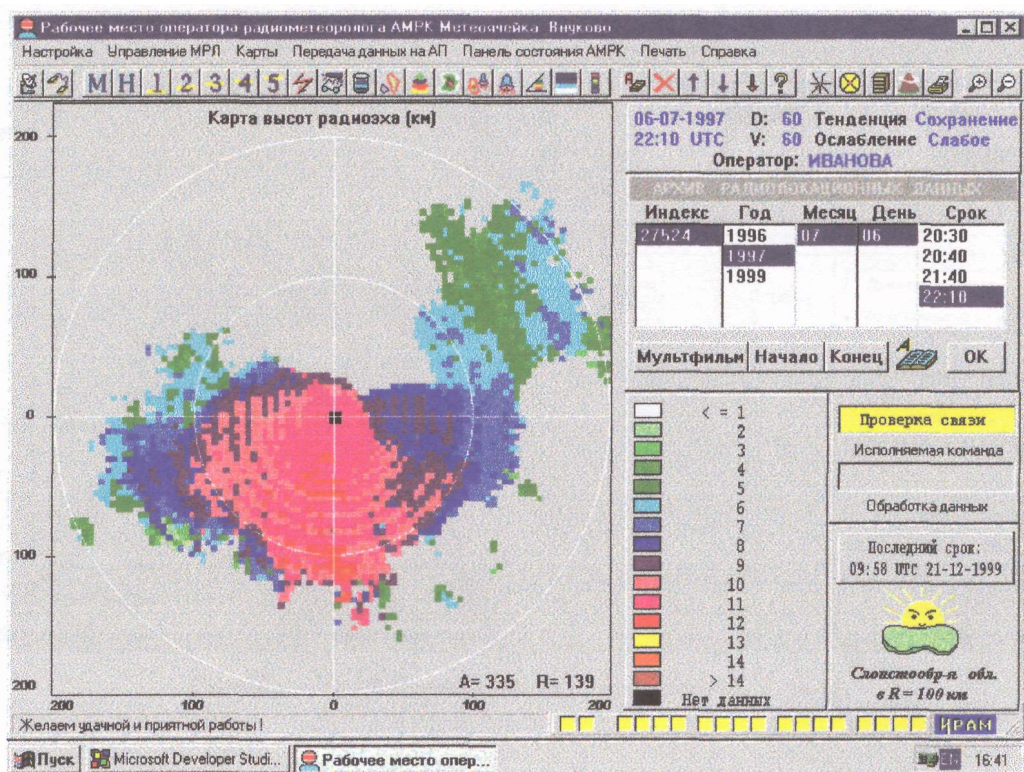


Рис. 4.18 – Карта висот радіолуни АМРК „Метеоячейка”

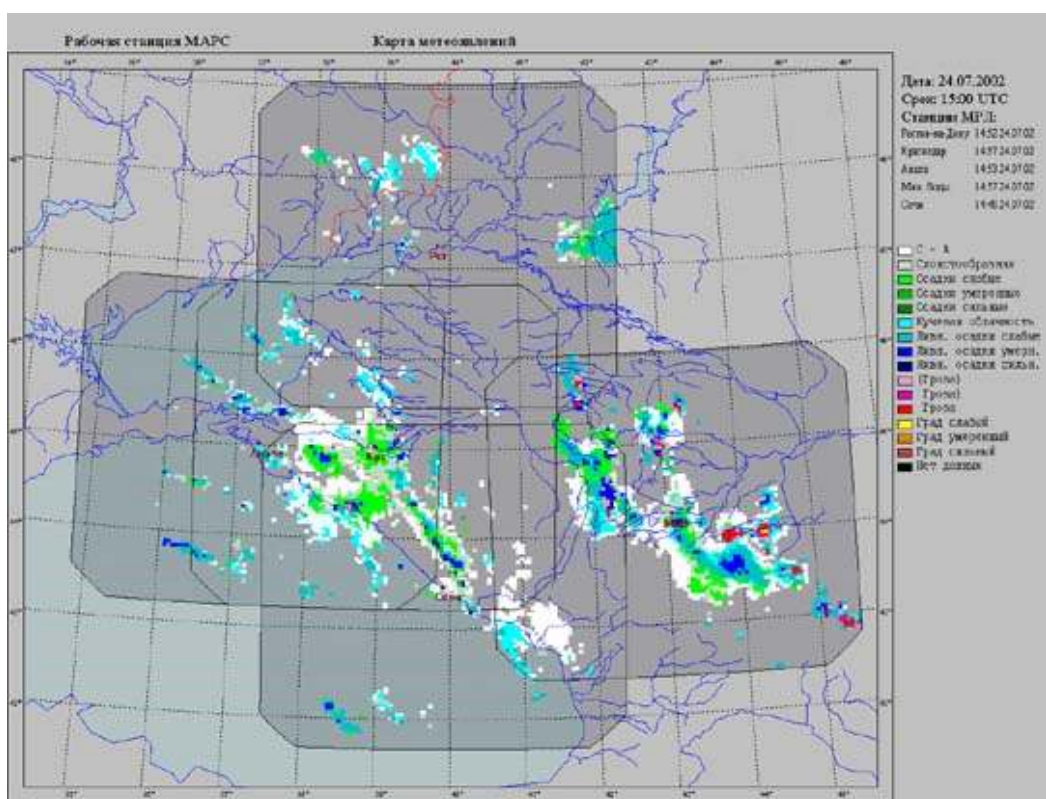


Рис. 4.19 – Сتيكovaná карта даних метеорологічних РЛС мережі „МАРС”

4.4 Радіолокаційний моніторинг навколишнього середовища

4.4.1 Вимірювання інтенсивності опадів і водності хмар за даними спостережень імпульсних РЛС

Відбиваність радіолокації хмар і опадів $Z = \int_{d_{i\min}}^{d_{i\max}} N(d_i) d_i^6 d(d_i)$ залежить від розподілу частинок $N(d_i)$ і від їх розмірів. Від цих же чинників залежать такі метеорологічні параметри, як водність хмар $w = \frac{\pi}{6} \rho \int_{d_{i\min}}^{d_{i\max}} N(d_i) d_i^3 d(d_i)$ і інтенсивність дощу $I = \frac{\pi}{6} \rho \int_{d_{i\min}}^{d_{i\max}} N(d_i) d_i^3 v(d_i) d(d_i)$, де ρ – щільність

гідрометеорних частинок, $v(d_i) = C d_i^\beta + u_B$ – швидкість падіння крапель біля поверхні Землі, C – стала, u_B – вертикальна складова швидкості вітру.

Таким чином, метеорологічні параметри – водність w і інтенсивність опадів I – пов'язані з радіолокаційною відбиваністю функціональними залежностями [30, 31]. Змірявши відбиваність Z атмосферних утворень, за допомогою цих залежностей можна, в принципі, розрахувати метеорологічні параметри w і I .

Проте функціональний зв'язок між величинами Z , I , w можна встановити тільки тоді, коли відомі закони розподілу дощових і хмарних крапель по розмірах, а також швидкості падіння дощових крапель. А аналіз спектрів розмірів крапель хмар і дощів указує на їх дуже велику мінливість. Тому великий розкид параметрів значно знижує точність радіолокаційного методу вимірювання I і w .

Інший принцип *вимірювання інтенсивності опадів* полягає у вимірюванні ослаблення радіохвиль в дощі, яке пов'язане з інтенсивністю формулою $\gamma_\delta = \beta I^\alpha$.

Параметри β і α змінюються в набагато вужчих межах, що дає можливість проводити вимірювання I з вищою точністю.

Вимірювання ослаблення радіохвиль засноване на порівнянні середньої потужності відбитих сигналів РЛС, що працює на двох довжинах хвиль λ_1 і λ_2 . При цьому діапазони хвиль вибирають так, щоб їх ослаблення в дощах помітно розрізнялося. Даний метод вимірювання інтенсивності дощів зручно використовувати в метеорологічній радіолокаційній станції МРЛ-5, що є на мережі і є двоохвильовою.

Розглянемо докладніше цей метод.

Зміряємо потужності сигналів, відбитих краплями дощу, що знаходяться в двох імпульсних об'ємах на відстанях R_2 і R_1 (рис. 4.20).

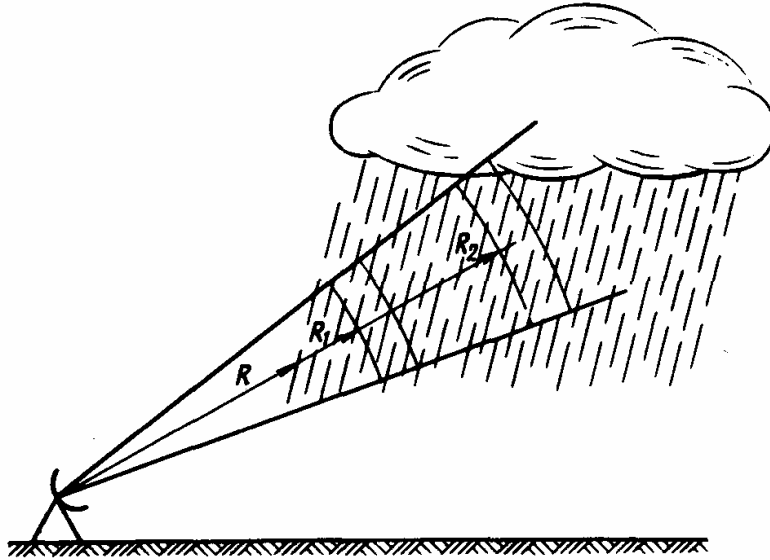


Рис. 4.20 – Вимірювання інтенсивності опадів радіолокаційним методом на двох довжинах хвиль

Потужність відбитого сигналу, прийнятого від імпульсного об'єму, видаленого на відстань R_1 на довжині хвилі λ_1 : $P_{np11} = \Pi_1 Z_{11} R_1^{-2} K_3 K_{oc11}$, а на довжині хвилі λ_2 : $P_{np12} = \Pi_2 Z_{12} R_1^{-2} K_3 K_{oc12}$, де P_{np11} , P_{np12} – потужності сигналів, що приймаються, від першого імпульсного об'єму на довжинах хвиль λ_1 і λ_2 , Π_1 , Π_2 – потенціали РЛС на довжинах хвиль λ_1 і λ_2 , Z_{11} , Z_{12} – радіолокаційні відбивні здатності дощових крапель, що знаходяться в першому імпульсному об'ємі на довжинах хвиль λ_1 і λ_2 , K_{oc11} , K_{oc12} – коефіцієнти ослаблення відбитого сигналу, прийнятого від першого імпульсного об'єму на довжинах хвиль λ_1 і λ_2 відповідно.

Для сигналу, відбитого від другого імпульсного об'єму, аналогічно запишемо: $P_{np21} = \Pi_1 Z_{21} R_2^{-2} K_3 K_{oc21}$, $P_{np22} = \Pi_2 Z_{22} R_2^{-2} K_3 K_{oc22}$.

Значення коефіцієнтів ослаблення K_{oc11} , K_{oc12} , K_{oc21} , K_{oc22} визначаються по відомих формулах.

Знайдемо співвідношення P_{np11}/P_{np12} і P_{np21}/P_{np22} . Вважаючи, що питомі коефіцієнти поглинання не залежать від дальності R , отримаємо:

$$\frac{P_{np11}}{P_{np12}} = \frac{Z_{11} R_2^2}{Z_{12} R_1^2} 10^{-0,2\gamma_{\Sigma 1}(R_2 - R_1)} \quad \text{і} \quad \frac{P_{np21}}{P_{np22}} = \frac{Z_{21} R_2^2}{Z_{22} R_1^2} 10^{-0,2\gamma_{\Sigma 2}(R_2 - R_1)} \quad (4.3)$$

де $\gamma_{\Sigma 1} = \gamma_{\Gamma 1} + \gamma_{\Delta 1} + \gamma_{обл1}$; $\gamma_{\Sigma 2} = \gamma_{\Gamma 2} + \gamma_{\Delta 2} + \gamma_{обл2}$ – сумарні коефіцієнти поглинання радіохвиль на довжинах хвиль λ_1 і λ_2 .

Позначимо $P_{np11}/P_{np12} = P_1$, $P_{np21}/P_{np22} = P_2$, тоді, логарифмуючи, отримаємо:

$$\lg P_1 = \lg \frac{Z_{11} R_2^2}{Z_{12} R_1^2} - 0,2 \gamma_{\Sigma 1} (R_2 - R_1) \quad \text{і} \quad \lg P_2 = \lg \frac{Z_{21} R_2^2}{Z_{22} R_1^2} - 0,2 \gamma_{\Sigma 2} (R_2 - R_1). \quad (4.4)$$

Якщо вважати, що ослаблення радіохвиль на довжині хвилі λ_2 істотно менше, ніж на λ_1 , то матимемо $\gamma_{\Sigma 1} \gg \gamma_{\Sigma 2}$.

Відніmemo в останніх виразах з першого друге і, нехтуючи значенням $0,2\gamma_{\Sigma 2}(R_2-R_1)$ в порівнянні із значенням $0,2\gamma_{\Sigma 1}(R_2-R_1)$, отримаємо

$$0,2\gamma_{\Sigma 1}(R_2 - R_1) = \lg \frac{P_2}{P_1} + \lg \frac{Z_{11} Z_{22}}{Z_{12} Z_{21}}. \quad (4.5)$$

Переходячи до децибел і вирішуючи його відносно γ , отримаємо

$$\gamma_{\Sigma 1} = \frac{10 \lg \frac{P_2}{P_1} + 10 \lg \frac{Z_{11} Z_{22}}{Z_{12} Z_{21}}}{2(R_2 - R_1)}. \quad (4.6)$$

Розкриваючи значення $\gamma_{\Sigma 1}$ остаточно отримаємо:

$$I = \left\{ \frac{1}{\beta} \left[\frac{\xi_P - \xi_Z}{2(R_2 - R_1)} - (\gamma_{\Gamma 1} + \gamma_{обт1}) \right] \right\}^{\frac{1}{\alpha}}, \quad (4.7)$$

$$\text{де} \quad \xi_P = 10 \lg \frac{P_{np21} P_{np12}}{P_{np22} P_{np11}} \quad \xi_Z = 10 \lg \frac{Z_{11} Z_{22}}{Z_{12} Z_{21}}.$$

За допомогою цієї формули можна знайти середню інтенсивність дощу, якщо відомі відношення потужностей відбитих сигналів, коефіцієнти ослаблення радіохвиль в газах і хмарах на довжині хвилі, що має більше ослаблення.

Одну з хвиль РЛС слід вибрати в діапазоні 3–6 см або 10 см, іншу, відповідно, в міліметровому діапазоні або в діапазоні 3–6 см. Для хвиль завдовжки 0,8 см і 3 см вимірювання потрібно проводити при $(R_2 - R_1) \approx 10$ км.

Вимірювання потужності радіолуни з точністю 1,5 дБ на хвилях $\lambda_1 = 0,34$ см і $\lambda_2 = 3$ см при $(R_2 - R_1) \approx 3$ км забезпечує визначення майже всіх I , що зустрічаються в природі.

Вимірювання водності хмар, засноване на вимірюванні ослаблення радіохвиль, здійснюється аналогічним чином, але з використанням

співвідношення $\gamma_{\text{хмар}} = \beta w^\alpha$.

При використанні радіолокаційних методів вимірювання інтенсивності опадів і водності хмар слід враховувати, що РЛС визначає середню інтенсивність опадів і вологість хмар в межах імпульсного об'єму, розміри якого у міру видалення від РЛС можуть бути дуже значними.

Так, наприклад, при $R=10$ км, $\tau_u=1$ мкс і $\theta=1^\circ$ величина імпульсного об'єму V має значення $4,4 \cdot 10^6$ м³.

Радіолокаційний метод дає можливість практично миттєво визначати середнє значення інтенсивності опадів, віднесене до площі, що відповідає проекції вказаного об'єму на поверхню Землі. Для приведених вище даних ця площа рівна $2,6 \cdot 10^4$ м².

Таким чином, радіолокаційні вимірювання виявляються більш усередненими, ніж пловіографічні. Це приводить до того, що радіолокаційні вимірювання виявляються більш показовими при існуючій рідкісній дощомірній мережі.

Крім того, радіолокаційний метод вимірювання інтенсивності опадів може використовуватися на певній висоті над Землею. У цьому полягає принципова відмінність радіолокаційного методу від наземних пловіографічних вимірювань опадів. Ці відмінності приводять до неспівпадань радіолокаційних даних і пловіографічних вимірювань.

Найважливіша перевага радіолокаційного методу полягає в тому, що забезпечується одночасне і дистанційне вимірювання кількості і інтенсивності опадів на великих площах в радіусі 100–150 км. Недоліки пов'язані з тим, що радіолокаційний метод є непрямим, оскільки інтенсивність опадів складним чином визначається по зміряній величині потужності відбитих сигналів.

4.4.2 Вимірювання швидкості і напрямку вітру доплерівськими метеорологічними РЛС

Метеорологічні доплерівські РЛС призначені для вимірювання швидкостей переміщення хмар, опадів, невидимих неоднорідностей тропосфери, зграй птахів (орнітологічних об'єктів) і комах, а також для вимірювання швидкостей рухів розсіюючих часток всередині атмосферних утворень [32].

Гідрометеорні частки атмосферних утворень беруть участь в складних рухах: під дією вітру вони переміщаються в горизонтальному напрямі у складі всього утворення; під дією гравітаційних сил, висхідних і низхідних повітряних потоків вони беруть участь у вертикальних рухах; внаслідок турбулентних рухів вони хаотично переміщаються в просторі. Внаслідок вказаних переміщень відбивних часток частота прийнятих радіолокаційних сигналів відрізнятиметься від частоти зондувальних

сигналів РЛС, тобто матиме місце доплерівський зсув частоти.

Впорядкований рух атмосферного утворення, як системи відбивних часток, визначає середній доплерівський зсув частоти, а рух окремих відбивних часток один щодо одного впливає на ширину спектру доплерівських частот. Аналізуючи спектр сигналу, що приймається, можна одержати інформацію про рух як метеооб'єкта в цілому, так і про рух гідрометеорних частинок усередині метеооб'єкта.

Доплерівський зсув частоти пов'язаний тільки з радіальним переміщенням відбивних часток (радіальними швидкостями). Тому за допомогою доплерівських РЛС можливе вимірювання лише радіальних швидкостей. Для отримання повного вектора швидкості метеооб'єкта або спектру повного вектора переміщення окремих гідрометеорних часток необхідно мати три доплерівські РЛС, що опромінюють вибраний для дослідження метеооб'єкту з різних напрямів.

Вихідним пристроєм метеорологічних доплерівських РЛС є аналізатор спектру доплерівських частот. Аналізатор спектру є або системою вузькосмугових фільтрів, кожен з яких налаштований на певну частоту, віддалену від сусідньої на величину смуги пропускання фільтра, або вузькосмуговий фільтр з перебудовуванням по частоті в межах всього діапазону можливих змін доплерівських частот.

При використанні доплерівських РЛС з безперервним випромінюванням метеорологічна інформація міститься в доплерівській частоті або спектрі доплерівських частот безперервного вихідного сигналу. У разі застосування когерентно-імпульсних РЛС метеорологічна інформація міститься в змінах амплітуд відбитих імпульсів, внаслідок чого повинен аналізуватися спектральний склад огинаючої імпульсних сигналів на виході радіоприймального пристрою.

Вимірювання швидкості і напрямку вітру доплерівськими РЛС. Доплерівські РЛС, вимірюючи середнє значення доплерівської частоти відбитого сигналу, можуть зміряти середню радіальну швидкість вітру відносно РЛС. Для оперативної практики в метеорологічному відношенні необхідно знати вектор вітру, тобто величину швидкості вітру і її складових, а також напрям вітру. У загальному випадку вектор вітру має горизонтальну і вертикальну складові. Позначимо (рис. 4.21) через u_r горизонтальну складову швидкості вітру, через u_v – вертикальну складову, α – напрям вітру, β – азимут осі діаграми направленості антени, δ – кут місця осі діаграми. Радіальна складова швидкості вітру V_r , вимірювана РЛС, є проекція вектора швидкості вітру \vec{u} на вісь діаграми направленості.

Оскільки проекція \vec{u} на вісь діаграми дорівнює сумі проекцій її складових u_r і u_v , то маємо: $V_r = u_r \cos(\alpha - \beta) \cos \delta + u_v \sin \delta$.

Ця система має вигляд:

$$\begin{aligned} V_{r1} &= u_r \cos(\alpha - \beta_1) \cos \delta_1 + u_B \sin \delta_1. \\ V_{r2} &= u_r \cos(\alpha - \beta_2) \cos \delta_2 + u_B \sin \delta_2. \\ V_{r3} &= u_r \cos(\alpha - \beta_3) \cos \delta_3 + u_B \sin \delta_3. \end{aligned} \quad (4.8)$$

Вирішуючи систему відносно α , u_r і u_B , визначимо вектор швидкості вітру.

Для реалізації цього методу вимірювання швидкості вітру потрібна чітка організація синхронних спостережень трьома РЛС і автоматична обробка результатів спостережень.

За допомогою однієї доплерівської РЛС можна визначити горизонтальну складову швидкості вітру і його напрям, якщо спостерігати за опадами в районі розміщення РЛС.

Дійсно, виставивши антенний промінь горизонтально ($\delta=0$), отримаємо: $V_r = u_r \cos(\alpha - \beta)$.

Якщо вітер відсутній, то випадні краплі дощу не матимуть радіальної складової швидкості доплерівська частота відбитих сигналів на виході РЛС дорівнюватиме нулю. За наявності вітру у випадних крапель дощу з'явиться радіальна складова швидкості, що приведе до доплерівського зсуву частоти відбитого сигналу.

При зміні азимутного напрямку антени доплерівська частота змінюватиметься і досягне свого максимального значення, коли антена орієнтована по напрямку вітру або назустріч ньому. При цьому різниця $\alpha - \beta$ буде рівна або 0° , або 180° , а V_r , зміряна за значенням доплерівської частоти, буде рівна u_r . З прикладу, приведеного на рис. 4.23, можна укласти, що напрям вітру характеризувався азимутним кутом 80° і його швидкість дорівнювала приблизно 15 м/с.

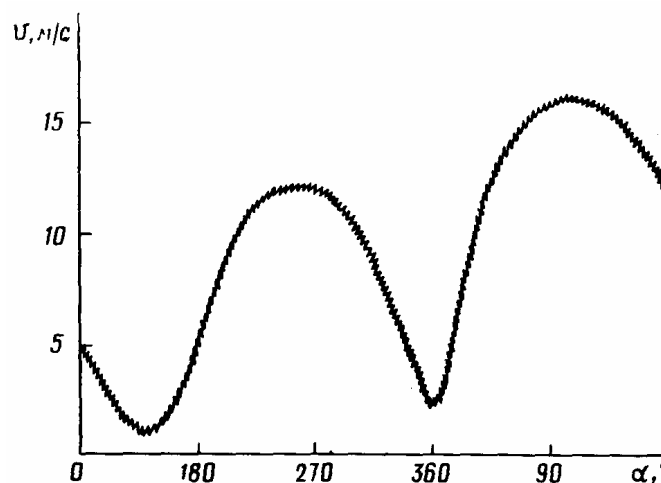


Рис. 4.23 – Результати вимірювання вітру доплерівською РЛС

4.5 Застосування штучних нейронних мереж для розв'язання задачі виявлення метеорологічних об'єктів за даними радіолокаційного моніторингу

4.5.1 Постановка задачі виявлення на тлі шумів радіолокаційного сигналу, відбитого від метеорологічного об'єкта, і місце штучної нейронної мережі при вирішенні цієї задачі

Метеорологічні радіолокаційні станції випромінюють імпульси високочастотних коливань (зондувальні імпульси). Зондувальний сигнал РЛС може бути описаний наступними виразами [30, 32]:

$$\begin{cases} S_3(t) = S_3 \cos(\omega_0 t + \varphi_0); & -\frac{\tau_{\text{и}}}{2} \leq t \leq \frac{\tau_{\text{и}}}{2}; \\ S_3(t) = 0; & |t| > \frac{\tau_{\text{и}}}{2}, \end{cases} \quad (4.9)$$

де S_3 – амплітуда зондувального сигналу; ω_0 – частота зондувального сигналу РЛС (переносна частота); φ_0 – початкова фаза зондувального сигналу.

З приведених виразів видно, що зондувальним сигналом є радіоімпульс тривалістю $\tau_{\text{и}}$ з прямокутною огинаючою і постійною частотою заповнення ω_0 при відліку часу t від середини імпульсу (рис. 4.24,а).

Кожна відбивна частинка метеоб'єкту, що входить в імпульсний об'єм РЛС, створює відбитий сигнал, що приймається радіолокаційною станцією. Цей сигнал від деякої i -ї частинки визначається виразами:

$$\begin{cases} S_i(t) = S_i \cos[\omega_0(t + t_{\text{зад}i}) + \varphi_i]; & -\frac{\tau_{\text{и}}}{2} \leq t \leq \frac{\tau_{\text{и}}}{2}; \\ S_i(t) = 0; & |t| > \frac{\tau_{\text{и}}}{2}, \end{cases} \quad (4.10)$$

де S_i – амплітуда прийнятого РЛС відбитого сигналу, створеного i -ю відбивною частинкою, $t_{\text{зад}i} = 2 \cdot R_i / c$ – час запізнювання прийнятого сигналу по відношенню до зондувального (R_i – відстань від РЛС до i -ї відбивної частки, c – швидкість поширення радіохвиль); φ_i – початкова фаза прийнятого сигналу.

Таким чином, кожна відбивна частинка створює на вході РЛС відбитий сигнал подібний до зондувального сигналу (рис. 4.24,б).

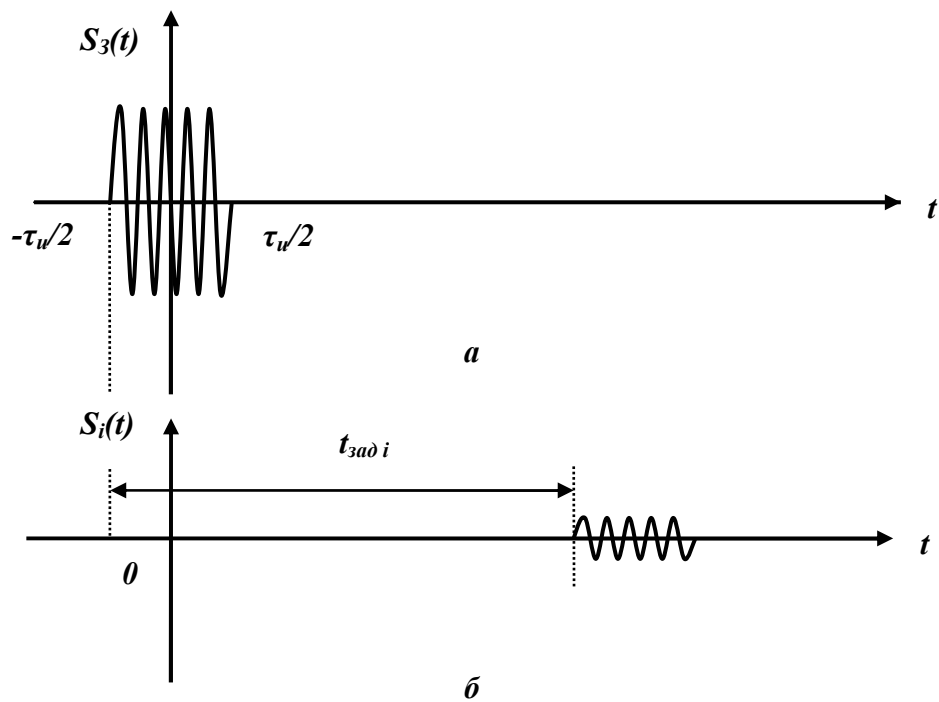


Рис. 4.24 – Вигляд зондувального сигналу РЛС (а) і сигналу, відбитого i -ю гідрометеорною частинкою (б)

На вході РЛС одночасно існує M таких сигналів від M відбивних часток, що знаходяться в імпульсному об'ємі V метеооб'єкта.

Отже, на вході РЛС існуватиме відбитий від метеооб'єкта сигнал, що описується співвідношенням:

$$S_i(t) = \sum_{i=1}^M S_i \cos[\omega_0(t + t_{zad i}) + \varphi_i]. \quad (4.11)$$

Тривалість T_c (рис. 4.25) сигналу, що приймається, визначається радіальною протяжністю метеооб'єкту і може значно перевершувати тривалість зондувального імпульсу τ_u .

Гідрометеорні частинки, що відбивають зондувальний сигнал, знаходяться в стані безперервного хаотичного руху під дією сили тяжіння, вітру, конвективних потоків. Внаслідок цього змінюється їх взаємне розташування і орієнтація, що веде до безперервної зміни фазових і амплітудних співвідношень між сигналами від окремих частинок. Відбувається хаотична зміна S_i , $t_{zad i}$, і φ_i .

Внаслідок цього прийнятий від метеооб'єкта сигнал буде шумовим (хаотично змінним) електромагнітним коливанням (рис. 4.25).

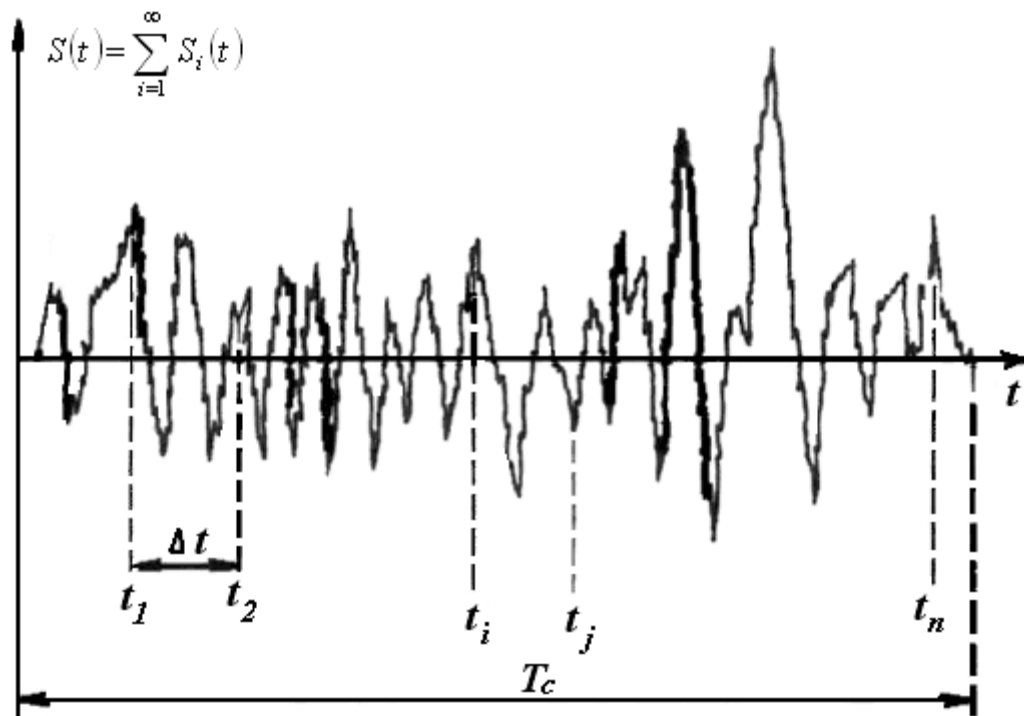


Рис. 4.25 – Вигляд радіолокаційного сигналу, відбитого метеороб'єктом

Тому прийнятий РЛС сигнал не може бути описаний яким-небудь аналітичним виразом. Для визначення властивостей шумового радіолокаційного сигналу, що приймається РЛС, використовують закон розподілу значень сигналу $S(t)$, закон розподілу потужності сигналу P_s , кореляційну функцію і енергетичний спектр сигналу.

Одновимірний закон розподілу значень $S(t)$ характеризує вірогідність того, що значення випадкового сигналу $S(t)$, узятим в довільний момент часу t_i , набере одне із значень в інтервалі від S до $S+\Delta S$. Експериментальні і теоретичні дослідження показали, що одновимірний розподіл $S(t)$ описується нормальним законом з нульовим математичним очікуванням

$$W(S) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_s} \exp\left(-\frac{S^2}{2\sigma_s^2}\right), \quad (4.12)$$

де σ_s^2 – дисперсія сигналу S , σ_s^2 по своєму фізичному сенсу є середньою потужністю прийнятого сигналу, $\sigma_s = \sqrt{P_{\text{пр}}}$ – середньоквадратичне відхилення значень сигналу, що приймається, від його математичного очікування (середнього значення).

Середньоквадратичне відхилення сигналу S є мірою його флуктуацій

(випадкових хаотичних змін). Флуктуації сигналу S є наслідком хаотичного руху відбивних гідрометеорних частинок метеооб'єкта.

Відбитий від метеооб'єкту радіолокаційний сигнал є безперервною функцією $S(t)$ на інтервалі $[0, T_c]$.

Відповідно до теореми Котельникова він може бути однозначно представлений в дискретному вигляді рядом n своїх значень. Ці значення беруться через інтервали часу Δt , що дорівнюють часу τ_k кореляції сигналу $S(t)$ (рис. 4.25). Значення сигналу $S(t)$, узяті через інтервали $\Delta t = \tau_k$ називаються вибіркою сигналу, а число n цих значень – об'ємом вибірки.

Статистичні властивості вибірки описуються законом сумісного розподілу вибірових значень сигналу $W(S_1, \dots, S_n)$, де S_j – вибірові значення сигналу $S(t)$, узяті в t_j моменти часу. Кожне вибірове значення сигналу – випадкова величина, розподілена за нормальним законом.

Оскільки вибірові значення узяті через інтервали часу $\Delta t = \tau_k$, то вони незалежні, і це означає, що:

$$W(S_1, \dots, S_n) = W(S_1) \cdot W(S_2) \cdot \dots \cdot W(S_n), \quad (4.13)$$

або з урахуванням попередньої формули

$$W(S_1, \dots, S_n) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^n \sigma_s^n} \exp \left(-\frac{\sum_{j=1}^n S_j^2}{2\sigma_s^2} \right), \quad (4.14)$$

де $W(S_1, \dots, S_n)$ є багатовимірним законом розподілу амплітуд відбитого сигналу.

Оскільки прийнятий РЛС відбитий сигнал $S(t)$ флуктує, то флуктує і його потужність P_s . Експериментально і теоретично доведено, що закон розподілу P_s описується виразом

$$W(P_s) = \frac{1}{2\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)\sigma_s^n} \left(\frac{P_s}{2}\right)^{\frac{n}{2}-1} \exp\left(-\frac{P_s}{2\sigma_s^2}\right), \quad P_s > 0, \quad (4.15)$$

де $\Gamma(n/2)$ – гамма-функція.

Закон розподілу P_s характеризує вірогідність того, що потужність відбитого сигналу приймає одне із значень в інтервалі від P_s до $P_s + \Delta P_s$. Закони розподілу $W(S)$ і $W(P_s)$ представлені на рис. 4.26.

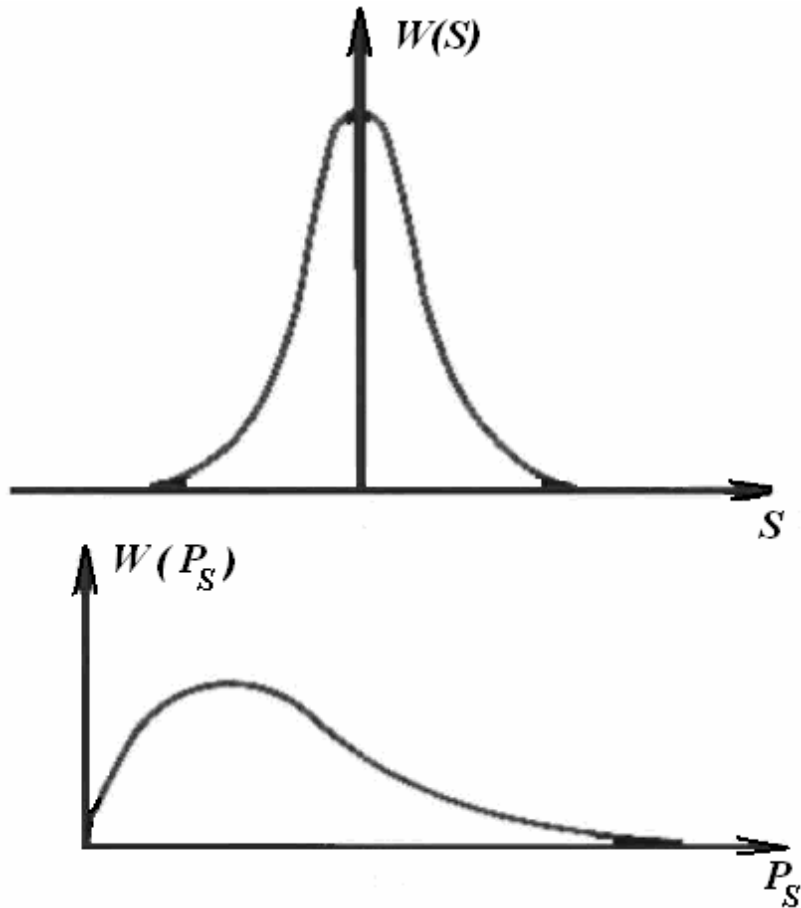


Рис. 4.26 – Вид законів розподілу: *вгорі* – значень прийнятого сигналу від метеооб'єкта; *внизу* – значень потужності цього сигналу

Кореляційна функція $\Psi_s(\tau)$ флуктуацій прийнятого радіолокаційного сигналу $S(t)$ характеризує статистичний зв'язок між двома прийнятими значеннями шумового сигналу від метеооб'єкта, відокремленими інтервалом τ .

Кореляційна функція визначається співвідношенням

$$\Psi_s(\tau) = \Psi_s(t, t + \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} S_t S_{t+\tau} W(S_t, S_{t+\tau}, t, t + \tau) dS_t dS_{t+\tau}, \quad (4.16)$$

де $W(S_t, S_{t+\tau}, t, t + \tau)$ – закон сумісного розподілу значень сигналу $S(t)$, відокремлених інтервалом τ . Чим повільніше, „плавніше” змінюється в часі $S(t)$, тим більше інтервал τ , в межах якого спостерігається зв'язок між його випадковими значеннями.

Для сигналу $S(t)$, що є випадковим процесом, завжди можна вказати такий інтервал часу τ_k , що при $\tau \geq \tau_k$ величини $S(t)$ і $S(t + \tau)$ будуть практично некорельованими в тому сенсі, що при $\tau > \tau_k$ абсолютна величина

коефіцієнта кореляції $R_s(\tau)$ залишається менше заданої, наприклад $|R_s(\tau)| < 0,1$ або $|R_s(\tau)| < 0,5$, де $R_s(\tau)$ – коефіцієнт кореляції сигналу $S(t)$, пов'язаний з кореляційною функцією наступним співвідношенням:

$$R_s(\tau) = \frac{\Psi_s(\tau)}{\sigma_s^2}. \quad (4.17)$$

Величину τ_k називають часом кореляції флуктуацій відбитого сигналу по заданому рівню. У разі прикладу, приведеного вище, цей рівень складає 0,1 і 0,5 відповідно. У практиці радіометеорологічних вимірювань найчастіше використовуються ці рівні. Енергетичний спектр $F(\Omega)$ флуктуацій радіолокаційного сигналу, що приймається, характеризує значення потужності, що доводиться на смугу частот 1 Гц.

Енергетичний спектр і кореляційна функція флуктуацій радіолокаційного сигналу зв'язані перетворенням Фур'є:

$$\begin{aligned} \Psi_s(\tau) &= \frac{1}{2\pi} \int_0^{\infty} F(\Omega) \cos \Omega \tau d\Omega, \\ F(\Omega) &= 4 \int_0^{\infty} \Psi_s(\tau) \cos \Omega \tau d\tau. \end{aligned} \quad (4.18)$$

Однією з важливих характеристик енергетичного спектра є його ширина $\Delta F(\Omega)$, яка зв'язана з часом кореляції сигналу співвідношенням: $\Delta F(\Omega) = 1/(2\tau_k)$.

Кореляційні функції і енергетичні спектри радіолокаційних сигналів, відбитих від метеооб'єктів, достатньо сильно залежать від довжини хвилі коливальних, що випромінюються РЛС.

У таблиці 4.3 наведені значення τ_k по рівню 0,1 і значення $\Delta F(\Omega)$ сигналів, відбитих різними метеооб'єктами.

З таблиці видно, що у метеорологічних об'єктів найбільшим часом кореляції і, отже, найбільш вузьким спектром флуктуацій характеризуються візуально не спостережувані діелектричні неоднорідності („ангел-відлуння”), опади у вигляді сухого снігу і шарувато-дошові хмари. Для них на довжині хвилі $\lambda = 3$ см час кореляції знаходиться в межах 45–15,7 мс, $\Delta F(\Omega)$ – в межах 6–23 Гц.

Найменшим часом кореляції і найширшим спектром флуктуацій характеризуються купчасто-дошові хмари, для яких $\tau_k = 5,8$ мс, а $\Delta F(\Omega) = 56$ Гц.

Інші типи хмар і опадів мають характеристики флуктуацій, що слабо відрізняються один від одного ($\tau_k = 8$ –10 мс і $\Delta F(\Omega) = 30$ –40 Гц).

Таблиця 4.3 – Значення часу кореляції по рівню 0,1 і ширина енергетичного спектру флуктуацій радіолокаційних сигналів, відбитих різними метеорологічними об'єктами

Метеорологічний об'єкт	Довжина хвилі коливань, що випромінюються РЛС λ , см			
	3		0,8	
	τ_k , мс	$\Delta F(\Omega)$, Гц	τ_k , мс	$\Delta F(\Omega)$, Гц
Шарувато-дошові хмари (Ns)	15,7	23	10,0	30
Дош	8,5	37	3,7	82
Мряка	11	29	3,5	89
Сніг:				
сухий	19,4	16	19,5	16
мокий	7,9	38	8,4	33
Купчасто-дошові хмари (Cb)	5,8	56	3,2	121
Висококупчасті і високошаруваті хмари (Ac і As)	6,5	49	-	-
Перисті хмари (Ci)	14,3	19	-	-
Діелектрична неоднорідність:				
ясне небо	45	6	-	-
похмуре небо	26	12	-	-

Прийом відбитих від метеооб'єктів радіолокаційних сигналів проводиться на тлі внутрішніх шумів приймачів РЛС, теплових шумів. Ці шуми маскують відбитий сигнал, який теж має шумовий характер. Особливий сильно маскуючий вплив шумів виявляється, коли відбитий сигнал слабкий. Внаслідок маскуючої дії шумів сигнал метеооб'єкта може бути не зареєстрований (не виявлений) оператором РЛС або автоматичним пристроєм виявлення (наприклад, спеціалізованою ЕОМ).

У зв'язку з цим в практиці метеорологічної радіолокації виникає задача виявлення сигналів від метеооб'єктів. Ця задача полягає в тому, щоб виділити шумовий відбитий від метеооб'єкту сигнал на тлі внутрішніх шумів приймача, званих завадами.

В процесі виявлення оператор метеорологічної РЛС або автоматичний пристрій, поспостерігавши і проаналізувавши вихідну напругу радіолокаційного приймача, повинні дати відповідь: створена ця напруга відбитим від метеооб'єкта сигналом і внутрішніми шумами приймача або тільки внутрішніми шумами.

Отже, якщо є відбитий від метеоб'єкту сигнал, то напруга на виході приймача буде утворена адитивною сумішшю сигналу $S(t)$ і внутрішнім шумом $\eta(t)$:

$$u_{\text{вих}} = S(t) + \eta(t), \quad (4.19)$$

якщо відбитого сигналу немає, то

$$u_{\text{вих}} = \eta(t) \quad (4.20)$$

Експериментально і теоретично доведено, що закони розподілу $u_{\text{вих}}$ як за наявності відбитого сигналу $S(t)$, так і при його відсутності є нормальними.

Закони розподілу $u_{\text{вих}}$ за наявності сигналу $W(u_{\text{вих}}/S)$ і за наявності тільки внутрішніх шумів $W(u_{\text{вих}}/\eta)$ приведені на рис. 4.27.

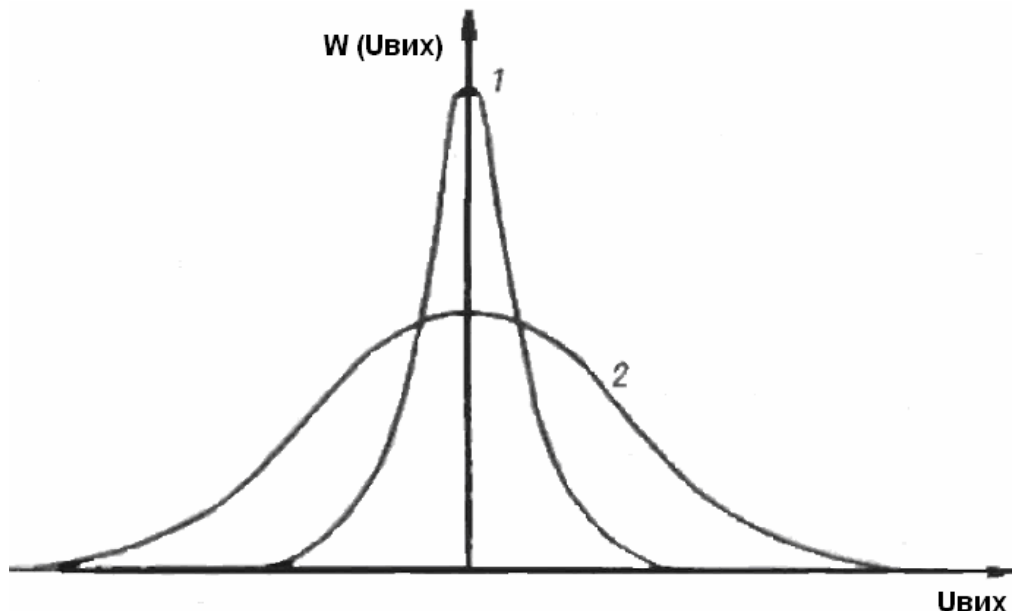


Рис. 4.27 – Закони розподілу значень вихідної напруги приймача РЛС за наявності відбитого сигналу (2) і наявності тільки шуму (1)

Зіставляючи закони розподілу, можна зробити висновок, що вони відрізняються один від одного тільки своїми параметрами, а саме дисперсіями. Ця відмінність обумовлена тим, що за наявності відбитого від метеоб'єкта сигналу $S(t)$ потужність вихідної напруги $P_{u_{\text{вих}}} = P_S + P_{\text{ш}}$, а за відсутності сигналу $P_{u_{\text{вих}}} = P_{\text{ш}}$, де P_S і $P_{\text{ш}}$ – потужності відбитого сигналу і внутрішніх шумів відповідно.

Таким чином, для виявлення сигналів метеоб'єктів в метеорологічних РЛС використовується відмінність в потужностях

(дисперсіях законів розподілу) вихідних сигналів приймача РЛС.

Практично виявлення метеооб'єктів, основане на відмінності потужностей вихідних сигналів приймача РЛС, здійснюється таким чином.

У індикаторних пристроях РЛС є обмежувачі, наприклад, діодні обмежувачі. На екранах індикаторів „засвічення” (відмітки від об'єктів) створюють тільки ті сигнали, які з'являються на виході обмежувача.

На виході обмежувача з'являються сигнали, потужність яких перевищує деяке значення, зване пороговим $P_{\text{пор}}$.

У МРЛС вимірюється потужність шумів приймача $P_{\text{ш}}$ (або коефіцієнт шуму $N_{\text{ш}}$) і значення $P_{\text{пор}}$ вибирається таким, щоб вірогідність перевищення порогового значення потужності внутрішніми шумами була дуже мала (10^{-4} – 10^{-6}). Очевидно, що вірогідність появи „засвічення” (відмітки), створеного внутрішніми шумами, дорівнюватиме вірогідності перевищення ними порогового значення.

Утворення відмітки від об'єкту за рахунок дії внутрішніх шумів називається вірогідністю помилкової тривоги і позначається F . У МРЛС значення $P_{\text{пор}}$ вибирається таким, щоб $F = 10^{-4}$ – 10^{-6} . Потужність суміші відбитого від метеооб'єкта сигналу і внутрішніх шумів більше потужності внутрішніх шумів, тому вірогідність перевищення порогу цією сумішшю, а значить, і вірогідність появи відмітки об'єкта на індикаторах РЛС за наявності відбитого сигналу будуть більше F . Ця вірогідність називається вірогідністю виявлення цілі і позначається D .

Очевидно, що значення F і D визначаються вірогідністю перевищення порогового значення потужностями внутрішніх шумів і суміші сигнал плюс внутрішні шуми відповідно. На рис. 4.28 наведені закони розподілу потужності внутрішніх шумів $W(P_{\eta})$ і суміші сигнал плюс внутрішні шуми $W(P_{S+\eta})$. Тут же показана і вірогідність F і D , яка чисельно дорівнює площам, обмеженим значенням $P_{\text{пор}}$ і кривими $W(P_{\eta})$ і $W(P_{S+\eta})$.

Значення D залежить від співвідношення потужностей відбитого сигналу P_S і внутрішніх шумів $P_{\eta}=P_{\text{ш}}$. Як міру цього співвідношення зазвичай беруть величину $q^2=P_S/P_{\text{ш}}$. Чим більше потужність сигналу, що приймається, тим більше вірогідність виявлення метеооб'єкта. У свою чергу потужність сигналу, що приймається, тим більше, чим більше потенціал МРЛС, відбивна здатність об'єкта і чим менше дальність до нього.

Найдобріше виявляються метеооб'єкти, мікрофізична структура яких забезпечує велику відбивну здатність. До таких метеооб'єктів насамперед слід віднести купчасто-дощові хмари з грозовими явищами і без них, шарувато-дощові хмари, потужні купчасті хмари.

На рис. 4.29 як приклад наведені криві виявлення метеорологічною РЛС різних форм хмар залежно від дальності до них.

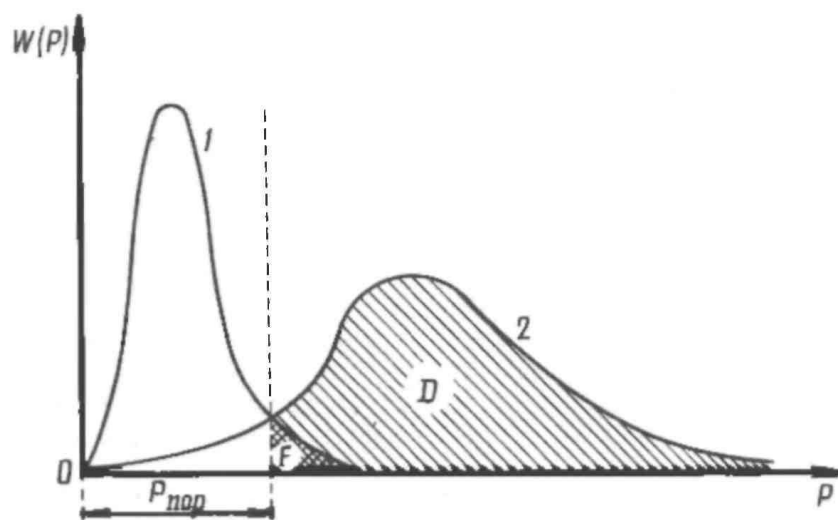


Рис. 4.28 – Закони розподілу значень потужностей шумів (1) і суміші сигнал–шум (2), F – вірогідність помилкових тривог, D – вірогідність виявлення метеооб’єкта

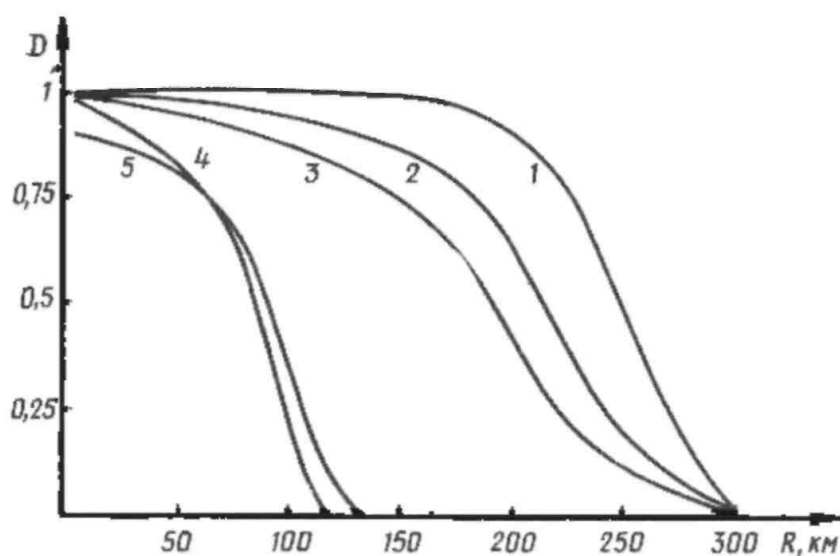


Рис. 4.29 – Залежність вірогідності виявлення D різних форм хмар при заданій вірогідності помилкових тривог F метеорологічною РЛС від дальності до них (криві виявлення):

1 – для купчасто-дощових хмар (Cb) з грозовими явищами, 2 – для шарувато-дощових хмар (Ns) із зливами, 3 – для високошаруватих хмар (As) з облоговим дощем, 4 – для високошаруватих хмар (As) з обложним снігом, 5 – для шарувато-купчастих (Sc) і шаруватих (St) з облоговим снігом

Дані про вірогідність радіолокаційного виявлення різних форм хмар надзвичайно важливі для забезпечення господарської діяльності і забезпечення безпеки польотів. Вони необхідні для організації радіолокаційної мережі штормового сповіщення і попередження про грози і зливи.

Як вже відмічалось раніше, в метеорологічній радіолокаційній станції значення $P_{\text{пор}}$ вибирається таким, щоб $F = 10^{-4} \dots 10^{-6}$. Проте в процесі роботи з різних причин змінюється потужність шумів приймача $P_{\text{ш}}$. Це приводить до того, що вірогідність помилкової тривоги F істотно змінюється, що неприпустимо. Тому в тракт прийому сигналу вбудовується система шумового автоматичного регулювання посилення (ШАРУ) для стабілізації рівня помилкових тривог [33]. Принцип її роботи оснований на вимірюванні рівня напруги шуму в останній чверті дистанції і підстроюванні порогу $P_{\text{пор}}$ пропорційно зміряному значенню шуму.

При цьому вважається, що ніяких сигналів від метеоутворень усередині стробу немає. Проте це умова насправді дуже часто не дотримується. Тому значення порогу виявлення $P_{\text{пор}}$ може виявитися завищеним, що в наступному зондуванні приведе до зменшення вірогідності правильного виявлення сигналу, що також неприпустимо. Для уникнення цього потрібно побудувати виявник, який виявляв би сигнал від метеоутворення в останній чверті дистанції і на підставі факту виявлення запобігав зміні значення порогу $P_{\text{пор}}$ для основного тракту виявлення сигналів (рис. 4.30).

Таким чином, в остаточному формулюванні задача виглядає таким чином: побудувати виявник шумоподібного сигналу на тлі власних шумів приймального пристрою із застосуванням штучної нейронної мережі.

4.5.2 Розв'язання задачі виявлення метеорологічною РЛС відбитого від метеорологічного об'єкта сигналу із застосуванням штучної нейронної мережі

Отже, виявник на основі штучної нейронної мережі повинен виконати задачу виявлення шумоподібного сигналу на тлі власних шумів приймального пристрою.

У існуючому на даний момент парку метеорологічних РЛС (МРЛ-1, 2, 4, 5, 6, Метеор-500С) зв'язаних з комплексом засобів автоматизації „Метеоячейка” не передбачений запис аналогових або цифрованих даних з виходу амплітудного або фазового детектора, і тому скористатися ними неможливо.

З цієї причини першим етапом рішення задачі виявлення відбитого від метеорологічного об'єкта сигналу із застосуванням штучної нейронної мережі буде моделювання вихідної сигнально-завадової обстановки, що

описана в попередньому пункті [34].

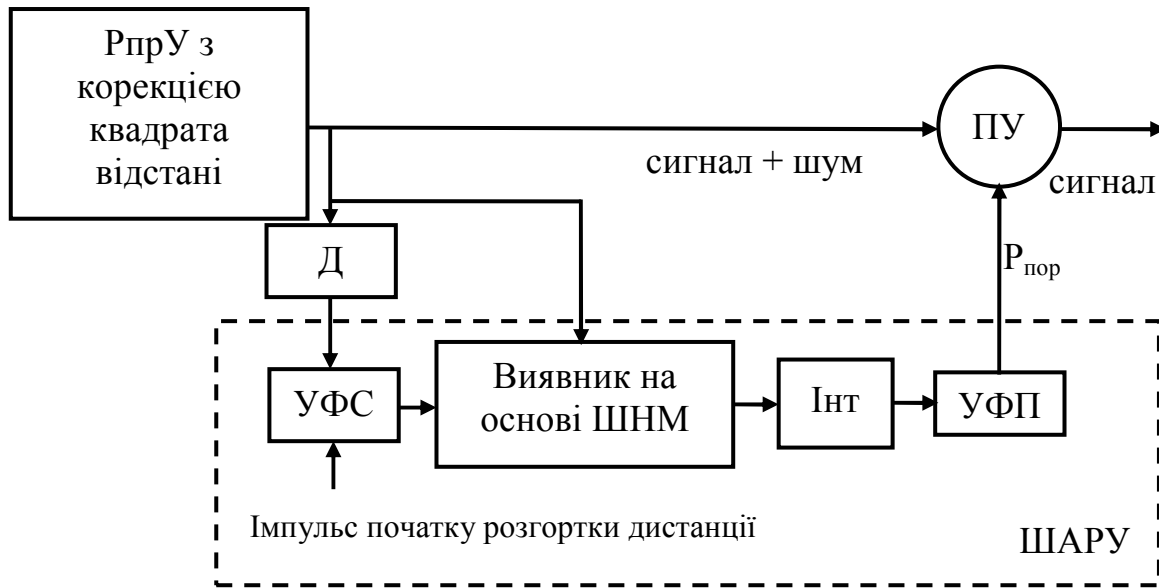


Рис. 4.30 – Місце виявника на основі штучної нейронної мережі в основному тракті виявлення сигналів метеорологічного радіолокатора
Позначення: РпрУ – радіоприймальний пристрій, Д – детектор, ШНМ – штучна нейронна мережа, Інт – інтегратор, УФП – пристрій формування порогу, ПУ – пороговий пристрій, ШАРУ – шумове автоматичне регулювання посилення, УФС – пристрій формування стробу

Другий етап рішення полягатиме власне в застосуванні штучної нейронної мережі для виявлення сигналу від метеоутворення.

Раніше було відмічено, що закон розподілу значень напруги на виході приймача за наявності тільки шуму є нормальним.

При існуючих потенціалах метеорологічних РЛС (МРЛС) типу МРЛ-5 дальність виявлення метеоутворень може сягати 300 км. Типова тривалість зондувального імпульсу для МРЛ-5 складає 1 мкс. Таким чином, на одному циклі зондування на повну дальність укладеться 2000 елементів розділу (елемент розділу $\delta R = c \cdot \tau_{\text{и}} / 2 = 3 \cdot 10^8 \cdot 1 \cdot 10^{-6} / 2 = 150$ м, число елементів розділу $n = R / \delta R = 300 / 0,15 = 2000$). Метеоутворення можуть займати від декількох елементів розділу (купчасті хмари гарної погоди) до повної дальності (суцільна шарувата хмарність). Для вирішення завдання приймемо 10% заповнення хмарністю всієї дальності виявлення МРЛС.

Для автоматизованого метеорологічного радіолокаційного комплексу АМРК „Метеор-500С–Метеоячейка” елемент розділу приблизно в 5 разів менше і дорівнює 30 метрам. Для нього на повній дальності укладеться 10000 елементів розділу, і протяжність

метеоутворення при прийнятому заповненні складатиме 1000 елементів розділу.

З урахуванням останніх міркувань сформуємо модель шуму, присутнього на виході приймального пристрою РЛС протягом одного циклу зондування.

Для цього сформуємо одновимірний масив випадкової величини A розмірністю $1 \times n$ з нормальним розподілом з математичним очікуванням рівним 0 і середньоквадратичним відхиленням рівним 1 (внутрішній шум приймального пристрою РЛС) (рис. 4.31):

```
n=10000;  
A=randn(1,n);  
figure; plot(A,'-k'); title('Shum');
```

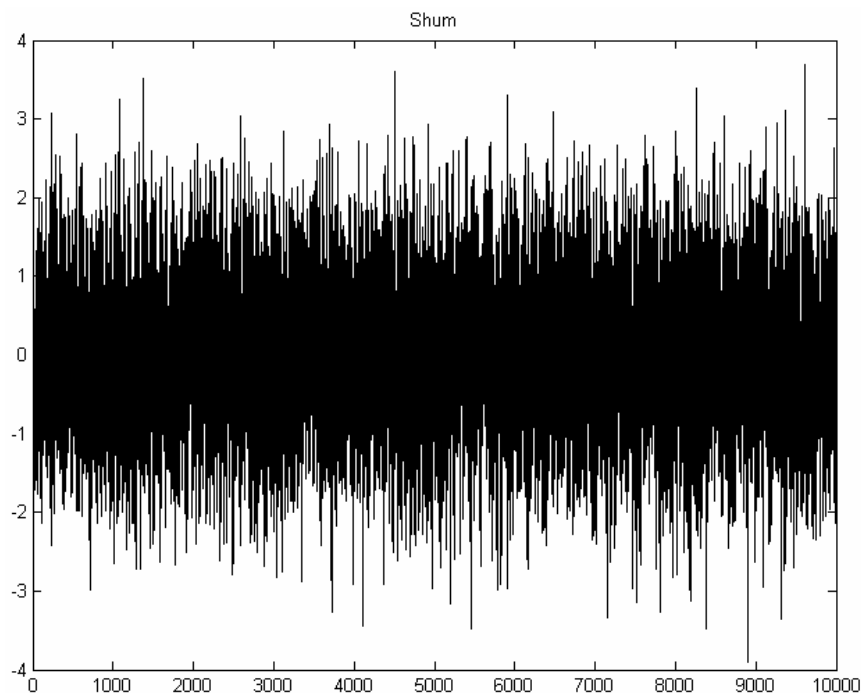


Рис. 4.31 – Модель внутрішнього шуму приймального пристрою РЛС

Засобами СКМ відобразимо гістограму масиву A , задавши в ній 20 стовпців (рис. 4.32):

```
nn=20;  
figure; hist(A,nn); title('Gistogramma shuma');
```

Цей режим відображення характеристики процесу не зовсім зручний для подальшого аналізу, оскільки надалі буде потрібно взаємне накладення графіків щільності розподілу вірогідності значень напруги шуму і сигналу. Тому окремо побудуємо графік щільності розподілу вірогідності значень напруги шуму.

Застосуємо функцію сортування масиву в порядку зростання:
 $AA = \text{sort}(A(:))$;

Вона знадобитися для побудови вказаного графіка за один прохід масиву.

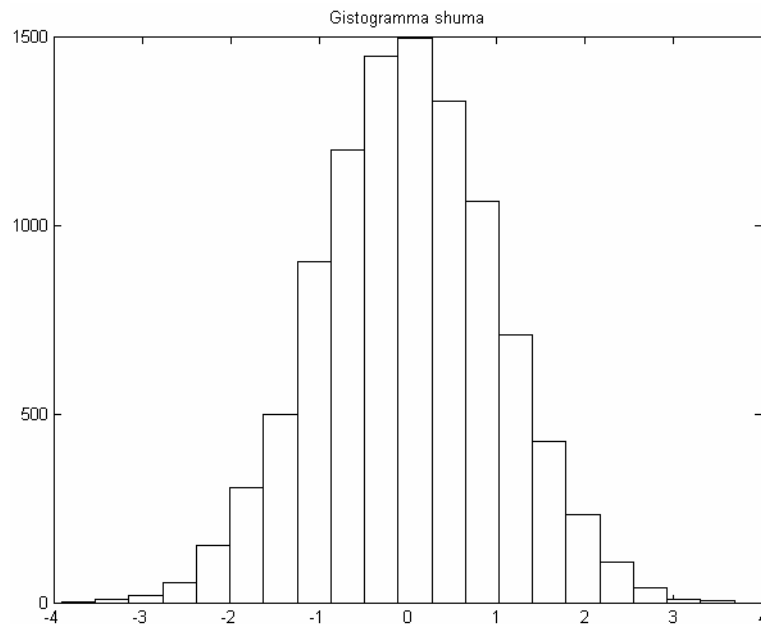


Рис. 4.32 – Гістограма внутрішнього шуму приймального пристрою РЛС

Знайдемо всі необхідні величини для його побудови (мінімальне і максимальне значення і ширину стовпця гістограми):

```
minA=min(A);
maxA=max(A);
dA=(maxA-minA) /nn;
```

Розрахуємо гістограму за один прохід масиву шуму:

```
ja=1;
for ik=1:nn
    c=1;
    jj(ik)=0;
    while c==1&ja<=n
        if AA(ja) <=minA+(ik)*dA
            jj(ik)=jj(ik)+1; ja=ja+1;
        else c=0;
        end;
    end;
end;
```

Масив `jj` і є масивом значень стовпців гістограми. Перетворимо гістограму в графік щільності розподілу вірогідності значень напруги шуму і відобразимо його (рис. 4.33):

```
jj=jj/max(jj);
figure; plot(minA+dA*(1:nn),jj,'-k'); title('Plotnost raspredelenija
verojatnosti shuma');
```

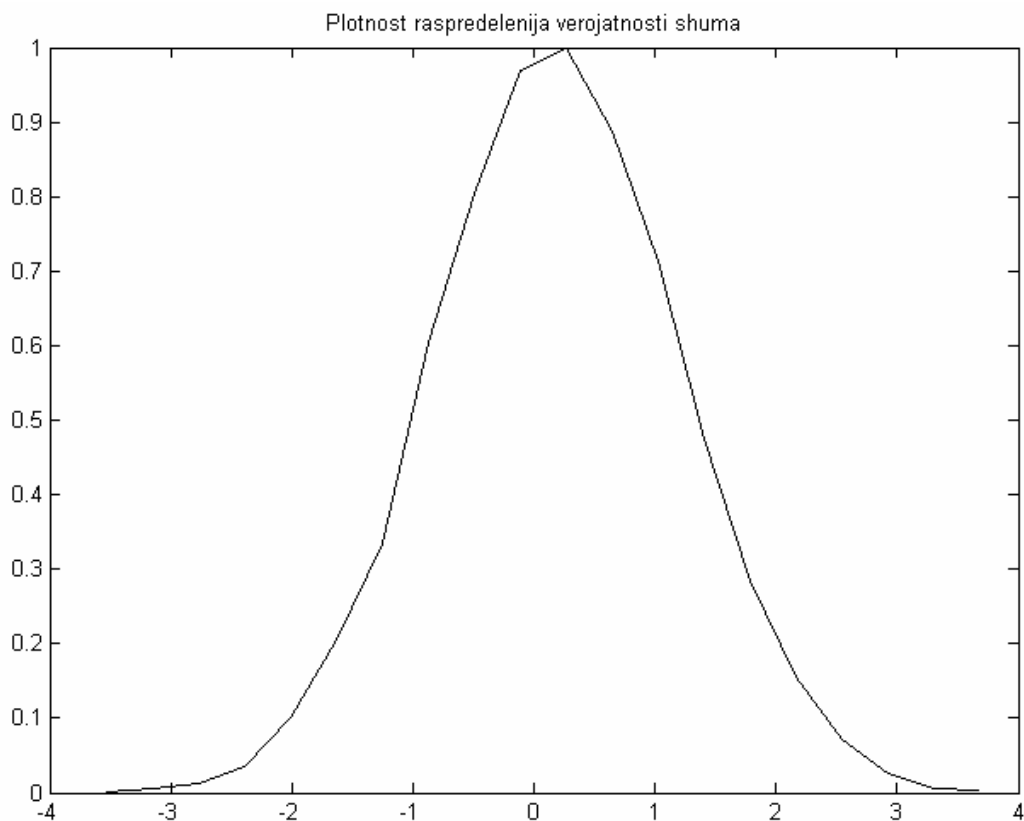


Рис. 4.33 – Щільність розподілу вірогідності значення напруги внутрішнього шуму приймального пристрою РЛС

Порівняння цього графіка щільності розподілу вірогідності значення величини внутрішнього шуму приймального пристрою РЛС з гістограмою на попередньому рисунку показує їх ідентичність.

Аналогічним чином сформуємо одновимірний масив випадкової величини B розмірністю $1 \times m$ з нормальним розподілом з математичним очікуванням рівним 0 і середньоквадратичним відхиленням (СКО) рівним 10. Це і є сигнал, відбитий від метеоутворення (СКО узятє достатньо великим по відношенню до шуму для того, щоб радіолокаційні вимірювання були регулярними, хоча це і не обов'язкова умова). Відмінності в коді – тільки в іменуванні масивів і індексів:

```
m=ceil(n/10);
mu=0;
sigma=10;
B=normrnd(mu,sigma,1,m);
figure; plot(B,'-k'); title('Signal');
figure; hist(B,nn); title('Gistogramma signala');
BB=sort(B(:))';
minB=min(B);
maxB=max(B);
```

```

dB=(maxB-minB) /nn;
q=1;
for ir=1:nn
    a=1;
    qq(ir)=0;
    while a==1&q<=m
        if BB(q) <=minB+(ir)*dB
            qq(ir)=qq(ir)+1; q=q+1;
        else a=0;
        end;
    end;
end;
qq=qq/max(qq);
figure; plot(minB+dB*(1:nn),qq,'-k'); title('Plotnost raspredelenija
verojatnosti signala');

```

Результати виконання операцій відбиті на рис. 4.34, 4.35 і 4.36.

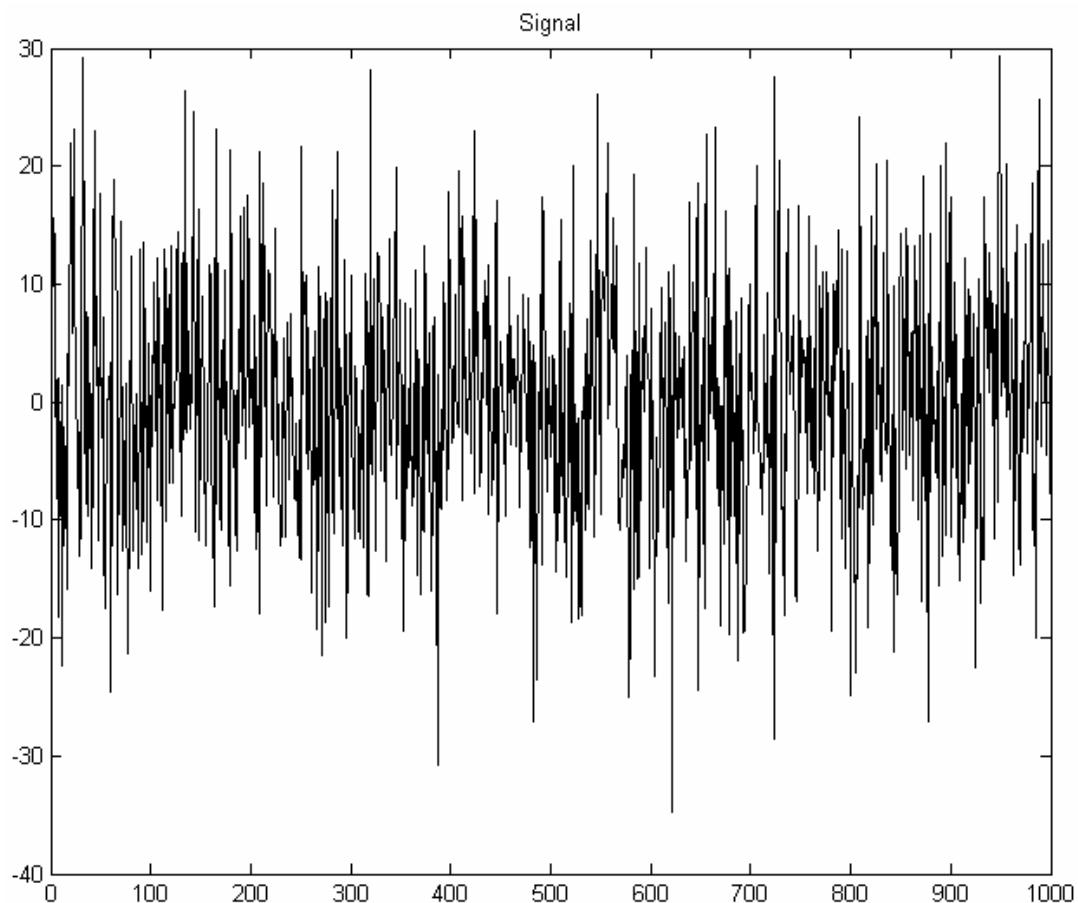


Рис. 4.34 – Модель сигналу, що приймається

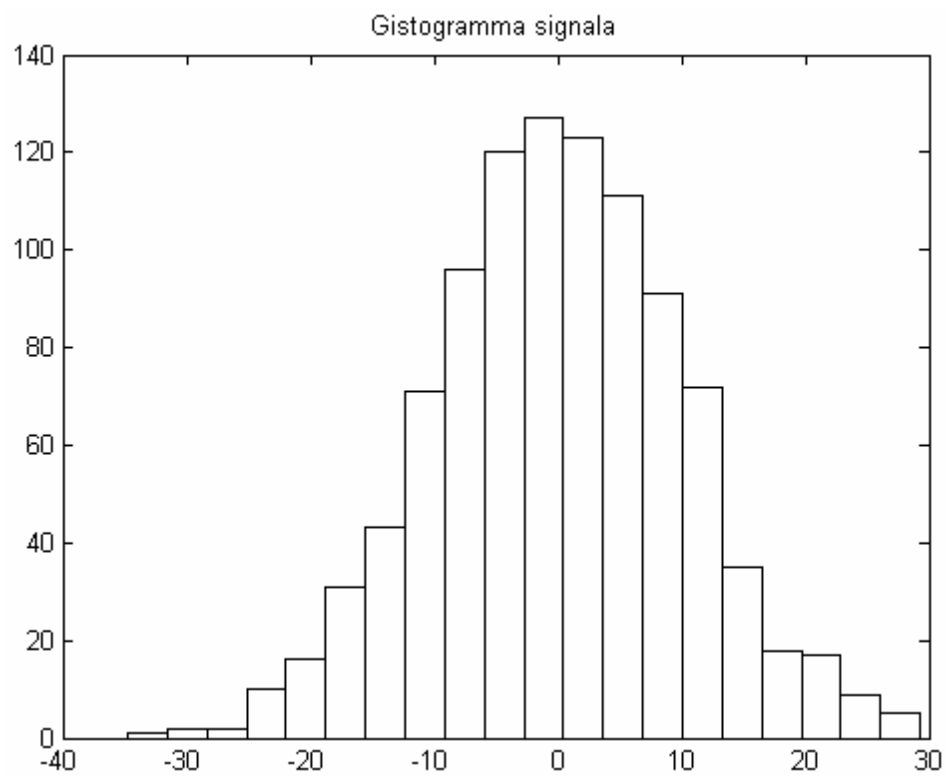


Рис. 4.35 – Гістограма сигналу, що приймається

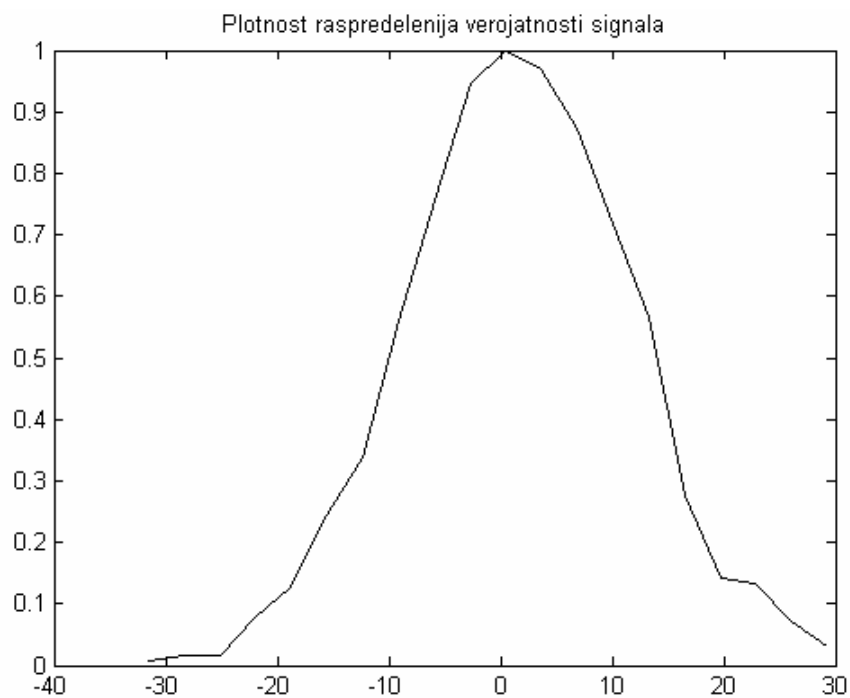


Рис. 4.36 – Щільність розподілу вірогідності значення напруги сигналу, що приймається

Накладемо один на одного графіки щільності розподілу вірогідності значень напруги:

```
figure;  
plot(minB+dB*(1:nn),qq,'-k'); hold on; plot(minA+dA*(1:nn),jj,'--k');
```

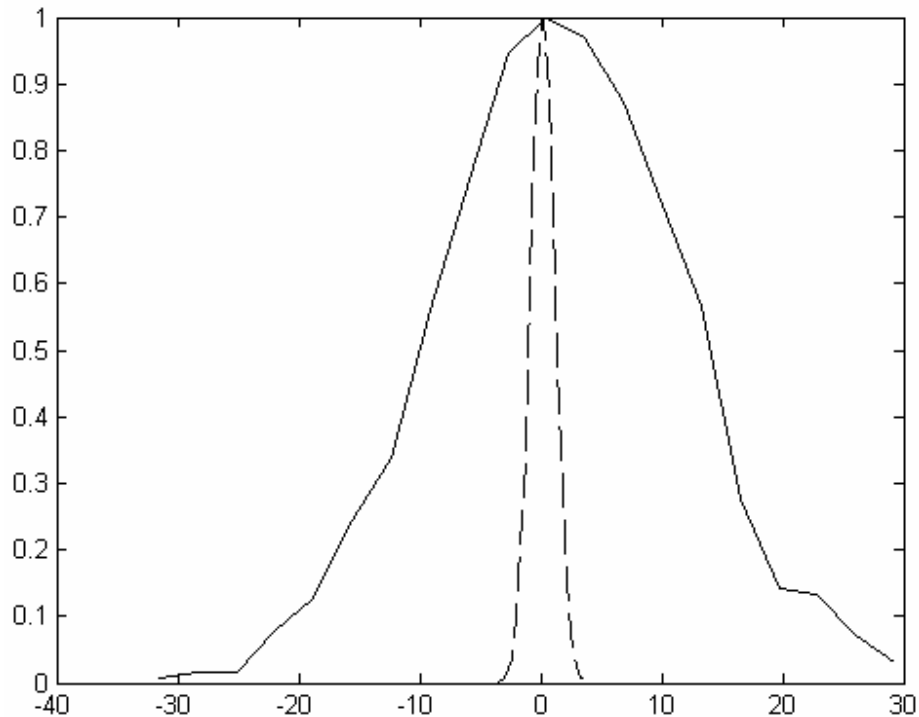


Рис. 4.37 – Суміщені графіки щільності розподілу вірогідності значень напруги внутрішнього шуму приймального пристрою РЛС (пунктирна лінія) і сигналу (суцільна лінія)

Таким чином, графіки на рис. 4.37 свідчать, що масиви, що задовольняють вимогам, відображеним на рис. 4.27, сформовані, і можна здійснювати подальше моделювання.

З двох окремих масивів – внутрішнього шуму приймального пристрою РЛС і сигналу – сформуємо єдиний масив, а саме, їх аддитивну суміш. Причому складання масиву сигналу з масивом шуму здійснюватимемо в середині останнього і шум при цьому сформуємо знов, для того, щоб надалі не використовувати перший масив шуму, який використовуватиметься тільки для навчання мережі:

```
D=randn(1,n);  
C=cat(2,D(1:length(D) /2),D(length(D) /2+1:length(D)  
/2+length(B))+B,D(length(D) /2+length(B)+1:length(D)));  
figure; plot(1:length'(C),C,'-k'); title('Smes shuma i signala');
```

Результат представлений на рис. 4.38.

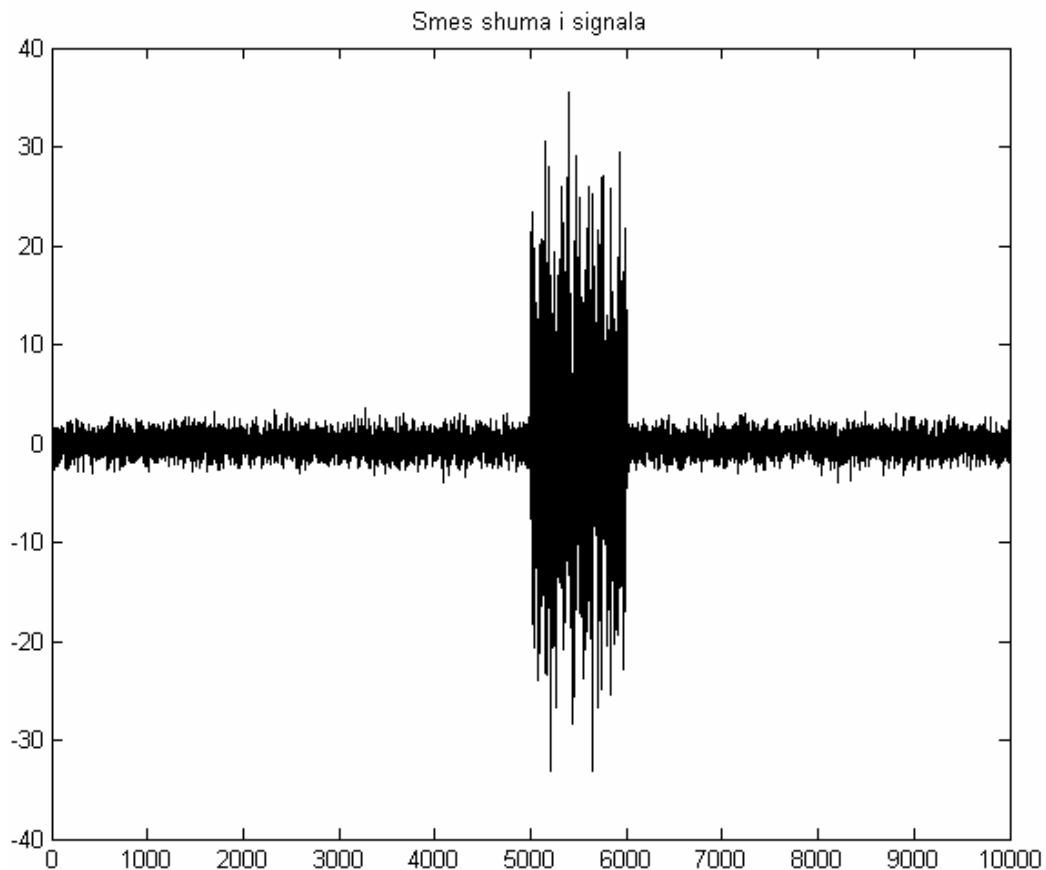


Рис. 4.38 – Модель адитивної суміші шуму і сигналу, що приймається

Таким чином, перший етап рішення задачі виявлення відбитого від метеоутворення сигналу завершений. Всі необхідні дані для застосування штучної нейронної мережі для виявлення метеорологічною РЛС відбитого від хмарності сигналу на тлі власних шумів приймача отримані.

Реалізуємо другий етап рішення задачі – застосуємо штучну нейронну мережу для виявлення сигналу від метеоутворення.

Власне виявлення сигналу від метеоутворення можна реалізувати на основі стеження за шумом і екстраполяції (прогнозу поведінки) шумового процесу. Це відомий стежачий фільтр Калмана-Пугачова [35]. Він може бути реалізований різними способами, зокрема з використанням штучних нейронних мереж.

Алгоритм роботи в цьому випадку може бути таким (рис. 4.39):

- мережа навчається на реалізаціях шумового процесу на виході приймального пристрою МРЛС з корекцією квадрата відстані,
- при роботі до входу навченої мережі підключається вихід приймального пристрою МРЛС з корекцією квадрата відстані,
- на пристрій віднімання подається вихідний сигнал нейронної мережі, яка здійснює екстраполяцію значень шумового процесу, і

- сигнал від радіоприймального пристрою з корекцією квадрата відстані,
- отримана в результаті віднімання помилка подається на пороговий пристрій. При роботі по внутрішньому шуму помилка буде незначною, а при роботі мережі по сигналу вона стане значною, що стане фактом виявлення сигналу,
 - як значення порогу помилки вибирається значення, при якому забезпечується стійке виявлення сигналу із заданими показниками якості виявлення,
 - сигнал виявлення метеоутворення з виходу порогового пристрою подається на одновібратор і ключ. Якщо сигнал виявлення є, то він блокує передачу на інтегратор напруги з виходу пристрою формування стробу. В цьому випадку регулююча напруга в колі ШАРУ не зміниться. Якщо сигналу виявлення немає, то з виходу пристрою формування стробу на інтегратор поступить напруга, яка змінить значення регулюючої напруги в колі ШАРУ і, отже, зміниться поріг виявлення в основному тракті виявлення сигналів,
 - процес донавчання мережі періодично необхідно повторювати для підтримки заданих показників якості виявлення мережею метеоутворень.
 - задача вирішена.

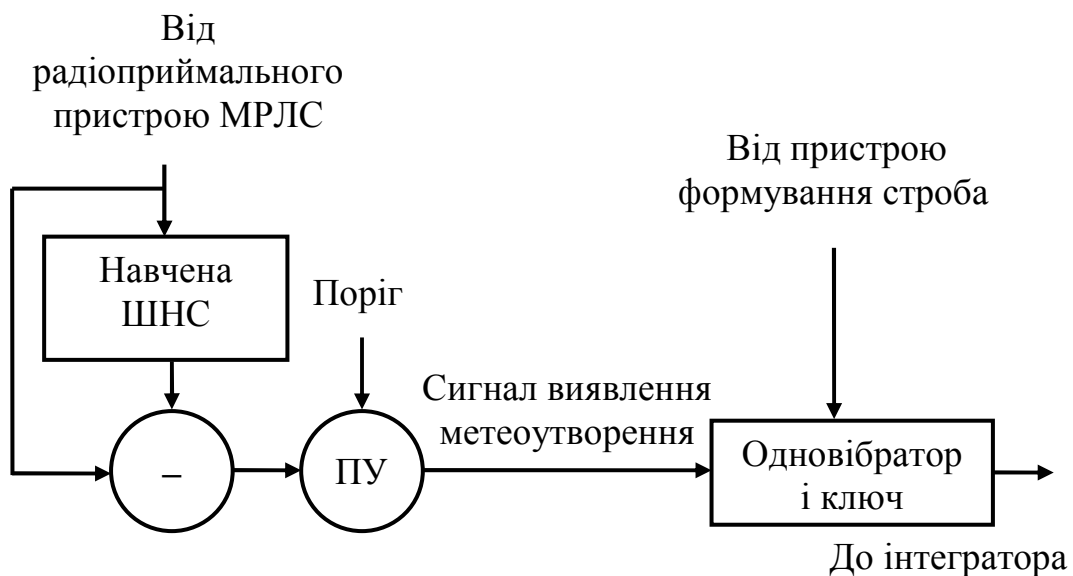


Рис. 4.39 – Структура виявника на основі штучної нейронної мережі (ШНС – штучна нейронна мережа, ПУ – пороговий пристрій, МРЛС – метеорологічна радіолокаційна станція)

У попередньому розділі згадувалося, що створення штучної нейронної мережі під певні вимоги має на увазі вирішення ряду часткових задач. Це – збір даних для навчання, підготовка і нормалізація даних, вибір топології мережі, експериментальний підбір характеристик мережі, експериментальний підбір параметрів навчання, власно навчання, перевірка адекватності навчання, коректування параметрів, остаточне навчання, вербалізація мережі з метою подальшого використання.

Для вирішення поставленої задачі збирати і готувати дані не потрібно. Вихід приймального пристрою є джерелом нормалізованих даних.

Оскільки робота мережі основана на прогнозі або екстраполяції даних, то мережу потрібно вибирати з числа мереж, найбільш відповідних для цих цілей.

Для цілей екстраполяції одновимірного випадкового процесу часто і з успіхом застосовують *лінійні нейронні мережі* [36]. Вони по своїй структурі аналогічні персептрону і відрізняються функцією активації, яка є лінійною, а не ступінчастою. Іншою їх відмінністю є те, що в них використовується для навчання правило Уїдроу–Хофа засноване на методі найменших квадратів. Це правило є потужнішим, ніж правило Розенблата. На відміну від персептрона навчання лінійної мережі може бути виконане або у вигляді загальноприйнятої процедури навчання, або у вигляді процедури адаптації.

При виконанні *процедури навчання* для відповідної множини векторів входу і цілей обчислюється вектор виходу мережі і формується різниця між вектором виходу і цільовим вектором, яка визначає деяку похибку. В процесі навчання знаходяться такі значення вагів і зсувів, щоб сума квадратів відповідних похибок була мінімальною.

При виконанні *процедури адаптації* коректуються ваги і зсуви мережі при послідовному надходженні на вхід кожного нового елемента навчальної множини.

Задача екстраполяції значень шуму на виході приймального пристрою за допомогою лінійної нейронної мережі може виглядати таким чином.

Хай задана деяка функція x на інтервалі $(0, t)$, де t – поточне значення часу. Потрібно екстраполювати значення функції на момент часу $t + \tau$, де τ – інтервал прогнозу. Час вважається в завданні дискретним з дискретністю інтервалу прогнозу τ .

Таким чином, є відомими значення функції в моменти часу:

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_0 = f(t) \\ x_1 = f(t - 1 \cdot \tau) \\ x_2 = f(t - 2 \cdot \tau) \\ \dots \\ x_n = f(t - n \cdot \tau) \end{pmatrix}. \quad (4.21)$$

Побудуємо мережу, що має n входів і 1 вихід. Вхідним вектором для цієї мережі буде вектор \mathbf{x} , а вихідним – одне значення шуму, що екстраполюється, y . Така мережа екстраполює значення функції x в одній точці y по $(n + 1)$ відомих значеннях функції, заданої вектором \mathbf{x} . При цьому потрібно врахувати наступну обставину. Вибравши при навчанні мережі набір інтервалів $(n \cdot \tau)$ не можна змінювати цей набір при роботі мережі після завершення процедури навчання. Навчена мережа може здійснювати екстраполяцію тільки з одним набором.

Алгоритм рішення цієї задачі наступний:

- побудуємо і навчимо мережу,
- подамо на вхід мережі вектор \mathbf{x} із значеннями відомого набору $(n \cdot \tau)$,
- розрахуємо вихід мережі і отримаємо екстрапольовану на момент $(t + \tau)$ точку y ,
- зсунемо в часі компоненти вхідних і вихідних векторів, виконавши операцію переприсвоювання таким чином: $x_0 = y$, $x_1 = x_0$, $x_2 = x_1, \dots, x_n = x_{n-1}$. Тепер вихідний вектор став одним з компонентів вхідного вектора,
- знову розрахуємо вихід і набудемо значення функції в точці $(t + 2 \cdot \tau)$,
- повторюючи ці операції можна набутися екстрапольованих значень для будь-якої кількості точок з дискретним кроком за часом, рівним τ .

Створення мережі.

Для створення лінійних мереж призначені функції `newlind` – при цьому формується лінійний шар, і `newlin` – при цьому формується лінійний шар, що адаптується.

Для роботи з мережею використовуються наступні функції: `sim` – моделювання мережі, `init` – ініціалізація мережі, `adapt` – процедура адаптації, `train` – процедура навчання мережі, `dotprod` – скалярний добуток, `netsum` – сума зважених входів, `purelin` – лінійна функція активації, `initlay` – пошарова ініціалізація, `initwb` – ініціалізація вагів і зсувів, `initzero` – ініціалізація нульових вагів і зсувів, `mse` – середньоквадратична похибка, `learnwh` – правило настроювання Уїдроу–Хофа, `adaptwb` – функція

адаптації вагів і зсувів, `trainwb` – функція навчання вагів і зсувів, `maxlinlr` – оцінка максимального значення параметра настроювання.

Архітектура мережі.

На рис. 4.40 показаний лінійний нейрон з **R** входами.

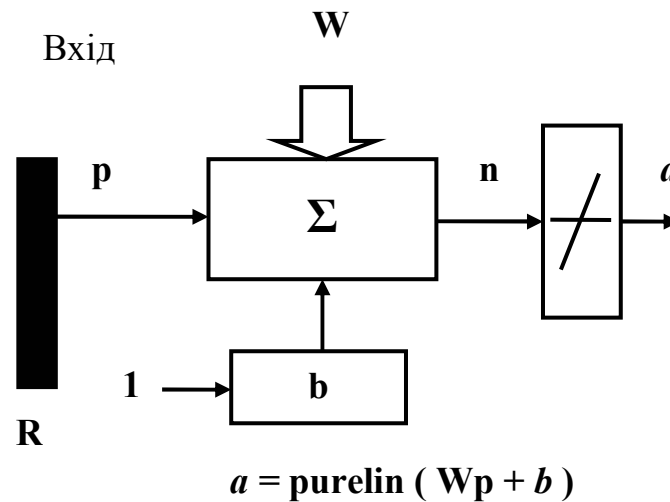


Рис. 4.40 – Архітектура лінійного нейрона

Архітектура лінійної мережі в цілому представлена на рис. 4.41.

Входи Шар лінійних нейронів

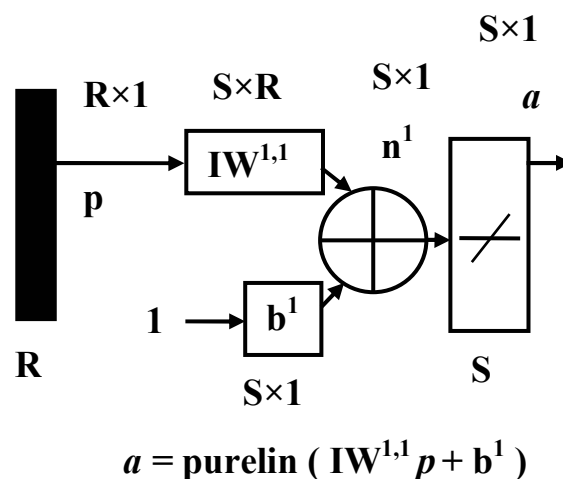


Рис. 4.41 – Архітектура лінійної мережі

Лінійний шар нагадує персептрон, але з лінійною функцією

активації. Подібно до персептрона, лінійна мережа задає в просторі входів роздільну лінію, на якій функція активації дорівнює 0.

Вектори входу, розташовані вище за цю лінію, відповідають позитивним значенням виходу. А вектори входу, розташовані нижче, – негативним значенням виходу. Тобто лінійна мережа може використовуватися, зокрема, і для вирішення задач класифікації. Але така класифікація може бути виконана тільки для класу лінійно роздільних об'єктів.

Навчання мережі.

Для заданої лінійної мережі і відповідної множини векторів входу і цілей можна обчислити вектор виходу мережі і сформулювати різницю між вектором виходу і цільовим вектором, яка визначить деяку похибку. В процесі навчання мережі потрібно знайти такі значення вагів і зсувів, щоб сума квадратів відповідних похибок була мінімальною. Ця задача може бути вирішувана, тому що для лінійних систем функція квадратичної помилки є унімодальною.

Як і для персептрона, застосовується процедура навчання з вчителем, яка використовує навчальну множину вигляду: $\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_Q, t_Q\}$, де p_1, \dots, p_Q – входи мережі, а t_1, \dots, t_Q – відповідні цільові виходи.

Потрібно мінімізувати наступну функцію середньої квадратичної помилки:

$$\text{mse} = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q e^2(k) = \frac{1}{Q} (t(k) - a(k))^2. \quad (4.22)$$

На відміну від багатьох інших мереж побудова лінійної мережі в СКМ для заданої навчальної множини може бути виконана за допомогою прямого розрахунку з використанням функції `newlind`.

Для навчання лінійної нейронної мережі використовується рекурентне навчальне правило найменших квадратів, яке є набагато потужнішим, ніж повчальне правило персептрона. Правило найменших квадратів, або правило навчання Уїдроу–Хофа, мінімізує середнє значення суми квадратів помилок навчання. При цьому вважають, що можна оцінювати повну середню квадратичну похибку, використовуючи середню квадратичну похибку на кожній ітерації. В результаті алгоритм у разі багатьох нейронів може бути представлений в матричній формі у вигляді:

$$\begin{cases} \mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + 2\alpha e(k) \mathbf{p}^T(k); \\ \mathbf{b}(k+1) = \mathbf{b}(k) + 2\alpha e(k); \end{cases} \quad (4.23)$$

де помилка e і зсув \mathbf{b} – вектори, α – параметр швидкості навчання.

При великих значеннях α навчання відбувається швидко, проте при дуже великих значеннях може приводити до нестійкості. Щоб гарантувати стійкість процесу навчання, параметр швидкості навчання не повинен перевищувати величини $1/\max(|\lambda|)$, де λ – власне значення матриці кореляцій $p \cdot p^T$ векторів входу. Використовуючи правило навчання Уїдроу–Хофа і метод найшвидшого спуску, завжди можна навчити мережу так, щоб її похибка була мінімальною.

Функція `learnwh` призначена для настроювання параметрів лінійної мережі і реалізує наступне навчальне правило:

$$\begin{cases} dw = lr \cdot e \cdot p; \\ db = lr \cdot e; \end{cases} \quad (4.24)$$

де lr – параметр швидкості навчання.

Максимальне значення параметра швидкості навчання, яке гарантує стійкість процедури настроювання, обчислюється за допомогою функції `maxlinlr`.

Для навчання лінійної нейронної мережі може бути застосована типова процедура навчання за допомогою функції `train`. Ця функція для кожного вектора входу виконує настроювання вагів і зсувів, використовуючи функцію `learnp`. В результаті мережа настроюватиметься по сумі всіх корекцій. Кожен перерахунок для набору вхідних векторів називають *епоху*. Це і відрізняє процедуру навчання `train` від процедури адаптації `adapt`, коли настроювання параметрів реалізується при представленні кожного окремого вектора входу. Потім процедура `train` моделює настроєну мережу для наявного набору векторів, порівнює результати з набором цільових векторів і обчислює середньоквадратичну помилку. Як тільки значення помилки стає менше заданого або вичерпано граничне число епох, навчання припиняється.

Застосування лінійної мережі для виявлення сигналів від метеоутворень.

Функція, яку виконуватиме штучна лінійна нейронна мережа в виявнику, – екстраполяція (прогноз значення) шумового процесу. В цьому випадку мережу можна представити у вигляді стежачого фільтру. В результаті роботи фільтр видає екстрапольовані точки на основі аналізу поведінки попередніх точок. У простому випадку видається одна екстрапольована точка на основі значення попередньої точки. Реалізуємо цей простий варіант рішення задачі екстраполяції.

Структурна схема мережі при навчанні для цього випадку виглядатиме як схема фільтра (рис. 4.42).

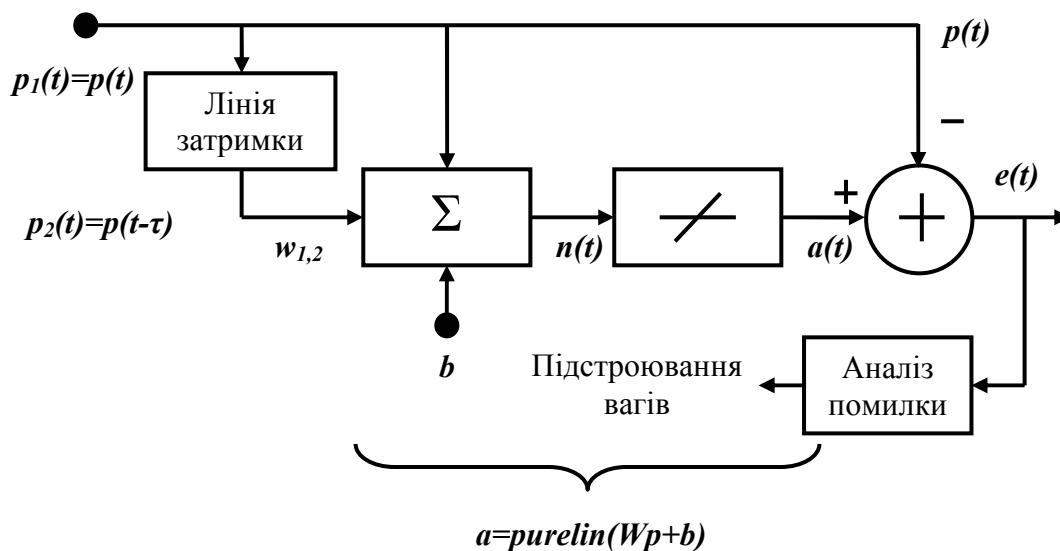


Рис. 4.42 – Представлення лінійної нейронної мережі фільтром

Сигнал $p(t)$ поступає на лінію затримки. На її виході формується затриманий сигнал $p(t-\tau)$. Настроювання мережі реалізується за допомогою функції *adapt*, яка змінює параметри мережі на кожному кроці з метою мінімізувати похибку $e(t) = a(t) - p(t)$. Якщо ця похибка нульова, то вихід мережі $a(t)$ точно рівний $p(t)$ і мережа виконує прогноз належним чином. Адаптація мережі завершена.

Виконаємо моделювання процесу навчання і роботи мережі.

Підготовка даних для мережі.

Створимо навчальну множину сигналів МР і цільовий вектор МТ. Формувати їх будемо з раніше створеної моделі А шумового процесу на виході приймача:

МР=А;

МТ=А;

Вони однакові, оскільки при навчанні цільовим вектором є навчальний вектор, зсунутий на крок τ вперед.

Перетворимо вектори МР і МТ в масив осередків, як того вимагає функція формування лінійної мережі:

$P = \text{con2seq}(MP);$

$T = \text{con2seq}(MT);$

Ініціалізація мережі.

$\text{netlin} = \text{newlin}([\min(MP) \max(MP)], 1, [0 \ 1], 0.001);$

Мережа називається *netlin*, перший аргумент – діапазон змін елементів вектора входу, другий аргумент указує, що мережа має єдиний вихід, тобто передбачається одне значення. Третій аргумент – вхідний вектор затримки, а четвертий – точність навчання. Початкові ваги і зсуви за умовчанням рівні 0.

Адаптація мережі.

Проведемо процедуру адаптації мережі:

```
[netlin,Y,E,Pf]=adapt(netlin,P,T);
```

У повернутих атрибутах перший елемент – мережа, другий – вектор виходу мережі, що складається з результатів адаптації на кожному кроці, третій – вектор із значень помилки на кожному кроці адаптації, і четвертий – значення вихідної умови адаптації.

Оцінимо результати адаптації лінійної мережі до цільової множини, а саме, до шуму на виході приймального пристрою МРЛС. Для цього перетворимо повернені масиви з масивів осередків в масиви double із застосуванням функції `cat` і відобразимо їх графічно.

Першим відобразимо вектор виходу мережі для з'ясування процесу її адаптації до цільового вектора:

```
figure; plot(1:length(P),cat(2,Y{:}),'k'); title('Vixod');
```

Результат приведений на рис. 4.43.

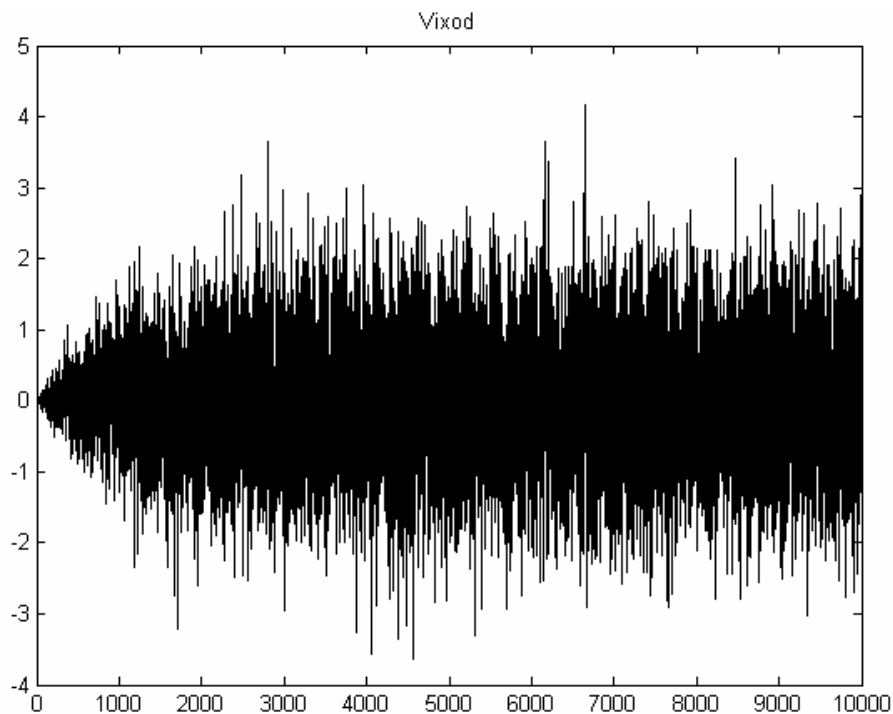


Рис. 4.43 – Представлення процесу адаптації лінійної нейронної мережі

З рисунка видно, що у міру надходження вхідних навчальних даних мережа підстроювалася під них. Особливо яскраво це видно на початку рисунка. Початкові ваги були обнулені, а в процесі адаптації змінювалися.

Другим відобразимо цільовий вектор для порівняння навчального вектора з цільовим вектором (рис. 4.44):

```
figure; plot(1:length(P),cat(2,T{:}),'k'); title('Celevaja funkcija');
```

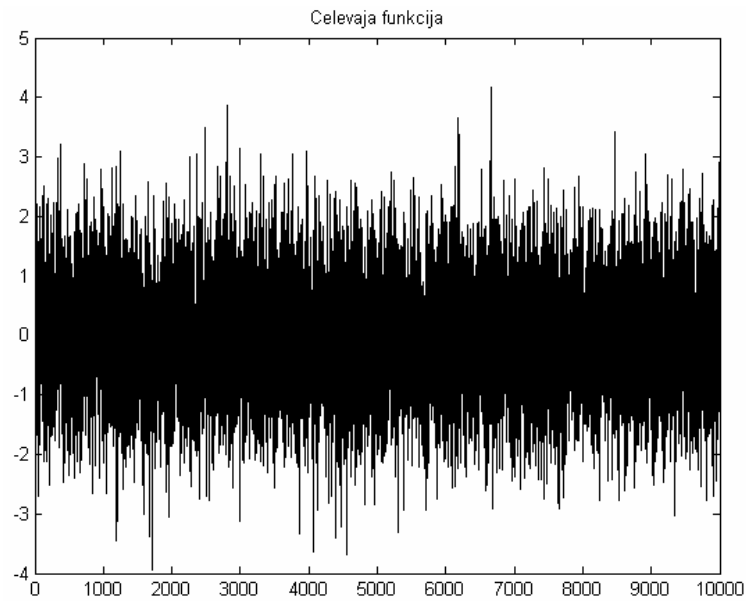


Рис. 4.44 – Цільовий вектор лінійної нейронної мережі

При порівнянні двох останніх рисунків дуже добре видно різницю векторів, особливо на початку адаптації.

Повну картину адаптації дає рис. 4.45, на якому відображена зміна помилки в процесі адаптації мережі:

```
figure; plot(1:length(P),cat(2,E{:}),'k'); title('Oshibka');
```

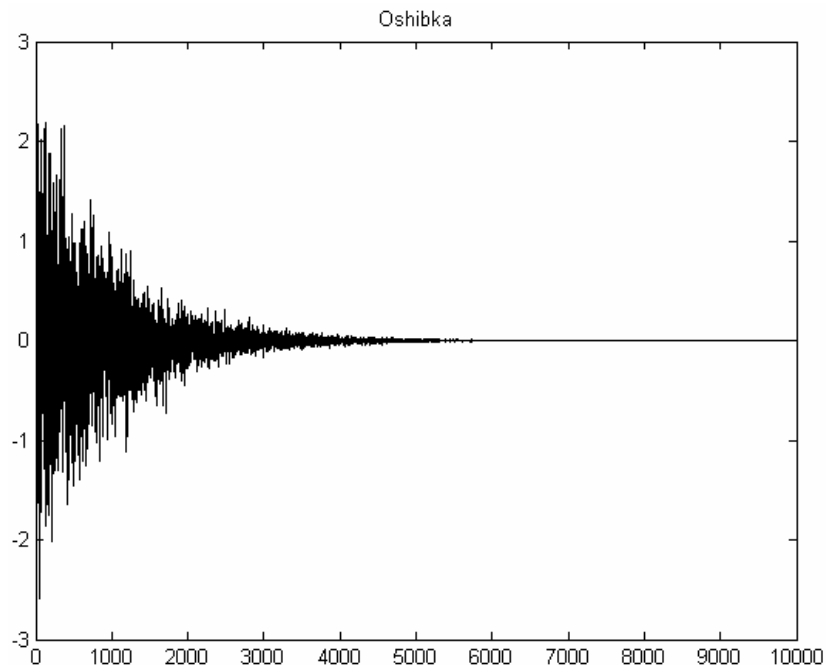


Рис. 4.45 – Зміна помилки виходу в процесі адаптації лінійної нейронної мережі

З останнього рисунка видно, що до досягнення заданої помилки процес адаптації тривав протягом приблизно 6000 кроків.

Набуті значення вагів і зсувів

```
vesa=netlin.IW{1,1}
```

```
smesch=netlin.b
```

мають такі значення:

```
vesa =
```

```
0.9999 -0.0000
```

```
smesch =
```

```
[8.5198e-006].
```

Технічно процедура адаптації виконується таким чином. Включається МРЛС і її антена виставляється в напрямі, в якому відсутні сигнали, відбиті від метеоутворень. До цифрового виходу підключається нейронна мережа і здійснюється процес адаптації. Після закінчення процесу мережа готова до застосування.

Робота мережі.

Отже, мережа навчена. Можна застосовувати її за призначенням:

```
Y=sim(netlin,C);
```

Для роботи мережі пред'являємо масив C , який є адитивною сумішшю шуму і сигналу. Причому шум не той, який використовувався для навчання мережі.

Результат роботи представлений на двох подальших рисунках. На рис. 4.46:

```
figure; plot(1:n-1,C(2:n),'-k',1:n-1,Y(2:n),'*r');
```

відображені з накладенням робочий масив – адитивна суміш шуму і сигналу C (лінія) і вихід мережі з результатом роботи по цьому масиву (хрестики).

На рисунку видно, що мережа екстраполює значення шуму, але якість екстраполяції краще видно з наступного рисунку (рис. 4.47):

```
figure; plot(1:n-1,C(2:n)-Y'(2:n),'-k');
```

на якому відображена різниця процесів, тобто фактично відбита помилка роботи мережі.

Висновок. Створена лінійна штучна нейронна мережа працює очікуваним чином. Її застосування в виявнику, наведеному на рис. 4.39, дозволить виділити сигнал, відбитий від метеоутворення, на тлі власного шуму приймального пристрою МРЛС.

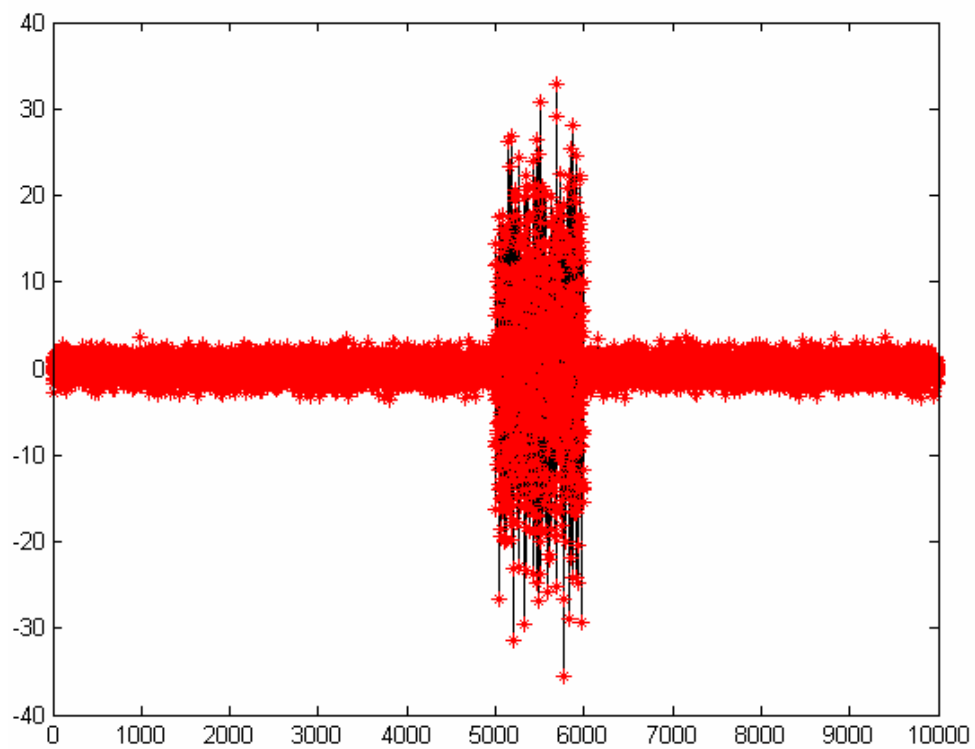


Рис. 4.46 – Результат роботи навченої лінійної мережі

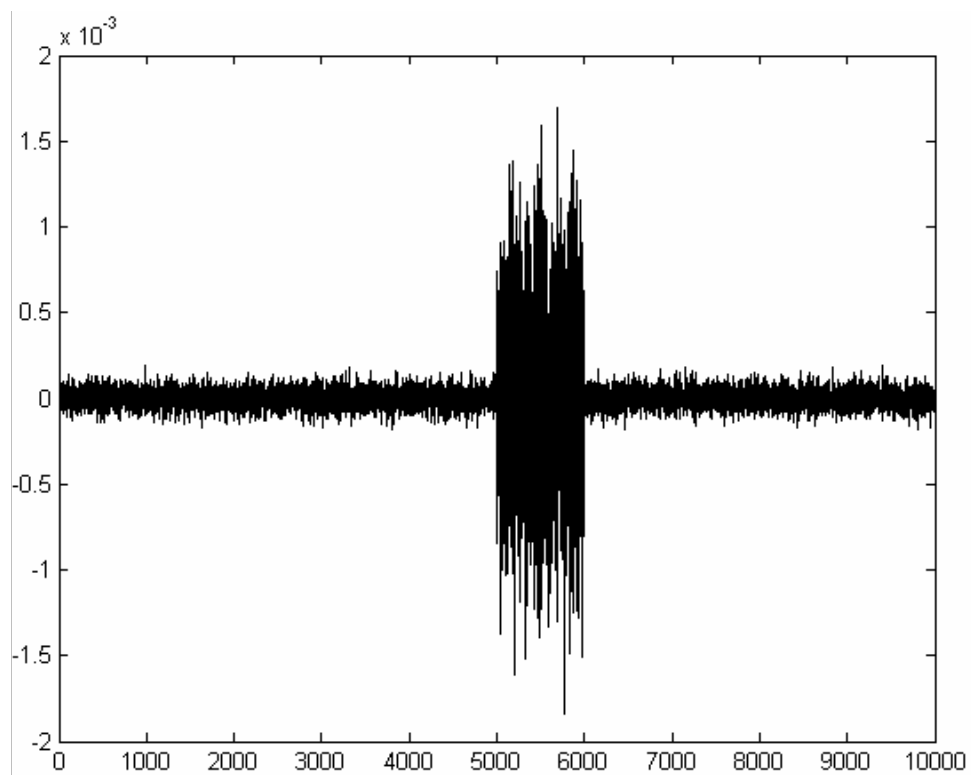


Рис. 4.47 – Помилка роботи навченої лінійної мережі

Запитання для самоконтролю

1. Що таке радіолокація?
2. Що таке радіолокаційне спостереження?
3. Що таке радіолокаційна інформація?
4. Що таке радіолокаційна станція?
5. Що є джерелом інформації при радіолокаційному спостереженні?
6. Які властивості електромагнітних хвиль лежать в основі радіолокаційного спостереження?
7. Які існують способи радіолокаційного спостереження?
8. Що таке радіолокаційний канал?
9. Що таке радіолокаційний огляд?
10. Які існують методи радіолокаційного огляду простору?
11. Яким чином вимірюються кутові координати радіолокаційних об'єктів?
12. Яким чином вимірюється дальність до радіолокаційних об'єктів?
13. Які основні електрофізичні характеристики атмосфери?
14. Які основні метеорологічні параметри атмосфери?
15. Який зв'язок електрофізичних характеристик атмосфери з її метеорологічними параметрами?
16. Які є ефекти взаємодії електромагнітних хвиль з атмосферою?
17. Які фактори спричиняють ослаблення електромагнітних хвиль при поширенні їх в атмосфері?
18. Які фактори спричиняють зміну швидкості поширення електромагнітних хвиль в атмосфері?
19. Що відображає рівняння радіолокації метеорологічних об'єктів?
20. Що таке діаграма направленості антени?
21. Що є зоною спостереження?
22. Яким чином відображається тривимірна радіолокаційна інформація в двовимірному просторі в існуючих системах автоматизації обробки даних?
23. Які задачі можуть вирішуватися при проведенні радіолокаційного моніторингу навколишнього середовища?
24. Які основні відмінності лінійних нейронних мереж від персептронів?
25. Які є способи навчання лінійних нейронних мереж?
26. Який порядок екстраполяції значень шуму за допомогою лінійної нейронної мережі?
27. Яка архітектура лінійної нейронної мережі?
28. Як виконується ініціалізація лінійної нейронної мережі?
29. Яким чином здійснюється навчання лінійної нейронної мережі?
30. Яким чином лінійна нейронна мережа представляється фільтром?
31. Як здійснюється адаптація лінійної нейронної мережі?

ПРЕДМЕТНИЙ ПОКАЖЧИК

Взаємодія електромагнітних хвиль з атмосферою, 155, 156

Інформація радіолокаційна, 148

- – її джерело, 148
- станція, 148
- супутникова, 93
- – видимої ділянки спектра, 94
- – види, 93
- – інфрачервоної ділянки спектра, 95
- – мікрохвильової ділянки спектра, 97
- – характеристика, 93

Космічна підсистема одержання даних, 52

- – – – мережа, 53
- – – – структура, 53
- – – – –інформаційна, 54

Космічна система дистанційного зондування, 64

Моніторинг навколишнього середовища, 7

- – – автоматизація, 15
- – – глобальний, 8
- – – державний, 8
- – – – задачі, 11
- – – детальний, 8
- – – завдання, 7
- – – комплексність, 13
- – – локальний, 8
- – – загальний, 9
- – – організація, 12
- – – регіональний, 8
- – – регламент, 9
- – – мережа, 9
- – – система, 10
- – – радіолокаційний, 172
- – – – приклади, 172, 175
- – – огляд, 150
- – – – методи, 150
- – – – представлення даних, 165
- супутниковий, 52

- – джерело інформації, 62
- – методи активні, 63
- – – пасивні, 63

Принцип сканування, 65

- Радіолокація, 148
- метеорологічна, 163
 - рівняння, 163

Спостереження радіолокаційні, 148

- – основа, 148
- – способи, 148
- – вимірювання координат, 151
- – – дальності, 153
- – – кутові, 151
- супутникові, 53

Супутник NOAA, 67

- – канали, 68
- – дані формату HRPT, 70
- – – АРТ, 78
- – – – клини телеметрії, 86
- наукова апаратура видимого діапазону хвиль, 65
- – – інфрачервоного діапазону хвиль, 67
- – – мікрохвильового діапазону хвиль, 67
- орбіти, 58
- – метеорологічні, 60

Супутниковий знімок, 93

- – текстура зображення, 100
- – – – матова, 100
- – – – зерниста, 101
- – – – волокниста, 101
- – – – дендритова, 101
- – мезоструктура зображення, 102
- – – – хмарні лінії, 102
- – – – хмарні пасма, 102
- – – – хмарні осередки, 102
- – – – хвилясті хмари, 102
- – – – аномальні лінії хмарності, 102
- – – – мезомасштабні хмарні вихори, 102

- – – – вторинні хмарні вихори, 102
- – макроструктура зображення, 102
- – – – хмарні смуги, 103
- – – – хмарні вихори, 103
- – – – хмарність внутрішньотропічної зони конвергенції, 103
- – – – хмарність струминних течій, 103
- – обробка, 98
- – – дешифрування, 99
- – – просторова прив'язка, 98
- – – радіаційна корекція, 98
- – – службова, 98
- – – тематична інтерпретація, 98
- – дешифровні ознаки об'єктів і явищ, 99, 100

Штучна нейронна мережа, 26

- – – види класифікації, 31
- – – Кохонена, 110
- – – – архітектура, 110
- – – – ініціалізація, 113
- – – – карта, 108
- – – – шар, 108
- – – – навчання, 115
- – – – застосування, 119
- – – лінійна, 199
- – – – адаптація, 203
- – – – архітектура, 201
- – – – ініціалізація, 204
- – – – навчання, 202
- – – – застосування, 203
- – – навчання, 32
- – – – алгоритми, 33
- – – – – градієнтні, 44
- – – – дельта-правило, 42
- – – – конкурентні, 43
- – – – зворотного поширення помилки, 37
- – – – правило Хеба, 43
- – – – стохастичні, 43
- – – – проблеми, 35
- – – – епоха, 32
- – – радіальна базисна, 131
- – – – архітектура, 132
- – – – ініціалізація, 134

- – – – навчання, 135
- – – – застосування, 138
- – – властивість абстрагування, 47
- – – властивість узагальнення, 47
- – – властивість навчання, 31
- – – зв'язку, 26
- – – створення, 105
- – – – задачі, 105
- – – топологія, 27

Штучний нейрон, 18

- – вхідний оператор, 18
- – модель, 21
- – – Адаліна, 21
- – – Гросберга, 23
- – – Маккалоха-Пітса, 21
- – – Σ -П, 25
- – – стохастична, 25
- – – Фукушими, 22
- – – Хопфілда, 22
- – оператор активації, 18
- – синапс, 17
- – шар, 26
- – функція активації, 18

ІМЕННИЙ ПОКАЖЧИК

Батерворт, 78, 129, 143
Большцман, 43
Ворд, 48, 106
Гаус, 33
Гессе, 33, 46, 47
Гросберг, 23
Дворецький, 45
Джордан, 48
Елман, 48, 49
Калман, 46, 197
Касегрен, 68
Качмаж, 45
Котельников, 182
Кохонен, 48, 49, 106 – 111, 113 – 115, 119 – 121, 123, 125, 126
Коші, 43
Левенберг, 33, 47
Маккалох, 21
Марквардт, 33, 47
Маршалл, 159
Ньютон, 33, 46, 47
Пальмер, 159
Пугачов, 197
Пітс, 21
Решетов, 48
Розенблат, 34, 48, 199
Тейлор, 46
Томсон, 78
Уїдроу, 22, 42, 45, 199, 200, 202, 203
Федеряков, 71
Фукушима, 22
Фур'є, 92, 98, 127, 129, 143, 145, 184
Хакімов, 48
Хеб, 43
Хемінг, 48
Хопфілд, 22, 30, 48, 49, 106, 107
Хоф, 22, 42, 45, 199, 200, 202, 203

БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК

1. *Декларация* Конференции Организации Объединенных Наций по проблемам окружающей человека среды (Принята Конференцией Организации Объединенных Наций по проблемам окружающей человека среды, Стокгольм, 1972 год). [Электронный ресурс] – Режим доступа: http://www.un.org/ru/documents/decl_conv/declarations/declarat-henv.shtml
2. *Mann R.E.* Global Environmental Monitoring System (GEMS). Action Plan for Phase 1. SCOPE, rep. 3, Toronto, 1973. – 130 p.
3. *Израэль Ю.А.* Экология и контроль состояния природной среды. – Л.: Гидрометеиздат, 1979. – 376 с.
4. *Закон України № 2818–VI „Про Основні засади (стратегію) державної екологічної політики України на період до 2020 року” від 21 грудня 2010 року // Відомості Верховної Ради України. 2011. – № 26. – ст. 218.*
5. *Рішення про Концепцію гідрометеорологічної безпеки держав-учасниць Співдружності Незалежних Держав.* [Електронний ресурс] – Режим доступу: http://www.zakon.nau.ua/doc/?code=997_749.
6. *Закон України „Про охорону навколишнього середовища” від 25 червня 1991 року // Відомості Верховної Ради України. 1991. – № 41. – ст. 546.*
7. *Руководящий документ* Наставление гидрометеорологическим станциям и постам. Выпуск 1. Наземная подсистема получения данных о состоянии природной среды. Основные положения и нормативные документы. РД52.04.107–86. – Л.: Гидрометеиздат, 1987. – 183 с.
8. *Постанова Кабінету Міністрів України № 391 „Про затвердження положення про державну систему моніторингу довкілля” від 30 березня 1998 року // Офіційний вісник України. 1998. – № 13. – с. 90.*
9. *Татузов А.Л.* Нейронные сети в задачах радиолокации. Кн. 28. – М.: Радиотехника, 2009. – 432 с. (Научная серия „Нейрокомпьютеры и их применение”).
10. *Перелигін Б.В.* Одержання, передача, прийом і надання локаційної космічної інформації: Навчальний посібник. – Одеса: Екологія, 2006. – 92 с.
11. *Калинин Н.А., Толмачёва Н.И.* Космические методы исследования в метеорологии – Пермь: Пермский государственный университет, 2005. – 347 с.
12. *Герман М.А.* Космические методы исследования в метеорологии – Л.: Гидрометеиздат, 1985. – 351 с.
13. *Перелигін Б.В., Кузнiченко С.Д.* Методи і засоби обробки

- моніторингової інформації: Навчальний посібник: у 2-х ч. Частина 1: Способи і засоби одержання, обробки і надання моніторингової інформації. – Одеса: Екологія, 2010. – 224 с.
14. *Классификатор* тематических задач оценки природных ресурсов и окружающей среды, решаемых с использованием материалов дистанционного зондирования Земли. Редакция 6. – Иркутск, Москва: АМА-ПРЕСС, 2002. – 52 с.
 15. *Формат* однобайтовых данных спутников NOAA (*.pr1). [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://www.satellite.dvo.ru/gate.html?name=Content&file=print&pid=16>
 16. *Формат* двухбайтовых данных спутников NOAA (*.pro). [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://www.satellite.dvo.ru/gate.html?name=Content&file=print&pid=14>
 17. *Современная* телеметрия в теории и на практике. Учебный курс / Назаров А.В., Козырев Г.И., Шитов И.В. и др. – СПб.: Наука и техника, 2007. – 672 с.
 18. *Потёмкин В.Г.* Система инженерных и научных расчётов MATLAB 5.X: В 2-х томах. – М.: Логос, 2000. – Том 1. – 364 с., Том 2. – 303 с.
 19. *Галушкин А.И.* Теория нейронных сетей. Кн. 1: Учебное пособие для вузов / Под общей редакцией А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2000. – 416 с. (Научная серия „Нейрокомпьютеры и их применение”).
 20. *Каллан Р.* Основные концепции нейронных сетей.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом „Вильямс”, 2001. – 287 с.
 21. *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.
 22. *Круглов В.В., Борисов В.В.* Искусственные нейронные сети. Теория и практика, 2-е изд., стереотип. – М.: Горячая линия-Телеком, 2002. – 382 с.
 23. *Медведев В.В., Потёмкин В.Г.* Нейронные сети. MATLAB 6 / Под общей редакцией В.Г. Потёмкина. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с. (Пакеты прикладных программ; Кн. 4).
 24. *Руденко О.Г., Бодянский Е.В.* Искусственные нейронные сети: Учебное пособие. – Харьков: ООО „Компания СМИТ”, 2005. – 408 с.
 25. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом „Вильямс”, 2006. – 1104 с.
 26. *Солонина А.И., Улахович Д.А., Арбузов С.М., Соловьёва Е.Б.* Основы цифровой обработки сигналов: Курс лекций, изд. 2-е испр. и перераб. – СПб: БХВ-Петербург, 2005. – 768 с.
 27. *Сергиенко А.Б.* Цифровая обработка сигналов: Учебное пособие. – СПб: Питер, 2002. – 608 с.
 28. *Гоноровский И.С.* Радиотехнические цепи и сигналы: Учебник для

- вузов, 4-е изд., перераб. и доп. – М.: Радио и связь, 1986. – 512 с.
29. *Радиоэлектронные системы: Основы построения и теория. Справочник*, изд. 2-е, перераб. и доп. / Под ред. Я.Д. Ширмана. – М.: Радиотехника, 2007. – 512 с.
 30. *Радиометеорология: Учебник*. / Под ред. В.Д. Степаненко. – М.: Воениздат, 1984. – 208 с.
 31. *Павлов Н.Ф. Аэрология, радиометеорология и техника безопасности: Учебник*. – Л.: Гидрометеоиздат, 1980. – 432 с.
 32. *Автоматизированные метеорологические радиолокационные комплексы „Метеоячейка”*: Монография. Институт радарной метеорологии. / Под ред. Н.В. Бочарникова и А.С. Солонина. – СПб: Гидрометеоиздат, 2007. – 238 с.
 33. *Андреев Ф.М., Перелыгин Б.В. Устройство стабилизации средней частоты шумовых выбросов. Авторское свидетельство СССР 1990 г. № 1619887.*
 34. *Моделирование в радиолокации*. / Под ред. А.И. Леонова. – М.: Сов. радио, 1979. – 264 с.
 35. *Синицын И.Н. Фильтры Калмана и Пугачёва: Учебное пособие*. – М.: Университетская книга, Логос, 2006. – 640 с.
 36. *Хандецкий В.С., Валюх А.А. Адаптивный цифровой фильтр на основе нейронной сети: Нейроинформатика – 2010. Часть 1 [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://library.mephi.ru/data/scientificsessions/2010/neiroinform/ch1/2-1-8.doc>.*