

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

ДОБРОТВОР І.Г., СТУХЛЯК П.Д.,
МИКИТИШИН А.Г., МИТНИК М.М.

АНАЛІЗ СИСТЕМ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ СТРУКТУРИ КОМПОЗИТІВ

Монографія

Тернопіль
2018

УДК 681.3:658.511 : 521.372
A64

Автори:

*Добротвор І.Г., докт. техн. наук, доцент,
Стухляк П.Д., докт. техн. наук, професор,
Микитишин А.Г., канд. техн. наук, доцент,
Митник М.М., канд. техн. наук, доцент.*

*Рекомендовано до друку вченою радою
Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя
протокол № 4 від 17 квітня 2018 р.*

Рецензенти:

*Саченко А.О., докт. техн. наук, професор;
Андрощук О.С., докт. техн. наук, професор;
Левицький В.Є., докт. техн. наук, професор.*

А-64 Аналіз систем розпізнавання образів структури композитів : монографія /
Добротвор І.Г., Стухляк П.Д., Микитишин А.Г., Митник М.М. – Тернопіль :
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя,
2018. – 224 с.

ISBN 978-966-305-090-4

У монографії розглянуто основи аналізу систем у процесі розпізнавання образів мікро структур епоксидних композитів. Описано алгоритми функціонування методів розпізнавання структур у середовищі MathCAD.

Матеріал супроводжується великою кількістю цифрових зображень мікроструктур композитів та прикладами їх обробки для виявлення особливостей матеріалу із оптимальними експлуатаційними характеристиками.

Монографію розроблено у відповідності до навчальної програми курсу «Системний аналіз» (ТНЕУ) та «Цифрова обробка сигналів та зображень» (ТНТУ) і рекомендовано для студентів відповідних спеціальностей.

УДК 681.31:658.511 : 521.372

©Добротвор І.Г., Стухляк П.Д.,
Микитишин А.Г., Митник М.М., 2018
©Тернопільський національний технічний
університет імені Івана Пулюя, 2018

ISBN 978-966-305-090-4

ЗМІСТ

Вступ	5
1. Поняття розпізнавання образів	7
2. Теорії розпізнавання образів	11
3. Загальні задачі розпізнавання образів та їх типи	14
4. Основні означення	15
5. Загальна характеристика методів розпізнавання образів та їх типи	18
6. Аспекти розпізнавання образів	21
7. Розпізнавання образів у полі застосування технічних наук	22
8. Математичний формалізм розпізнавання образів	24
1. МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ	28
1.1. Алгоритми розпізнавання образів	28
1.2. Алгоритми січних площин	32
1.3. Геометрична ілюстрація алгоритму	35
1.3.1. Проведення січних площин	35
1.3.2. Пошук опонентів	39
1.3.3. Виключення зайвих площин	44
1.4. Методи кластер-аналізу	46
1.4.1. Кластеризація	46
1.4.2. Міри відстані	47
1.4.3. Міри близькості об'єктів	52
1.4.4. Класифікація алгоритмів кластеризації	53
2. ПРОБЛЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ	66
2.1. Підбір серійного обладнання та розрахунок технічних характеристик об'єкта на основі паспортних даних обладнання	66
2.2. Вимоги, які до ставляться до технічного обладнання та їх технічні показники	68
2.3. Проблеми формування зображення у технічних системах ..	71
3. ОБРОБЛЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ	72
3.1. Реалізації окремих методів найбільш типових завдань	74
3.1.1. Попередня обробка зображення	74
3.1.2. Вибір зернистості функції відліків досліджуваних параметрів	78
3.1.3. Вибір функції відліків ресурсообміну	81
3.2. Простори сигналів і системи	84
3.3. Сигнали у часовій та просторовій областях	87
3.4. Неперервні сигнали. Згортка	89

3.5.	Дискретна згортка	92
3.6.	Фільтри, перетворення Фур'є	93
3.7.	Згортка в просторовій області двовимірним фільтром	98
4.	ВИЗНАЧЕННЯ МЕЖ ОБ'ЄКТІВ НА ЗОБРАЖЕННІ	102
4.1.	Методи згладжування цифрових зображень	103
4.2.	Методи вирівнювання освітленості зображень	105
4.3.	Поліпшення просторового розпізнавання	107
4.4.	Визначення контурів	109
4.5.	Пошук меж об'єкта на основі градієнта	113
4.6.	Покращення розпізнавання деталей	118
4.7.	Шумові похибки об'єкту. Корекція шумів зображення	120
4.8.	Виявлення і розпізнавання об'єктів зображень	123
5.	РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ У ДОСЛІДЖЕННЯХ КОМПОЗИТИВ	128
5.1.	Алгоритми дослідження геометричних параметрів зовнішніх поверхневих шарів композитів	128
5.2.	Дослідження геометричних параметрів зовнішніх поверхневих шарів композитів	132
5.3.	Використання диференційних операторів І-го порядку для дослідження структури зовнішніх поверхневих шарів на межі поділу фаз	139
5.4.	Алгоритми визначення кластерних структур у епоксидних композитах	146
5.5.	Алгоритми виділення квазістаціонарних інтервалів зміни оптичних характеристик епоксикомпозитів	150
5.6.	Досліджування формування кластерних структур епоксикомпозитів	151
5.7.	Моделювання динаміки коміркової структури при формуванні епоксикомпозитів	158
5.8.	Фазові характеристики процесу формування мікроструктур епоксикомпозитів із дисперсним наповнювачем	163
5.9.	Алгоритми ідентифікації параметрів динаміки поширення мікроструктур композитів	171
5.10.	Моделювання параметричних залежностей фізико-механічних характеристик епоксикомпозитів з дисперсними наповнювачами	182
	Список використаної літератури	187
	Додатки	198

ВСТУП

Методи розпізнавання образів – напрямок у технічних науках, пов'язаний з розробкою принципів і побудовою систем, що призначені для означення належності досліджуваного об'єкту до конкретного класу із заздалегідь виділених. Під об'єктами в розпізнаванні образів розуміють різні матеріальні предмети, явища, процеси, сигнали, технічні ситуації. Досліджуваний об'єкт описується сукупністю визначальних характеристик (ознак чи властивостей)

$$X = (x_1, \dots, x_i, \dots, x_n),$$

де X визначає значення i -тої характеристики (i - координата вектора), і визначальною характеристикою S , яка гарантує, що об'єкт належить до деякого класу (образу). Набір об'єктів, які заздалегідь класифікують, тобто таких, у яких уже відомі параметри X і S , використовують для виявлення закономірних зв'язків між параметрами цих характеристик і називаються навчальною вибіркою. Ті об'єкти, в яких характеристика S невідома, утворюють контрольну вибірку. Окремі об'єкти навчальної і контрольної вибірок називаються реалізаціями. Основним завданням розпізнавання образів є вибір правила (вирішальна функція) F , відповідно до якого за значенням контрольній реалізації X встановлюється її приналежність до одного з образів, тобто вказують «найбільш правдоподібні» значення характеристики S для даного значення X . Вибір вирішальної функції F потрібно провести так, щоб вартість пристрою для розпізнавання, його експлуатація, пов'язана з помилками розпізнавання, були б мінімальними [1, 2].

Прикладом задачі розпізнавання цього типу може слугувати завдання розрізнення нафто і водоносних шарів за непрямыми геофізичними даними. По набору визначальних характеристик порівняно легко виявити пласти насичені рідиною. Значно складніше визначити хімічний склад наповнення пластів: нафта чи вода. Потрібно знайти алгоритм використання інформації, що містить геофізичні характеристики, для віднесення кожного насиченого рідиною пласту

до одного з двох класів – водоносного або ж нафтоносного. При розв'язанні цієї задачі у навчальну вибірку включають геофізичні дані розкритих пластів.

Інший приклад із галузі технології. Для покращення фізико-механічних властивостей композитів вводять наповнювачі різноманітної фізичної природи дисперсності, форми, що дозволяє підвищити показники їх адгезійної та когезійної міцності, корозійної тривкості, стійкості до спрацювання та ін. Науково-обґрунтоване введення певного типу мінеральних дисперсних та волокнистих наповнювачів дає можливість у широких межах регулювати експлуатаційні характеристики розроблених матеріалів.

Успіх у вирішенні проблем розпізнавання образів залежить значною мірою від вдалого вибору ознак X . Набір характеристик на виході часто буває великим по кількості. В той же час прийнятне правило повинно бути засноване на використанні обмеженої кількості ознак, найбільш важливих для розрізнення одного образу від іншого. Так, в завданнях медичної діагностики важливо визначити, які симптоми і їх поєднання (синдроми) слід використовувати при встановленні діагнозу хвороби. Тому проблема вибору інформативних факторів – важлива складова частина проблеми розпізнавання образів [3-5].

Із проблемами розпізнавання образів (англомовний термін **supervised learning**) – живі системи, у тому числі і людство, постійно стикаються з моменту свого виникнення. Так, зокрема, інформація, що надходить завдяки органам відчуття, обробляється мозком, який класифікує інформацію, забезпечуючи прийняття рішення, а далі з допомогою імпульсів передає необхідний сигнал до органів руху, які виконують необхідні дії. Потім аналізується зміна навколишнього оточення, і вищевказані дії відбуваються згідно зміни зовнішніх даних. Із подальшим розвитком комп'ютерної техніки стало можливим вирішувати ряд завдань, що виникають у процесі життєдіяльності, полегшити умови праці, прискорити відповідний процес, підвищити якість результату та ін. Прикладом може слугувати робота набору систем життєзабезпечення, взаємодія людини з комп'ютером, поява роботизованих систем та ін. Однак, зауважимо, що забезпечити необхідний

результат у деяких технічних завданнях – розпізнавання рухомих однотипних об'єктів, рукописного тексту на даний період є проблематичним [6, 7].

Мета даної роботи: вивчити онтогенез систем розпізнавання. Завдання – вказати зміни, що відбулися в області теорії розпізнавання образів, так і технічні особливості, із зазначенням причин запропонувати методи і принципи, що застосовують в обчислювальній техніці; – навести приклади перспектив, які очікують дану галузь науки в найближчому майбутньому.

1. Поняття «розпізнавання образів»

Із найбільш загальних позицій маємо право стверджувати, що в повсякденній діяльності людина постійно стикається із завданнями, пов'язаними з ухваленням рішень, зумовлених навколишнім оточенням, що безперервно міняється. У процесі прийняття рішень беруть участь: органи відчуттів, за допомогою яких людина сприймає інформацію ззовні: центральна нервова система, що здійснює відбір, переробку інформації і ухвалення рішень; рухові органи, що реалізують прийнятий вибір. Але в основі рішень цих завдань лежить розпізнавання образів.

Ми легко упізнаємо здалека свого знайомого. Звернемо увагу на незначну залежність результатів розпізнавання від дальності, якщо звичайно ми ще бачимо окремі елементи і рухи. Помітимо, що окрім "чистого" розпізнавання є присутня дія, але при цьому будь-якій дії передуює розпізнавання. А будь-яку виконану дію спричиняє за собою новий етап подальшої розпізнавальної діяльності.

Розглянемо приклади.

1. Керівник підприємства за економічними показниками господарської діяльності виявляє (розпізнає) погіршення виробничого процесу цеху, заводу, міста і країни.

2. Насінина рослини розпізнає достатність температури навколишнього середовища, достатність вологи, поживних речовин і включає механізм росту.

3. Тривіальний випадок з техніки: дверний замок розпізнає свій ключ і дозволяє відкрити приміщення.

4. Матеріалознавство: правильна ідентифікація мікроструктур у композитах дозволяє створювати матеріали із наперед заданими властивостями. Головним завданням при формуванні композитних матеріалів і розпізнаванні їх майбутніх експлуатаційних властивостей є конкретизація і обчислення геометричних характеристик шарів матеріалу, що утворюються навколо волокон чи дисперсних частинок наповнювача у випадку використання матриці на основі епоксидної смоли.

Таким чином, наведені приклади показують, що розпізнавання в природі, суспільстві, житті людини, в техніці – всеохоплююче. Але при цьому слід зазначити, що відповідей на поставлені питання, коли мова стосується розпізнавання діяльності людини у більшості випадків ми не знайдемо. До теперішнього часу повні уявлення про здібності живих організмів в розпізнаванні багатьох явищ і об'єктів відсутні. У той же час, створюючи технічні системи, здатні змоделювати його, науковці висловлюють гіпотези, що наближаються до знання розпізнавання діяльності у природі, що дозволяє успішно вирішувати поставлені завдання.

Перші дослідження в галузі обчислювальної техніки в основному розвивалися за класичною схемою: математична модель, алгоритм і розрахунок. Такими були проблеми моделювання процесів, що відбуваються при розрахунку траєкторій у воєнній галузі, економічних проблемах, технічних характеристиках двигунів чи захисних покриттів, у медичній діагностиці і інших галузях. Однак окрім класичних ідей цього ряду виникали методи, що базуються на абсолютно іншому підході, і як показала практика, вони часто давали кращий результат ніж рішення, засновані на надскладних математичних моделях. Такий підхід полягає у відмові до прагнення створення вичерпної математичної моделі досліджуваного об'єкта. Слід зауважити, що адекватні моделі багатьох явищ практично неможливо побудувати. У такому випадку задовільнити відповіддю лише конкретні питання, що цікавили дослідників,

причому ці відповіді слід шукати серед спільних для широкого класу задач. До досліджень такого класу відносять розпізнавання зорових образів, прогнозування врожайності, рівня річок, завдання розрізнення нафтоносних та водоносних пластів за непрямыми геофізичними даними та ін. Конкретна відповідь у цих задачах потрібна в достатньо спрощеній формі, як наприклад, приналежність об'єкта до одного з заздалегідь обраних і чітко визначених класів. Вихідні дані цих задач, як правило, задають у вигляді дискретних відомостей про досліджувані об'єкти, наприклад у вигляді набору заздалегідь класифікованих об'єктів.

З математичної точки зору розпізнавання образів представляється як клас задач являє собою узагальнені ідеї екстраполяції функцій. Важливість такого підходу для технічних наук не викликає ніяких сумнівів і вже це, саме по собі, виправдовує численні дослідження у даній області. Тим не менш задача розпізнавання образів має окремий, самостійний та більш широкий аспект для сучасної науки. Втім, доволіні ідеї, важливі для штучних як для кібернетичних систем, так і для прикладних наук. В контекст даного напрямку органічно увійшли і поставлені ще в античні часи питання про природу нашого знання, нашої здатності розпізнавати явища, предмети, закономірності, ситуації оточення і в цілому навколишнього світу [8]. Насправді немає сумнівів в тому, що механізми розрізнення найпростіших образів, типу ситуації наближення небезпеки або можливості тамування спраги чи голоду, сформувалися значно раніше, аніж виникла елементарна мова та формально-логічний апарат. Без сумніву, такі механізми досить розвинені і у вищих тварин, яким у життєдіяльності вкрай необхідна здатність розрізнення досить складної системи знаків природи. У навколишній природі ми бачимо, що феномен мислення і свідомості у явній формі базується на здібностях до розпізнавання образів і подальший прогрес науки про інтелект безпосередньо пов'язаний з глибиною розуміння фундаментальних законів розпізнавання. Перераховані вище проблеми виходять далеко за межі стандартного визначення

розпізнавання, а тому необхідно розуміти, що вони мають глибокі зв'язки із цим відносно вузьким напрямком [9, 10].

Уже зараз розпізнавання образів широко увійшло у повсякденну практику і є одним з найбільш нагальних знань сучасної інженерії. У медицині розпізнавання образів допомагає фахівцям ставити більш точні діагнози, на заводах його використовують для прогнозування браку в партіях товарів [11]. Системи біометричної ідентифікації особи як свого алгоритмічного ядра також засновані на результатах цього наукового напрямку. Перспективи розвитку штучного інтелекту, зокрема проектування комп'ютерів п'ятого покоління, здатних до більш безпосереднього спілкування з людиною на природних мовах і для людей за допомогою мови, неможливі без розпізнавання. Тут близько і до теорії штучних систем управління, робототехніки, що містять життєво важливі підсистеми систем розпізнавання. До розвитку теорії розпізнавання образів з самого початку було прикуто чимало уваги з боку фахівців самого різного профілю – кібернетики, матеріалознавства, нейрофізіології, психології, математики, економіки і т. ін. Багато в чому саме з таких причин сучасне розпізнавання образів само живиться ідеями цих дисциплін [12].

В подальшому математичний апарат теорії розпізнавання розширився за рахунок застосування:

- розділів прикладної математики;
- теорії інформації;
- методів алгебри логіки;
- математичного програмування та схемотехніки.

В результаті людство розвинуло даної галузі призвело до розпізнавальних пристроїв, створення, що можуть підвищувати, наприклад, ефективність систем зв'язку, розпізнаючи сигнали в шумах, допомагають встановлювати об'єктивний діагноз захворювань, розпізнаючи завжди однозначно на відміну від людини симптоми-ознаки захворювань, дають можливість здійснювати автоматичний контроль складних технічних систем і вчасно втручатися і проводити їх ремонтно-відновлювальні роботи та ін.

2. Теорії розпізнавання образів

Як уже зазначено вище, у повсякденному житті постійно вирішуються, часто несвідомо, задачі розпізнавання різноманітних ситуацій, слухових і зорових образів. Подібна здатність для комп'ютера являє собою в кращому випадку справу майбутнього. Звідси деякими піонерами розпізнавання образів був зроблений висновок, що вирішення цих проблем на комп'ютері повинно у загальних рисах моделювати хід людського мислення. Найбільш відомою спробою розв'язання цієї проблеми було відоме дослідження Ф. Розенблатта за допомогою персептрону [13]. До середини 50-х років здавалося, що нейрофізіологами були зрозумілі фізичні принципи роботи мозку. У книзі "Новий Розум Короля" британський фізик-теоретик Р. Пенроуз оригінально аргументує сумніви нейромережевої моделі мозку, обґрунтовуючи істотну роль у його функціонуванні квантово-механічних ефектів. Приймаючи за основу ці ідеї Ф. Розенблатт розробив модель навчання розпізнаванню зорових образів.

Оцінюючи роль нейронних мереж для, власне розпізнавання, слід відзначити наступне: нейронні мережі, будучи надзвичайно складним об'єктом для математичного аналізу, при грамотному їх використанні, дозволяють знаходити дуже нетривіальні закони в масиві, тобто не тільки для біоніки, для якої вони мають першорядне значення. Їх труднощі для аналізу, в загальному випадку, пояснюють їхню складну структуру і як наслідок, практично невичерпними можливостями для узагальнення різних закономірностей. Але ці переваги, як це часто і буває, є джерелом потенційних помилок, можливості перенавчання. Подібний двоякий погляд на перспективи будь-якої моделі навчання є одним з принципів машинного навчання [9].

Розпізнавання образів (а часто кажуть – об'єктів, сигналів, ситуацій, явищ або процесів) – найпоширеніша проблема, яку людині доводиться вирішувати практично щомиті від народження і до останнього дня свого існування. Для цього суб'єкт використовує значні ресурси свого мозку, які ми оцінюємо таким показником кількості нейронів, що перевищує 10^{10} . Можна навіть, не

обтяжуючи себе прикладами, зауважити, що схожі ознаки спостерігають в біології в живій природі, а іноді навіть у неживій. Крім того, розпізнавання постійно зустрічають в техніці. Звідси висновок – очевидно, необхідно вважати механізм розпізнавання всеосяжним [14]. Із загальніших позицій можна стверджувати – у щоденній діяльності людина постійно стикається із завданнями прийняття рішень, зумовлених безперервно мінливими навколишніми факторами. У такому процесі задіяні органи відчуттів, за допомогою яких людина сприймає інформацію ззовні; центральна нервова система, що здійснює відбір, аналіз інформації і прийняття оптимального варіанту; рухові органи, які реалізують прийняте рішення. В основі вирішень цих завдань лежить, в чому легко переконатися, розпізнавання образів [15].

У своїй практиці люди вирішують різноманітні завдання щодо класифікації та розпізнавання об'єктів, явищ і ситуацій, миттєво впізнають один одного з великою швидкістю читають друковані і рукописні тексти, безпомилково водять авто в складному потоці міського руху, здійснюють сортування деталей на конвеєрі, розгадують коди, стародавні манускрипти і т.д. [16]. Однією з основних проблем розвитку та застосування штучного інтелекту залишається проблема розпізнавання тактильних, звукових і візуальних образів [17-20]. Уже тепер Інтернет і розвинені комунікаційні канали дозволяють створювати системи, що вирішують такі проблеми за допомогою соціальних мереж, готових прийти на допомогу круглодобово. Фах інженера систем розпізнавання на базі соціальних мереж буде необхідним уже в найближчому майбутньому і до тих пір, аж поки системи штучного інтелекту не будуть здатні самі пройти тест Тьюринга. Здійснюючи прогноз експонентного росту рівня технології протягом декількох десятиліть, футурист Р. Курцвейл припустив, що машини, здатні пройти тест Тьюринга, будуть виготовлені не раніше 2029 року. Однак системи штучного інтелекту не мають можливості чекати так довго – всі інші технології вже підготовлені до того, щоб знайти своє застосування у медицині, матеріалознавстві, системах безпеки і т. д. Їх очима і вухами стануть мільйони людей по всьому світу, готові розпізнати фото терориста, напис на

флакони з ліками або прохання про допомогу. Армія користувачів соціальних мереж зростає гігантськими темпами. По результатах дослідження ComScore, у травні 2009 року аудиторія користувачів однієї тільки Facebook в США налічувала 70,28 млн. осіб. На червень 2014 року аудиторія Facebook склала 1,32 млрд. користувачів [21] – це ті, хто заходив на сайт хоча б раз у місяць або за вказаний проміжок часу був зафіксований з допомогою кнопки Like і слідкуючих cookie [22]. Добова активна аудиторія у березні склала 720 млн.чол. – стільки фіксується мережею Facebook щоденно. 24 серпня 2015 року кількість відвідувачів Facebook вперше склало один мільярд чоловік. Біля 810 млн. чол. в місяць використовують мобільні додатки Facebook.

У подальшому робота інженера полягатиме в організації процесу передачі користувачам нерозпізнаних образів у вигляді MMS, поп-апів на сайтах, символів CAPTCHA на блогах та ін., верифікації отриманих даних і відправки розпізнаного слова чи образу назад системі штучного інтелекту [23].

В 60-х роках 20 століття у зв'язку із розвитком, електронної техніки, зокрема комп'ютерів, широке використання отримали автоматичні системи розпізнавання, під якими зазвичай розуміють комплекси засобів, призначених для вирішення описаних вище, завдань. Методи розпізнавання образів використовують в процесі машинної діагностики ряду захворювань, для прогнозування, ідентифікації і локалізації корисних копалини в геології, для аналізу економіко-соціальних процесів, у психології, криміналістиці, лінгвістиці, технологіях матеріалознавства, ядерній і космічній фізиці, в автоматизованих системах управління та ін. Їхнє використання виправдане практично усюди, де доводиться мати справу з класифікацією дослідних даних.

Перша вітчизняна робота області розпізнавання образів – робота засновника сучасної теорії інформації Харкевича О.О. [24].

Наші вітчизняні вчені та науковці ближнього зарубіжжя, зробили істотний внесок у цю дисципліну [25]. Слід відзначити таких вчених, як – В.М. Глушков, В.С. Михалевич, В.С. Пугачов, Н.П. Бусленко, Ю.І. Журавльов [28], Я.З. Ципкін, А.Р. Івахненко, М.А. Айзерман, Е.М. Браверман,

М.М. Бонгард, С.Н.Вапник, Р.П. Тартаковський, В.Р. Репін, Л.А. Растрингін, А.Л. Горелік, А.А. Свинок, Н.Р. Загоруйко, А.А. Свинок, А.А. Діментман, С.С. Максимов, О.Ю. Орлов, Г.С. Осипов, Э.В. Попов, Д.А. Поспелов, М.Г. Гаазе-Рапопорт, Т.А. Гаврилова, В.Ф. Хорошевський, Г.С. Поспелов та ін.

Зарубіжні вчені. Ф. Розенблатту у 1957р., належить ідея перцепторону [16, 26] – найпростіша модель мозку. Великий вклад внесли: Р. Гонсалес, У.Гренандер, Р.Дуда, Р. Себестіан, Дж.Ту, К. Фу, П. Харт.Н. Вінер, А. Тьюрінг, М. Мінські, Дж.Маккарті, Ч. Беббідж, А. Ньюелл, Г. Саймон, Н.Хомський, Дж. Перл, С. Пейперт, К. Шеннон, Дж. Вейценбаум, П. Вінстон, В.К. Фінн.

3. Загальна характеристика задач розпізнавання образів та їх типи

Проблеми розпізнавання володіють наступними характерними рисами. Це – інформаційні двохетапні проблеми: – перетворення вхідних даних до виду, зручному для розпізнавання; – власне розпізнавання (зазначення належності об'єкта до певного класу). У таких завданнях на основі аналогії можна вводити поняття подібності об'єктів і формулювати правила, на підставі яких об'єкт зараховується в один і той самий клас або в різні класи [27]. Можна також оперувати з набором прецедентів, класифікація котрих відома і які у вигляді формалізованих описів можуть бути застосовані алгоритмом розпізнавання у якості еталону для налаштування у процесі навчання. Для цих завдань важко будувати формалізовані теорії чи застосовувати класичні математичні методи. У більшості випадків недоступна інформація для точної математичної моделі. Часто виграш від застосування моделі і математичних методів є неспівмірним з витратами [24, 25].

Виділяють наступні типи задач розпізнавання:

1. розпізнавання – віднесення досліджуваного об'єкту за його описом до одного із заданих класів (навчання);
2. автоматичної класифікації – розбиття сукупності об'єктів, ситуацій, явищ та їх описів на систему окремих класів (кластерний аналіз, самоосвіта);

3. вибір інформативного набору ознак при розпізнаванні;

4. приведення вхідних даних до виду, зручного для розпізнавання:

- динамічне розпізнавання і динамічна класифікація

- завдання 1 і 2 для динамічних об'єктів;

- задача прогнозу – попередній тип, в якому розв'язок повинен відноситися до деякого моменту досліджуваного процесу у майбутньому [14].

4. Основні означення

Приступаючи до основних методів розпізнавання образів, наведемо декілька необхідних означень.

Розпізнавання образів (об'єктів, сигналів, ситуацій, явищ або процесів) – це завдання ідентифікації об'єкта або визначення будь яких його властивостей або за його зображенням (оптичне розпізнавання), або аудіозаписом (акустичне розпізнавання) і іншими характеристиками.

Одним із базових понять теорії є поняття **множини**. У комп'ютері множина представляється набором унікальних однотипних елементів. Слово "унікальних" означає, що якийсь елемент у множині або існує, або його там немає.

Універсальна множина містить усі можливі для розв'язуваної проблеми елементи, **порожня множина** не містить жодного.

Образ – це класифікаційне угруповання у системі, яка об'єднує (виділяє) певну групу об'єктів за конкретною характеристикою. Образи мають характерну ознаку, що виявляється у процесі ознайомлення із скінченим числом явищ однієї фіксованої множини [29, 30]. Це надає можливість отримувати інформацію про як завгодно велику кількість її представників. Образи мають характерні об'єктивні властивості в тому сенсі, що різні дослідники, які вивчають деякий об'єм матеріалу спостережень, з необхідністю однаково і незалежно один від одного класифікують одні і ті ж об'єкти. У

класичній постановці задачі розпізнавання універсальна множина розбивається на складові-образи.

Образне відображення світу – одна із властивостей свідомості, що надає можливість розібратися у багатовимірному потоці сприйманої інформації і зберегти орієнтацію у лабіринті розрізнених даних про навколишній світ. Аналізуючи зовнішній світ, людина завжди проводить класифікацію сприйманих сигналів, тобто розбиває відчуття на групи схожих, але не тотожних явищ [12, 18, 31–33]. Наприклад, не зважаючи на істотну відмінність, до однієї групи відносять всі букви А, написані різними стилями чи почерками, або всі звуки, що відповідають одній і тій же ноті, взятої в будь якій октаві на деякому інструменті. Оператор, що керує технічним об'єктом, на цілу множину станів об'єкта реагує з однією і тією ж реакцією. Характерно, що для формування поняття про групу сприйняття певного класу достатньо ознайомитися з незначною кількістю її представників. Така властивість мозку дозволяє сформулювати поняття **образу**.

Образи володіють характерною властивістю, що виявляється в ознайомленні із скінченною кількістю явищ з однієї і тієї ж множини дає можливість розрізнити як завгодно велику кількість його представників. У якості способу можна розглядати і деяку сукупність станів об'єкта управління, причому вся ця сукупність станів характеризується тим, що для досягнення заданої мети необхідно однаковий вплив на об'єкт. Образи мають характерні об'єктивні властивості. Різні особи, що приймають рішення і які навчаються на різному матеріалі спостережень, як показує практика, однаково і незалежно один від одного класифікують одні і ті ж об'єкти [34-36].

Здатність сприйняття навколишнього світу у формі образів дозволяє з певною ймовірністю розрізнити велике число об'єктів на основі ознайомлення з їх скінченною кількістю, а об'єктивний характер головної властивості образів дозволяє моделювати процес їх розпізнавання. Будучи відображенням об'єктивної реальності, поняття образу настільки ж об'єктивно, як і сама реальність, а тому це поняття може бути само по собі об'єктом спеціального

дослідження. Слід зауважити, що кожен об'єкт спостереження може розпізнаватись по-різному залежно від умов сприйняття. Наприклад, яка-небудь буква, навіть однаково написана, може в принципі як завгодно змінюватися по змісту відносно сприймаючих органів. Крім того, об'єкти одного і того ж образу можуть значно відрізнятися один від одного і, по-різному впливати на сприймаючі органи [37-39].

Кожне відображення будь якого об'єкта на сприймаючі органи, які їх розпізнають, незалежно від його локалізації відносно цих органів, називають **зображенням об'єкта**, а множини таких зображень, об'єднаних серією загальних властивостей, є **образом** [40].

При розв'язанні завдань керування методами розпізнавання образів замість терміну "зображення" застосовують термін "стан". **Стан** – це певної форми відображення вимірюваних поточних (або миттєвих) характеристик об'єкту спостереження. Сукупність станів визначає **ситуацію**. Поняття "**ситуація**" є аналогом поняття "**образ**". Але ця аналогія не повна, оскільки не всякий образ можна назвати ситуацією, хоча будь-яку ситуацію можна назвати образом.

Ситуацією прийнято називати деяку сукупність станів складного об'єкта, кожна з яких характеризується одними і тими ж або схожими характеристиками об'єкта. Наприклад, якщо об'єктом спостереження розглядають деякий об'єкт керування, то ситуація об'єднує такі стани цього об'єкта, у яких слід застосовувати одні і ті ж керуючі впливи. Якщо об'єктом спостереження є військова гра, то ситуація об'єднує всі стани гри, що вимагають, наприклад, потужного танкового удару при підтримці авіації. Якщо ж об'єктом є епоксидні композитні матеріали і захисні покриття, то ситуація вимагатиме науково-обґрунтованого введення мінеральних дисперсних та волокнистих наповнювачів, що дає можливість у широких межах регулювати експлуатаційні характеристики розроблених матеріалів [41-43].

Методика віднесення елемента до визначеного образу називається **вирішальним правилом**.

Ще одне фундаментальне поняття – **метрика**, як спосіб визначення відстані між елементами універсальної множини. Чим меншою є відстань, тим більш подібними є між собою об'єкти (символи, сигнали та ін.), що ми розпізнаємо. Звичайно елементи задаються у вигляді набору чисел, а метрика – у вигляді функції [44].

Від виду представлення образів і способу реалізації метрики залежить ефективність програми, один і той же алгоритм розпізнавання але з різними метриками буде помилятися з різною частотою. **Навчанням** називатимем процес вироблення в деякій скінченній системі реакції на групи зовнішніх однакових сигналів шляхом багатократного впливу на систему зовнішнього коригування. Таке зовнішнє коригування у процесі навчання прийнято називати "**заохоченнями**" і "**покараннями**". Механізм генерації коригування є повністю визначальним для алгоритму навчання.

Самонавчання є частинним випадком навчання, але відрізняється від останнього тим, що тут додаткова інформація про правильність реакції у системі не повідомляється.

Адаптація – це процес зміни структури і параметрів системи, а можливо – і керуючих впливів, на основі інформації, що поступає з метою досягнення необхідного стану системи при початковій невизначеності і мінливих умовах роботи [38, 40].

5. Загальна характеристика методів розпізнавання та їх типи

В області розпізнавання образів істотно використовують ідеї і результати багатьох інших напрямків – математики, кібернетики, психології і т. ін.

Задачі розпізнавання мають основні характерні риси (рис. 5.1) [38, 39].

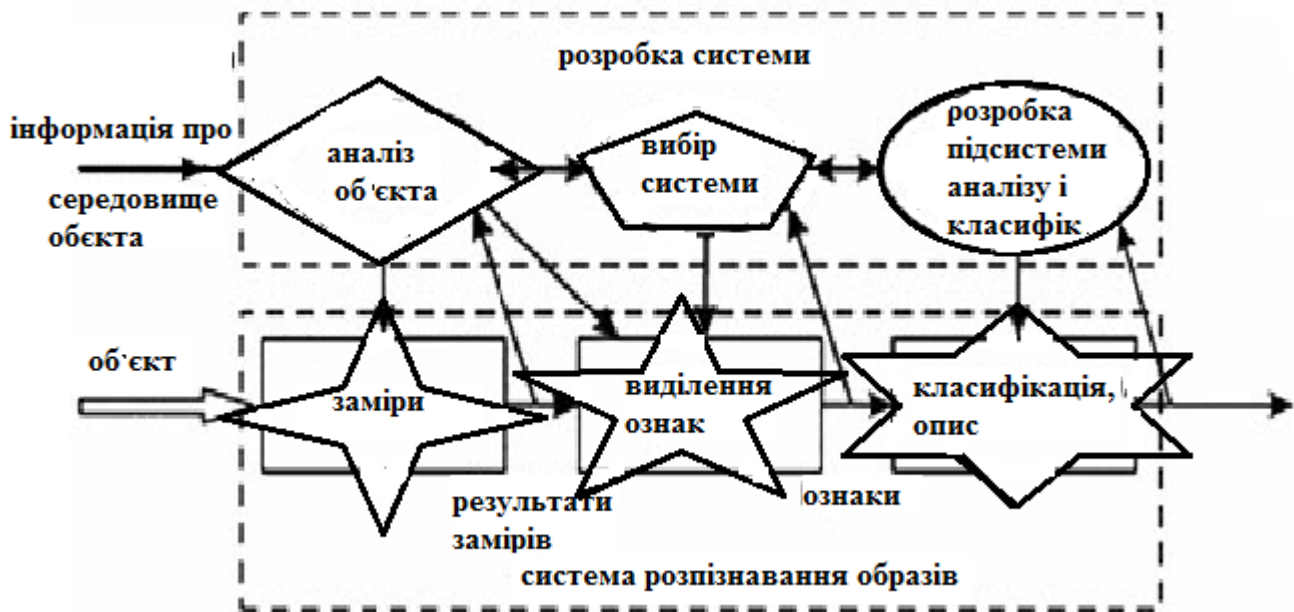


Рис. 5.1. Загальна структура системи розпізнавання і етапи процесу її розробки

Це інформаційні завдання, процес виконання якого складається з двох етапів: – перетворення вхідних даних до вигляду, зручного для розпізнавання; власне розрізнення (числовий параметр, як вказівка про належність об'єкту до певному класу). У таких задачах можна вводити поняття аналогії або подібності об'єктів і формулювати правила, на підставі яких об'єкт відносять в один і той же клас або в різні класи. У таких проблемах можна оперувати набором прецедентів (еталонів), класифікація яких встановлена і які у вигляді формалізованих описів представлені алгоритму розпізнавання для регулювання завдання [40, 41].

Для таких завдань нелегко будувати формалізовані теорії і застосовувати традиційні математичні методи. Часто недоступною є інформація для точної математичної моделі, або виграш від використання такої моделі і математичних методів несуттєвий з витратами.

Виділяють кілька типів задач розпізнавання:

1) завдання розрізнення – віднесення представленого об'єкту по його опису до деякого із заданих класів (навчання із вчителем);

2) автоматична класифікація – розбиття безлічі об'єктів, ситуацій, явищ по їх описах на систему класів, що не перетинаються (таксономія, кластерний аналіз, самонавчання);

3) завдання вибору інформативної множини ознак при розпізнаванні;

4) завдання приведення вхідних даних до вигляду, зручного для розрізнення;

5) динамічне розпізнавання та динамічна класифікація;

6) завдання прогнозування – попередній тип, у якому рішення повинне відноситися до деякого моменту у майбутньому.

Приклади задач розпізнавання образів:

- розпізнавання букв та символів;
- розпізнавання штрих-кодів товарів;
- розпізнавання автомобільних номерів;
- розпізнавання осіб та біометричних даних;
- розпізнавання умов застосування технологій формування захисних покриттів обладнання.

У цілому, можна виділити три **методи розпізнавання образів [42, 43]**.

Метод перебору. Проводять порівняння із базою даних. У цьому випадку для кожного виду об'єктів представлені всілякі модифікації відображення. Наприклад, для оптичного розпізнавання образів можна застосувати метод перебору вигляду об'єкта під різними кутами, масштабами, зсувами, деформаціями і т. д. Для букв потрібно перебирати шрифт, властивості шрифту і т. д. У разі розпізнавання звукових образів, відповідно, відбувається порівняння із відомими шаблонами (наприклад, слово, вимовлене декількома людьми).

Наступний підхід – проводять більш глибокий аналіз характеристик образу. У випадку оптичного розпізнавання це може бути визначення деякого набору **геометричних характеристик**. Звуковий зразок у цьому підході піддається частотно-амплітудному аналізу і т. д.

Інший метод – **використання штучних нейронних мереж**. Цей метод вимагає великої кількості прикладів розв’язку задачі розпізнавання при навчанні, або ж спеціальної структури нейронної мережі, яка враховує специфіку задачі. Цей метод відрізняє більш висока ефективність і продуктивність.

6. Аспекти розпізнавання образів

Біологічний аспект розпізнавання образів тісно пов’язаний із основами поведінки тварин, які в природі сприймають навколишні об’єкти одночасно різними органами відчуттів; а тому образи матеріальних предметів об’єднують у собі зорові, тактильні, смакові та ін. характеристики. На практиці розділяють процеси дослідження, пов’язані із сприйманням і розпізнаванням оптичних і акустичних властивостей. Термін «образ» найчастіше застосовують у зв’язку із зоровими і слуховими сприйняттями. Історично склалось, що найдетальніше вивчено розпізнавання зорових образів. Сприйманий з допомогою зору суб’єкта навколишній світ – тривимірний простір з об’ємними об’єктами відносно стабільної форми і забарвлення, як правило не самоопроміненими але поміщеними в прозоре середовище (повітря, воду). При русі як самих тварин, так і деяких зовнішніх об’єктів, кожному, навіть предмету із постійними характеристиками, відповідає множина різних його зображень на сітківці ока, що є двовимірними проекціями об’єктів на поверхню її світлочутливих рецепторів. Основна функція системи зору – відновлення і побудова тривимірного простору на основі цих плоских зображень, що необхідно для організації активної поведінки людини. Зовнішнім проявом роботи машин, що здійснюють таку реконструкцію, служать деякі константи сприйняття людиною чи твариною габаритів і кольору предметів. Не менш важлива функція зорової системи – класифікація об’єктів відповідно до їх значущості для людини, що зазвичай і розуміється під розпізнаванням. Залежно від виду тварини і рівня організації її зорової системи розпізнавання також відбувається по різному:

суб'єкти відрізняються як по здатності сприймати певні оптичні властивості об'єктів (видима область спектру, колір, яскравість, поляризованість світла), так і по мірі складності оброблення зорової інформації. У нижчих тварин у сітківці вже є спеціалізовані, так звані детекторні нервові клітини, котрі виділяють біологічно важливі фактори об'єктів безпосередньо із сітчастого зображення. У вищих тварин суттєве значення мають зорові центри головного мозку, де знаходяться спеціалізовані нервові клітини із досить складними функціями. Окрім спадкових механізмів розпізнавання, у функціонуванні системи зору, як і ін. рецепторних систем, велике значення має індивідуальний досвід (навчання як фільтрація) і одна з його особливих форм – збереження інформації [42, 43].

Різноманітність тварин – величезна, відмінності в апаратах зору вражають своїм об'ємом, проте є багато загального в способах обробки оптичної інформації тваринами різних видів. Про це свідчить, зокрема спільність засобів візуального маскування і відлякування. Ряд особливостей сприйняття і розпізнавання образів, є достатньо добре досліджені для зорового процесу, і мають універсальне значення. Так, вирішувані слуховою системою завдання стабільного сприйняття (правильність пізнання) слухових образів в змінних умовах є аналогічні до завдань константного пізнання забарвлення.

7. Розпізнавання образів у полі застосування точних наук

Задача розпізнавання образів тісно пов'язана із проблемою попередньої класифікації (таксономією). В основному завданні розпізнавання образів про конструювання вирішальних функцій D використовують закономірні зв'язки між характеристиками X і S , які є навчальною вибіркою, та деякі додаткові апріорні гіпотези, наприклад припущення: характеристики X для реалізацій образів є стохастичними вибірками із генеральних сукупностей із конкретним розподілом (розпізнавання образів в мат. статистиці); реалізації одного образу розташовані у деякому сенсі компактно; ознаки в наборі X незалежні і т.д.

Розпізнавання образів в полі **математичної статистики** [43, 44] – клас завдань, пов'язаних з визначенням того, що дане спостереження належить до однієї з генеральних сукупностей (з невідомими розподілами), що представлені лише скінченними вибірками. У якості конкретного спостереження можна вибрати і сукупність спостережень (вибірку) з однієї з представлених генеральних сукупностей. Будь-яке спостереження є числом або вектором. Часто вказаний клас завдань називають аналізом дискримінанта або ж класифікацією. Однак на теперішній час для більшості множини методів розпізнавання, у тому числі і таких, що виникли в рамках статистичного підходу, схожих задовільних обґрунтувань не знайдено. Найбільш часто вживані тепер є **статистичні алгоритми**, типу лінійного дискримінанта Фішера, Парзеновського вікна, ЕМ-алгоритм, метод «найближчого сусіда», не кажучи вже про Байєсівські мережі довіри, володіють сильно вираженим евристичним характером і можуть мати інтерпретації далекі від статистичних. Нарешті, до всього вищесказаного варто додати, що крім асимптотичної поведінки методів розпізнавання, які і є основною проблемою статистики, практика розпізнавання ставить питання обчислювальної і структурної складності методів, що виходять далеко за межі однієї лише теорії ймовірностей. Отже, всупереч прагненню розвивати теорію розпізнавання образів як розділ статистики, у практику та ідеологію розрізнення останнім часом входять зовсім інші ідеї. Одна з них була породжена дослідженнями в області розпізнавання оптичних образів і базується на такій аналогії [25]. Припустимо, що відомі n_1 спостережень із генеральної сукупності A_1 , n_2 спостережень з генеральної сукупності A_2 і т.д., n_m спостережень з генеральної сукупності A_m . Задана також вибірка $z = (z_1 \dots, z_n)$. Завдання розпізнавання образів полягатиме у визначенні, до якої із генеральних сукупностей $A_j, j = 1, 2, \dots, m$, відноситься вибірка z . Тут зазвичай приймається припущення про те, що розподіли $P(\cdot)$ сукупностей A_j належать деякій сукупності $\{P(Q, \bullet)\}$ розподілів, залежних від векторного параметра Q так, що $P_j(\bullet) = P(Q_j)$, де Q_j невідомі.

Якщо ж задані втрати L_{ij} , що несе спостерігач, коли відносить вибірку z до сукупності (образу) A_j , а вона насправді належить A_i , то сформульоване завдання можливо розглядати і вирішувати за допомогою методів теорії ігор у статистиці. Стратегією тут є набір $(Q_1, \dots, Q_m, Q_j)$, де j вказує номер сукупності, до якої відноситься z . У цьому випадку можливе знаходження оптимальних «вирішальних функцій», що мінімізують у тому чи іншому сенсі втрати спостерігача. Зауважимо, що завдання розпізнавання образів виявляються досить складними і досліджені лише в окремих випадках. Для проблеми у загальному випадку за наявності деяких додаткових гіпотез можна вказати асимптотичні оптимальні алгоритми, які дають оцінку втрат, що наближаються до мінімальних, коли числа n_j , необмежено зростають. Описані завдання є однією з найбільш поширених природних математичних формальних моделей для задач розпізнавання образів.

8. Математичний формалізм розпізнавання образів

Об'єкт в розпізнаванні образів описується сукупністю базових характеристик (ознак). Основні характеристики можуть мати різну природу: вони можуть братися з упорядкованої множини типу дійсної прямої, або ж із дискретної множини. Остання може мати структуру. Таке тлумачення об'єкта узгоджується як потребою практичних застосувань розрізнення матеріальних образів, так і з нашим розумінням способу сприйняття об'єкта людиною. Ми вважаємо, що при спостеріганні (визначенні) об'єкта людиною, відомості про нього надходять із скінченної кількості сенсорів (аналізуючих каналів) у **мозок**, і кожному сенсору можна поставити у відповідність відповідну **виміряну** характеристику об'єкта [44, 45].

Окрім ознак, відповідальних за виміри параметрів об'єкта, існує виділена ознака або група ознак, які ми назвемо **класифікуючими**, і у встановленні їх значень при заданому векторі X . Складається задача, яку виконують природні і штучні системи розпізнавання. Очевидно, що для того, щоб встановити

величину (оцінку) таких ознак, необхідно володіти інформацією про зв'язок відомих ознак із класифікуючими. Інформація про такий зв'язок задається у формі прецедентів, тобто множини описів об'єктів з відомими значеннями класифікуючих ознак. Виходячи із отриманої прецедентної інформації і потрібно будувати вирішальне правило, що буде визначати опис об'єкту значеннями його класифікуючих ознак. Таке розуміння проблеми розпізнавання образів затвердили в науці починаючи з 50-х років XX століття [26]. Тоді ж було помічено що така постановка зовсім не є новою. Із подібним формулюванням стикалися і раніше. Так, наприклад, непогано зарекомендували себе алгоритми статистичного аналізу даних, які активно використовували для багатьох практичних завдань (технічна діагностика). А тому перші спроби розпізнавання образів пройшли під ідеями статистичного підходу, який і ставив основні проблеми [12].

Статистичний підхід ґрунтується на ідеї, що початковий простір об'єктів є простором ймовірностей, а ознаки (характеристики) об'єктів – задані у виглядів випадкових величин. Тоді завдання дослідження даних полягає у тому, щоб з деяких міркувань сформулювати статистичну гіпотезу про розподіл ознак, а точніше про класифікацію залежно від ознак решти. Як правило, статистична гіпотеза представляє собою параметрично задану множину функцій розподілу ознак. Стандартною класичною статистичною гіпотезою є припущення про нормальний закон розподілу. Існує цілий ряд різновидів таких гіпотез. Після висування гіпотези залишалося перевірити її на прецедентних даних. Ця перевірка полягає у виборі деякого розподілу із початково заданої множини розподілів (гіпотези про параметр розподілу) та оцінки надійності (довірчого інтервалу) цього вибору. Власне така функція розподілу і буде відповіддю поставленій задачі. Слід зауважити, що об'єкт класифікується вже не однозначно, а з певними ймовірностями належності до класів. Статистиками було розроблено асимптотичне обґрунтування таких методів за наступною схемою: встановлювали деякий функціонал оцінки якості вибору розподілу (довірчий інтервал) і показували, що при збільшенні числа прецедентів, наш

вибір прямує до 1 за ймовірністю та стає вірним у сенсі цього функціоналу (довірчий інтервал наближається до 0).

Статистичний підхід до проблеми розпізнавання виявився досить плідним не лише в сенсі розроблених алгоритмів (в перелік яких входять методи **кластерного** та **дискримінантного** аналізів, непараметрична регресія тощо), але і створення згодом глибокої статистичної теорії розпізнавання [12]. Однак слід мати на увазі, що існує серйозна аргументація на користь того, що розглянуті задачі не зводяться до статистики. Такі задачі, в принципі, можна розглядати зі статистичної точки зору і результати їх розв'язку можуть бути пояснені статистично. Для цього необхідно припустити, що множина об'єктів задачі є ймовірнісною. Однак з точки зору інструменталізму, критерієм вдалості інтерпретації деякого методу розпізнавання може слугувати лише наявність **обґрунтування** цього методу на мові матстатистики. Під **обґрунтуванням** тут розуміють формулювання основних вимог до задачі які забезпечать успіх у застосуванні такого методу.

У зв'язку з тим, що процес **виявлення** є окремим випадком процесу розпізнавання, прийняте рішення може бути тільки двох видів – об'єкт виявлено або ж він не виявлений. Джерелом інформації для прийняття такого рішення можуть бути також два стани – об'єкт присутній на досліджуваному зображенні з ймовірністю P_1 або він відсутній з ймовірністю P_2 . У цьому випадку можливі помилки виявлення пов'язані із:

- незнаходженням присутнього об'єкта;
- із прийняттям рішення про його виявлення при його фактичній відсутності.

Наявність двох випадків дозволяє спростити процедуру прийняття рішення по порівнянні з багатоальтернативним варіантом розпізнавання.

Поширеним напрямком в розпізнаванні є дерева рішень і логічні правила. У порівнянні з вищезгаданими методами розпізнавання ці методи активніше використовують ідею представлення наших знань про предметну область у вигляді самих природних структур – логічних правил. Під елементарним

логічним правилом мається на увазі висловлювання типу «якщо не прокласифіковані ознаки знаходяться в співвідношенні X , то класифіковані знаходяться у співвідношенні Y ». Зразок такого правила в медичній діагностиці: якщо вік пацієнта перевищує 60 років і раніше він переніс інфаркт, то хірургічне втручання не слід робити, оскільки ризик негативного результату у даному випадку великий. Приклад у галузі технологій композитів: діапазони вмісту дисперсних часток наповнювача коричневий шлам у епоксидних композитах 0-12,3 масових частин на 100 масових частин олігомеру для матеріалів не можуть бути рекомендовані при формуванні покриттів, оскільки вони є непридатними для довготривалого використання [27].

Для відшукування логічних правил необхідні дві речі: визначити міру «інформативності» правила і простір правил. Задача пошуку правил після цього перетворюється в задачу повного або часткового перебору усієї множини правил з метою знаходження найбільш інформативних серед них. Означення інформативності може бути введено різними способами, вважаючи що це певний параметр моделі. Простір же пошуку визначається стандартно. Після знаходження досить інформативних правил настає фаза «складання» правил у кінцевий класифікатор. Перерахуємо два основних способи побудови класифікатора. Перший тип – лінійний список. Другий тип – зважене голосування, коли кожному правилом ставиться у відповідність деяку вагу, і об'єкт відноситься класифікатором до того класу за який проголосувала найбільша кількість правил. Насправді, етап побудови правил і етап «складання» виконують одночасно і, при побудові зваженого голосування або списку, пошук правил на частинах прецедентних даних викликають знову і знову, для забезпечення найкращого узгодження даних і моделі [28-30].

1. МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

1.1. Алгоритми розпізнавання образів

Обробка інформації, представленої у вигляді зображень, має багато різновидів і численні варіанти практичного застосування. Цю галузь обробки інформації прийнято розділяти на три напрями: машинну графіку, обробку зображень і їх розпізнавання [38, 43, 44].

Проблема обробки цифрових зображень – відтворення зображення в тих випадках, коли вихідною є інформація не відображення об'єктів та явищ природи. Вказаний напрям має широкий спектр практичного застосування не дивлячись на складність програм, та на їх затрати, необхідним є створення відповідних візуальних відображень, що залежать від характеру конкретного завдання. Приклади візуалізації (у порядку ускладнення) включають побудову графіків функцій або експериментальні дані, виведення інформації на екран (у комп'ютерних іграх) і синтез сцен, призначених для використання у пілотажних тренажерах. Слід звернути увагу на те, що графіки є статичними стосовно часу, візуальні зображення в іграх, змінюються в часі, а сцени, що використовують у тренажерах, не тільки змінюються в часі, а й повинні створювати ілюзії просторової глибини. Машинний живопис і машинний синтез мультиплікаційних фільмів є двома сферами застосування машинної графіки. Вони вимагають технічної спеціальної кваліфікації високого рівня. Зараз, ймовірно, саме таким напрямкам приділяють велику увагу. Термін інтерактивна машинна графіка стосується пристроїв і систем, у яких користувач вводить вихідні дані, сформульовані у термінах породжуваного візуального відображення. Наприклад, потрібно провести на екран пряму між двома точками, вказаними користувачем.

Обробка зображень зв'язана з вирішенням таких завдань, у яких і вхідні, і вихідні дані є зображеннями. Одним із прикладів є системи передачі зображень. Розроблення таких систем у першу чергу стосується усунення шумів і

звертання даних. Перетримані, недотримані або розмиті зображення можна покращити за допомогою методів підвищення контрасту. Іноді потрібно використати радикальніші перетворення. Зображення, для яких характерні більші діапазони яскравості, як правило зводять до зображень з двома рівнями яскравості. На наступному етапі перетворення їх можна представити як фігури із рисок. У деяких випадках виникає проблема побудови нового зображення із набору інших зображень. Прикладом є синтез зображень поперечних січень тіла людини по рентгенограмах, що відповідають боковим проекціям.

Одним з основних завдань *розпізнавання зображень* є застосування методів, які дають змогу отримати певний опис зображення, поданого на вхід системи, або віднести це зображення до певного класу. Ідентифікація зорових образів є практично зворотним завданням машинної графіки. Процедура розпізнавання застосовується до якогось зображення і забезпечує його перетворення у певний абстрактний опис: набір чисел, ланцюжок символів або граф. Наступна обробка дає змогу віднести вихідне зображення до одного з кількох класів. Прикладом прикладного завдання є автоматичне сортування пошти. У даному процесі відповідний пристрій визначає поштовий індекс, написаний на конверті. Прикладом також є автоматизація медичної діагностики, що пов'язана з виявленням на рентгенограмах чи інших зображеннях об'єктів відхилення від норми певного виду. На рисунку 1.1 зведено подібні риси і відмінності трьох напрямів обробки інформації, представленої у вигляді зображень. Кожне з цих напрямів має, щонайменше, двадцятилітню історію розвитку, їх подібність привернула увагу лише нещодавно. Зв'язок розпізнавання і обробки зображень було вперше усвідомлено завдяки можливостям здійснення таких перетворень зображення, у результаті яких спрощується завдання його класифікації. Дослідження зв'язків між цими двома напрямками і машинною графікою відбулося пізніше.



Рис. 1.1. Риси та відмінності методів обробки

Одним із класів завдань є отримання внутрішнього представлення зображень у комп'ютері: структури даних, збереження і їх пошук, ущільнення, тощо. При розв'язку інших завдань подібна спільність інтересів менш очевидна. Наприклад, при обробці зображень часто виникає завдання побудови контуру, а в машинній графіці так же часто виникає завдання заповнення контуру. Оскільки ці операції взаємо-зворотні, то й недивно, що певні теоретичні проблеми є цікавим для вказаних двох напрямів.

Є приклади, у яких спільність цих напрямів проявляється повністю.

Приклад 1. Важливе практичне значення має завдання передачі зображень документів каналами зв'язку. Якісне відтворення форми літерно-цифрових символів зумовлено перетворенням кожного символу у цифрову матрицю. Остання містить щонайменше 20 рядків і 15 стовпців. Слід

зауважити, що матриця покриває частину чистого простору, що оточує символ. Для точного відтворення типографського шрифту, наприклад, курсиву, жирного шрифту тощо, потрібна вища роздільна здатність. Така матриця може бути бінарною, відповідно, для передачі кожного символу потрібно витратити не менше 300 бітів. Обробка зображень полягає в застосуванні перетворень, які відображають цю матрицю в об'єкт, для передачі якого потрібно менше 300 бітів, до того ж застосування після прийому зворотного перетворення забезпечує отримання вихідного зображення чи хоча б його хорошого наближеного варіанту. Використання відомих перетворень може зменшити число потрібних бітів щонайбільше у шість разів. Припустимо, з іншого боку, що здійснено розпізнавання і ввід на прийомний пристрій. Для опису такої назви зазвичай достатньо 8 бітів і, таким чином, об'єм інформації, яку потрібно передати, знижується маже у 40 разів. Прийомний пристрій повинен забезпечувати відтворення символів, що є нескладним завданням машинної графіки. Таким чином, для відображення символу можна було б обійтися матрицею менших розмірів: зазвичай достатньо десяти рядків і семи стовбців. Тобто можливо забезпечити «постійне» стиснення даних. Завдання стає складнішим, коли текст містить ілюстрації. У таких випадках потрібно змінювати систему кодування у процесі обробки. Система, у якій реалізовано такий принцип, описана в [31].

Приклад 1 служить ілюстрацією завдання, під час розв'язку якого потрібно використовувати обробку зображень, машинної графіки і розпізнавання. Кількість подібних прикладних завдань суттєво зростають по мірі зниження вартості використання обчислювальних машин і периферійних пристроїв. Оскільки кожен з цих напрямів доволі широкий, неможливо охопити всі три в одній книзі. Замість того ми зосередимо увагу на загальних завданнях і на тих проблемах, які є фундаментальними для обробки інформації, представленої у вигляді зображень. Ми не будемо зачіпати проблеми, пов'язані з апаратурою, не лише з причини стрімких змін в області техніки цього виду, а й тому, що ми зосереджуємося на алгоритмах і методах.

Одному із аспектів нашого завдання не приділяли достатньої уваги, мова йде про своєрідність природи зображень, яка потребує використання інших методів аналізу порівняно із тими, що застосовують для обробки звукових і електричних сигналів. Розповсюдження методів обробки сигналів із одновимірною на двовимірний випадок – завдання нетривіальне. Його розв’язок залежить і від фізичної інтерпретації вимірності. Так, сигнал, який залежить від часу і певної просторової змінної, вимагає іншої обробки, чим сигнал, який залежить від двох просторових змінних. Математична подібність форм сигналів може виявитися оманливою.

1.2. Алгоритми січних площин

Для виявлення об’єкта простір ознак Y ділиться на дві області Y_1 і Y_2 , відповідні присутності об’єкту x_1 або відсутності об’єкту x_2 в області пошуку. У цьому разі прийняття рішення здійснюється на підставі ухвали області, до якої належать ознаки об’єкта. Статистичний зв’язок між отриманими значеннями ознак у просторі станів Y і станами об’єктів x_1 і x_2 визначається умовними густинами розподілу ймовірностей $p(Y/x_m)$, $m=1, 2$, а у загальному випадку – багатовимірними розподілами. Таким чином, значення параметрів вирішальною поверхні є визначальними для прийняття обґрунтованого рішення. Алгоритм навчання комп’ютера розпізнаванню образів, який ґрунтується на методі гіперплощин, полягає в апроксимації розділяючої гіперповерхні і складається з таких частин:

А. Навчання (формування розділяючої поверхні):

- 1 проведення січних площин;
- 2 виключення зайвих площин;
- 3 виключення зайвих кусків площин.

Б. Розпізнавання нових об’єктів.

Опишемо проблему **визначення розпізнавання об’єктів**. Для простоти вважатимемо об’єкт чорно-білим, отриманим шляхом нанесення або не

нанесення на папір або ж його модель, у певних його місцях чорних точок. На дисплеї чи екрані отримуємо проблему забезпечення відсутності освітленості пікселів.

Пронумеруємо від 1 до n усі локації, де можна ставити чорні точки. У s – тому місці може стояти або не стояти чорна точка. Це опишемо тим, що $x_s=1$, або відповідно $x_s=0$. У результаті довільне зображення описується послідовністю чисел $x_1, x_2, \dots, x_n$. Тепер введемо n – вимірний простір X із координатами $x_1, x_2, \dots, x_n$. Зображення представляється у ньому деякою точкою x . Якщо зображення складається лише із чорних і білих точок, то простір X і точку зображення x можна було б наглядно нарисувати. Однак у реальності координат $x_1, x_2, \dots, x_n$ тисячі і сотні тисяч. Використаємо n – вимірну систему координат із n осями і точкою x – зображенням. Таким чином, конкретний об'єкт-рисунок – це точка x в багатовимірному просторі X всеможливих зображень.

Образ – це нечітке узагальнене представлення усіх конкретних зображень або дещо узагальнююче усі такі зображення, тобто множина точок x у багатомірному просторі X , відповідному усім цим зображенням. Будемо уявляти цю множину точок у виді деякої розмитої хмарки, назвавши її A (рис. 1.2). Іншому образу буде відповідати інша розмита хмарка, нехай це буде B . Наприклад, A – це область залишкових напружень у композиті, величина яких не перевищує α , а B – відповідно величини β , $\beta \gg \alpha$.

Далі, будуємо математичну модель конкретного зображення і множини усіх зображень, що складає образ.

Таким чином, розпізнавання образів при такому підході – це уміння вияснити, до якої із хмарок, A чи B , належить точка x , що відповідає зображенню об'єкта. Постає питання приналежності точки x хмарці A або ж B . Розділимо хмарки A та B гіперплощиною або у більш загальному випадку гіперповерхнею S (рис. 1.2).

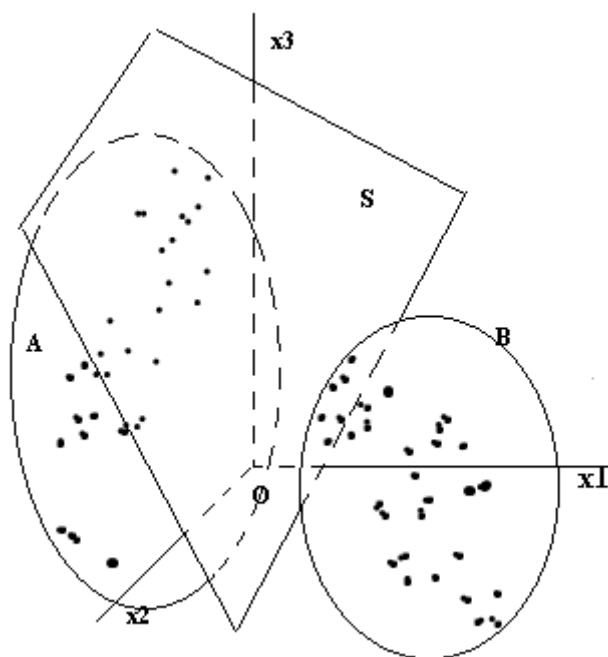


Рис. 1.2. Гіперплощина S розділяє об'єкти A та B

По одну сторону її буде знаходитись хмарка A , а з іншої – B . Гіперповерхня S – це множина точок, на яких перетворюється у нуль деяка функція $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$. З одного боку поверхні, $x \in A$, $f > 0$, а з іншої, $x \in B$, $f < 0$. Даний метод не єдиний, проте ефективний і визначає певну математичну модель розрізнення та розпізнавання образів. Постає проблема визначення поверхні S та її рівняння. Очевидно, що знайти таку поверхню можна, лише зобразивши точки хмарок A та B . Останнє з необхідністю вимагає визначення найменшої достатньої кількості точок хмарок A та (чи) B , оскільки для них таких об'єктів може бути дуже багато, значно більше, ніж це необхідно для задання S .

Таким чином, модель розпізнавання образів – це знаходження розділяючої поверхні S по скінченних обмежуючих ознаках точок хмарок A та B . Для знаходження такої слід мати на увазі, що під математичні моделі хмарок підходять не лише зорові образи, але і все, що може бути описане (закодоване) числами. Такою є всезагальна універсальність математичних моделей. Перейдемо тепер до питання про те, як знайти розділяючу поверхню. Рівняння її будемо шукати у виді

$$f(x, a) = a_1 \cdot \varphi_1(x_1, x_2, \dots, x_n) + \dots + a_n \cdot \varphi_n(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0, \quad (1.1)$$

де x – точка багатомірного простору X з координатами-ознаками $x_1, x_2, \dots, x_n$; а $a_1, a_2, \dots, a_n$ – невідомі параметри, які потрібно підібрати так, щоб вона задавала шукану розділяючу поверхню, тобто, щоб для всіх точок $x \in A$, $f > 0$, а для всіх $x \in B$, $f < 0$. Функції $\varphi_s(x_1, x_2, \dots, x_n)$ відомі і підібрані так, щоб із достатньою надійністю задавали розділяючу поверхню. Наближення $a_1, a_2, \dots, a_n$ параметрів можна знайти із системи співвідношень:

$$f(x, a_i) > 0 \text{ при } x \in A,$$

$$f(x, a_i) < 0 \text{ при } x \in B.$$

До цього моменту мова йшла про розпізнавання двох образів, але уміючи розпізнати два, неважко розпізнати довільну їх кількість. Достатньо лише, наприклад, кожен із множин відрізняти від інших.

1.3. Геометрична ілюстрація алгоритму

Спершу простежимо побудову алгоритму за допомогою умовних геометричних ілюстрацій. Припустимо, що потрібно розпізнавати три образи, які ми умовно називаємо образами A , B і C . У просторі рецепторів цим образам відповідають три невідомі, що існують об'єктивно у вигляді компактних множин точок. На рис. 2.1 ці множини зображено як три A , B і C .

1.3.1. Проведення січних площин

У програму вводять координати двох точок, які належать різним образам. У пам'ять комп'ютера вводяться координати точок (образів) у просторі рецепторів (точки 1 і 2 на рис. 1.3.1) і проводить довільну площину L , що розділяє ці точки. Простір рецепторів стає розбитим на два півпростори, кожен з яких на цьому етапі алгоритму ототожнюється із одним із двох образів.

Розбиття за звичай виявляється дуже невдалим, як це і зображено у результаті проведеної нами процедури на рис. 1.3.2, де більша частина області B лежить у півпросторі, віднесеному до образу A . Після проведення першої площини вводять третій об'єкт. Можливі два варіанти:

Об'єкт «1» відносять до образів A або B і потрапляє у напівпростір, віднесений до «свого» образу. При цьому комп'ютер, запам'ятавши координати об'єкта, що з'явився, готовий до сприймання наступного об'єкту.

Об'єкт «2» відноситься або до образу C , або будучи об'єктом образів A або B , потрапляє не в «свій» напівпростір. Тоді в одному напівпросторі опиняються точки, що належать до різних образів.

Означимо такий випадок **протиріччя**. У нашому випадку точка 3 (рис. 1.3.2), яка належить до образу A , потрапляє в напівпростір, що раніше відносився до образу B , і вступає у протиріччя із точкою 2 . (Точки, із якими кожен наступний об'єкт вступає в протиріччя, будемо називати **опонентами**). Комп'ютер ліквідовує протиріччя, проводячи площину Π , яка розділяє опонента (точку 2) і точку 3 . Тепер алгоритм відносить до образу A області abc і abd , а до образу B – область abe .

Після проведення другої площини кількість частин, на які розбивають простір рецепторів, виявляється більшим ніж число точок, що з'явилися. При проведенні наступних площин кількість розбиттів простору зростає надзвичайно швидко (порядку 2^n , де n – кількість площин), тобто значно швидше ніж кількість точок. Тому проведення нових площин, при уточненні меж областей A , B , C , одночасно супроводжується появою великої кількості «порожніх» частин простору, які не можуть бути віднесені до будь-якого образу. Поява наступної точки може призвести до однієї із трьох ситуацій:

1. виникає протиріччя;
2. протиріччя не виникає, оскільки точка потрапляє у «свою» частину простору;
3. протиріччя не виникає, оскільки точка потрапляє в «порожню», безіменну частину простору. У такому випадку запам'ятовуються координати

нової точки і область, в яку потрапила ця точка, відносять до відповідного образу. Саме така ситуація виникає при появі точки 4 (рис. 1.3.3а). Не виникає проблеми і при появі точки 5. Запам'ятовуються координати точок 4 і 5, але не проводяться нові площини, відносячи всю область *cbe* до образу *C*.

Ввід шостої точки приводить до протиріччя. У точки 6 є відразу два опоненти: точки 4 і 5. На початку проводять площину *III*, що розділяє 6 і 4, тоді площину *IV*, котра розділяє точки 6 і 5 (рис. 1.3.3б). Точка 7 (рис. 1.3.3в) вступає у протиріччя з локалізацією точки 6, що призводить до появи площини *V* (рис. 1.3.4а). Точка 8 потрапляє в «порожню» частину простору, а тоді стає опонентом точки 9 (рис. 1.3.4б). Протиріччя ліквідується площиною *VI* (рис. 1.3.4в). Поява десятої точки, яка вступає в протиріччя з 8 точкою, призводить до появи площини *VII*.

Слід звернути увагу на те, що зі збільшенням кількості введених об'єктів і площин протиріччя виникатимуть між об'єктами й опонентами, що лежать все ближче і ближче до меж *A*, *B*, *C*. Область простору, у якій можливі протиріччя, постійно зменшується і ймовірність виникнення протиріччя із появою нового об'єкта стає все дедалі менше, тому, що зменшується число неправильно названих областей (зон).

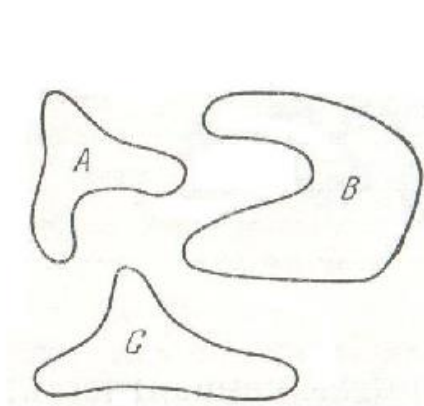


Рис. 1.3.1. Виділенні для розпізнавання образи А,В і С на площинні (покриття)

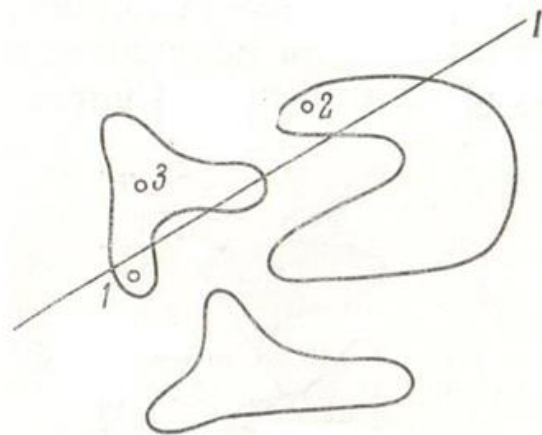


Рис. 1.3.2. Послідовне введення координат трьох точок у досліджуваних областях А,В і С

Частота виникнення протиріч може, таким чином, бути критерієм першої частини процесу. Закінчимо першу частину алгоритму проведенням площини. Простір розбиваємо на декілька зон. Деякі із них містять хоча б одну точку і віднесені комп'ютером до відповідних образів. Решта областей (їх набагато більше, аніж перших) залишились «порожніми» і не відносяться до жодного образу.

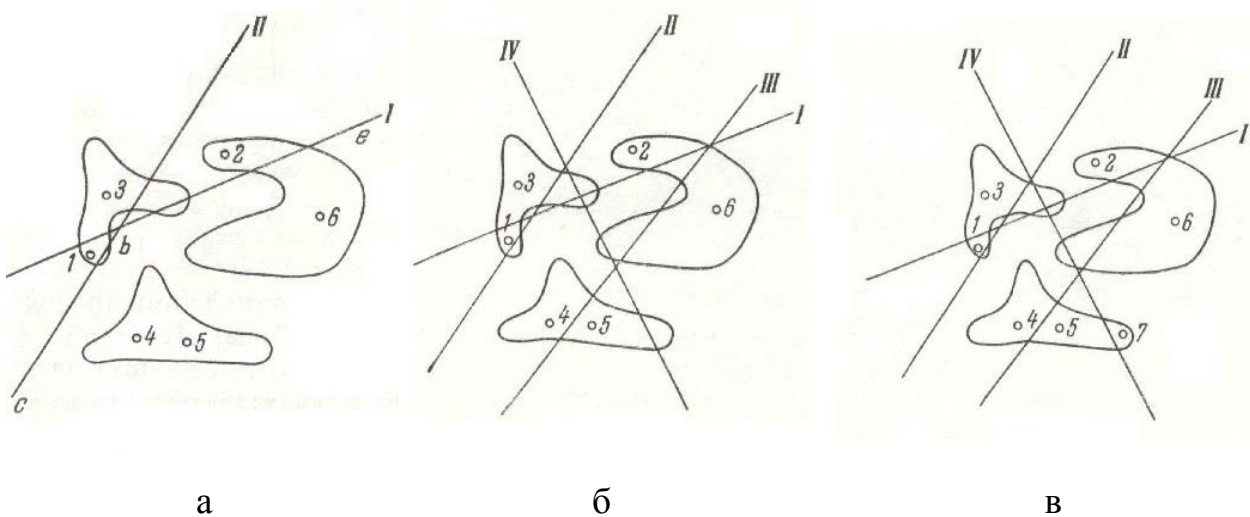


Рис 1.3.3 а,б,в. Послідовне розв’язання протиріч шляхом введення нових січних площин

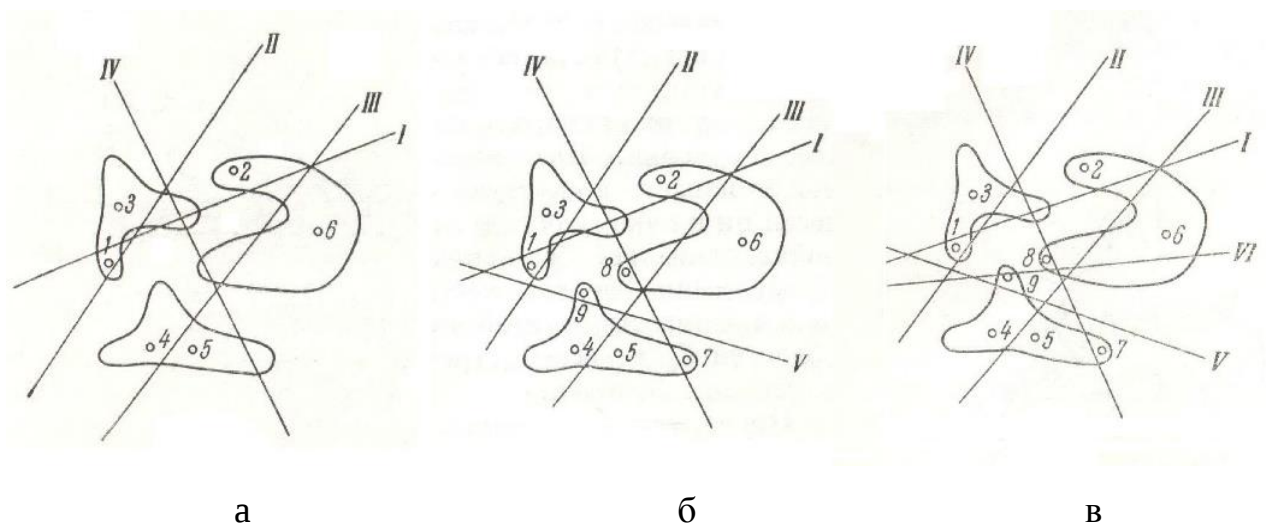


Рис 1.3.4 а,б,в. Послідовне розв'язання протиріч між об'єктами і опонентами

Очевидно, що процес навчання не можна закінчувати на цьому. Нова точка, що підлягає визначенню, може потрапити в «порожню» зону, її

неможливо буде віднести до жодного образу. Необхідно певним способом іменувати всі без винятку області простору. Продовження першої частини процесу не може привести до цієї цілі, оскільки кількість «порожніх» областей буде все швидше і швидше випереджувати число точок, що з'явилися. Слід мати на увазі, що алгоритм, звісно ж, оперує насправді не з графічними зображеннями, а з числами.

1.3.2. Пошук опонентів

Запам'ятавши координати перших двох точок, комп'ютер вибирає випадково n чисел λ_i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$, де n – розмірність простору рецепторів), після чого визначає значення двох сум:

$$\sigma^{(1)} = \sum_i \lambda_i x_i^{(1)} \quad (1.2)$$

$$\sigma^{(2)} = \sum_i \lambda_i x_i^{(2)} \quad (1.3)$$

де $x_i^{(1)}$ – координати першої, а $x_i^{(2)}$ – координати другої точки. Потім цього комп'ютер вбирає, теж випадково, певне число λ_{n+1} , більше за меншу з сум $\sigma^{(1)}$ і $\sigma^{(2)}$, але менше за більшу з цих сум. Якщо сформувані дві нові суми,

$$\Sigma^{(1)} = \sum_i \lambda_i x_i^{(1)} - \lambda_{n+1} \quad (1.4)$$

$$\Sigma^{(2)} = \sum_i \lambda_i x_i^{(2)} - \lambda_{n+1} \quad (1.5)$$

то враховуючи спосіб, яким було обрано число λ_{n+1} , легко побачити, що одна із цих сум обов'язково буде від'ємною, а інша – додатною. Геометрично це означає, що знайдені комп'ютером числа $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{n+1}$ є коефіцієнтами площини, яка розділяє дві наші точки. Справді, при підставленні у ліву частину рівняння січної площини

$$\sum \lambda_i x_i - \lambda_{n+1} = 0 \quad (1.6)$$

координат однієї з точок виходить від'ємний результат, а при підставленні координат іншої точки – додатний. Відомо, що такі результати отримуються тоді, коли точки лежать по різні боки від площини.

Домовимося позначати положення обраної точки відносно січної площини значком «1», якщо при підставленні координат цієї точки у ліву частину рівняння площини отримуємо додатне число із значком «0» у протилежному випадку. Будемо вважати, що точка має знак «1» чи знак «0» відносно цієї площини. Оскільки частину пам'яті комп'ютера після проведення першої площини, що представлена у вигляді таблиці 2.1, яку надалі будемо називати таблицею знаків.

Потім комп'ютер виконує пошук опонента, тобто по чергово співставляє останній рядок таблиці з кожним з попередніх рядків. Протиріччям вважається співпадіння рядків, що відносяться до різних образів. У такому випадку протиріччя очевидне: точка 3, що належить до образу *A*, потрапила на той же бік площини *I*, що і точка 2, що відноситься до образу *B*. Комп'ютер проводить нову площину *II*, яка розмежовує точки 2 і 3 (рис. 1.3.3а) і вираховує знаки всіх занесених у таблицю точок відносно цієї площини. Таблиця знаків стає таблицею 2.2. Протиріччя ліквідовано.

З'являються точки 4, 5 і 6 (рис. 1.3.3б). Після врахування цих знаків переходимо до таблиці 2.1.

Пошук опонентів, проведений після введення точки 4, а потім після вводу точки 5, дає негативний результат. Після появи шостої точки отримуємо протиріччя: точка 6 (образ *B*) лежить на тому ж боці від площин *I* і *II*, що і точки 4 і 5 (образ *C*). Будуємо площину *III*, яка розділяє точки 4 і 5, а потім, після нового пошуку опонента, – площину *IV*, яка розділяє точки 4 і 5 (див. рис. 1.3.3в).

Таблиця 2.1

ТАБЛИЦЯ ЗНАКІВ			
НОМЕР ТОЧКИ	ОБРАЗ	НОМЕР ПЛОЩИНИ	
		I	2
		ЗНАК ТОЧКИ	
1	A	0	
2	B	1	

Знаки всіх точок відносно нової площини заносяться в таблицю 2.5.

Таблиця 2.2

ТАБЛИЦЯ ЗНАКІВ			
НОМЕР ТОЧКИ	ОБРАЗ	НОМЕР ПЛОЩИНИ	
		I	2
		ЗНАК ТОЧКИ	
1	A	0	
2	B	1	
3	A	1	

Таблиця 2.3

ТАБЛИЦЯ ЗНАКІВ				
НОМЕР ТОЧКИ	ОБРАЗ	НОМЕР ПЛОЩИНИ		
		I	II	
		ЗНАК ТОЧКИ		
1	A	0	1	
2	B	1	0	
3	A	1	1	

Пошук опонентів, проведений після появи точки 4, а потім після появи точки 5, дає негативний результат. Після появи шостої точки виявляється протиріччя: точка 6 (образ В) лежить на тому ж боці від площин I і II, що і точки 4 і 5 (образ С). Проводиться площина III, яка розділяє точки 4 і 5, а потім, після нового пошуку опонента – площина IV, яка розділяє точки 4 і 5 (див. рис. 1.3.4а). Знаки всіх точок відносно нової площини заносяться в таблицю 2.5.

Таблиця 2.4

ТАБЛИЦЯ ЗНАКІВ				
НОМЕР ТОЧКИ	ОБРАЗ	НОМЕР ПЛОЩИНИ		
		I	II	
		ЗНАК ТОЧКИ		
1	A	0	1	
2	B	1	0	
3	A	1	1	
4	C	0	0	
5	C	0	0	
6	B	0	0	

Таблиця 2.5

ТАБЛИЦЯ ЗНАКІВ					
НОМЕР ТОЧКИ	ОБРАЗ	НОМЕР ПЛОЩИНИ			
		I	II	III	IV
		ЗНАК ТОЧКИ			
1	A	0	1	1	1
2	B	1	0	1	0
3	A	1	1	1	1
4	C	0	0	1	1
5	C	0	0	0	1
6	B	0	0	0	0

Протиріччя знову ліквідуються.

Із введенням нових точок продовжуємо заповнювати таблицю знаків. Із кожною новою точкою в таблиці появляється новий рядок. Після закінчення першої частини алгоритму таблиця знаків має вигляд таблиці 2.6.

За своїм змістом таблиця 2.6 узгоджена з даними, що представлені рис. 1.3.4б. Кожен рядок таблиці відповідає одній з заштрихованих на рис. 1.3.4б частин простору і є своєрідним кодом такої області – випуклого n - вимірного багатогранника, сформованого січними площинами.

Таблиця 2.6

ТАБЛИЦЯ ЗНАКІВ								
НОМЕР ТОЧКИ	ОБРАЗ	НОМЕР ПЛОЩИНИ						
		I	II	III	IV	V	VI	VII
		ЗНАК ТОЧКИ						
1	A	0	1	1	1	0	1	1
2	B	1	0	1	0	0	1	0
3	A	1	1	1	1	0	1	0
4	C	0	0	1	1	1	0	1
5	C	0	0	0	1	1	0	1
6	B	0	0	0	0	0	1	0
7	C	0	0	0	0	1	0	1
8	B	0	0	1	1	0	1	1
9	C	0	0	1	1	0	0	1
10	A	0	0	1	1	0	1	0

Отриманий код вказує, по якій бік від кожної із січних площин лежить багатогранник, що містить цю точку.

1.3.3. Виключення зайвих площин

По завершенні заповнення таблиці знаків переходимо до другої частини алгоритму. Спочатку із таблиці знаків видаляється стовбець, що відповідає площині. Тоді відбувається пошук протиріч, що полягає у почерговому порівнянні кожного рядка з рештою рядків. Видалення стовпця означає, що його цифри при цьому не враховуються. Якщо протиріччя не виявляють, тобто не знаходять однакові рядки, що відносяться до різних образів, стовбець виключається з пам'яті комп'ютера. В іншому випадку стовбець «відновлюється», тобто його параметри враховуються наступними операціями. Комп'ютер переходить до стовпчика II, тоді до III і так далі, до останнього. У нашому випадку після видалення зайвих стовбців I, III і V таблиця знаків (таблиця 2.7) набуває наступного вигляду:

Таблиця 2.7

ТАБЛИЦЯ ЗНАКІВ					
НОМЕР ТОЧКИ	ОБРАЗ	НОМЕР ПЛОЩИНИ			
		II	IV	VI	VII
		ЗНАК ТОЧКИ			
1	A	1	1	1	1
2	B	0	0	1	0
3	A	1	1	1	0
4	C	0	1	0	1
5	C	0	1	0	1
6	B	0	0	1	0
7	C	0	0	0	1
8	B	0	1	1	1
9	C	0	1	0	1
10	A	0	1	1	0

У цій таблиці є рядки з повним збігом. Це означає, що в просторі рецепторів є багатогранники, що містять понад одну точку.

Такі багатогранники могли з'явитися уже у першій частині алгоритму, а після викидання площин їхня кількість могла ще більше зрости. Зауважимо, що для позначення кожного багатогранника цілком достатньо однієї точки. Лишні точки (тобто «лишні» рядки таблиці знаків) можна виключити із пам'яті комп'ютера. Тому після перевірки можливості виключення останнього стовбця комп'ютер переходить до виключення лишніх рядків. Для цього всі рядки таблиць, починаючи з другого, порівнюють з першим рядком, і рядки зі збігами видаляються з таблиці. Потім відбувається порівняння з наступним рядком і так до тих пір, поки в таблиці не залишаться лише рядки без збігів. Після такої операції переходимо до таблиці 2.8.

Таблиця 2.8.

ТАБЛИЦЯ ЗНАКІВ					
НОМЕР ТОЧКИ	ОБРАЗ	НОМЕР ПЛОЩИНИ			
		II	IV	VI	VII
		ЗНАК ТОЧКИ			
1	A	1	1	1	1
2	B	0	0	1	0
3	A	1	1	1	0
4	C	0	1	0	1
7	C	0	0	0	1
8	B	0	1	1	1
10	A	0	1	1	0

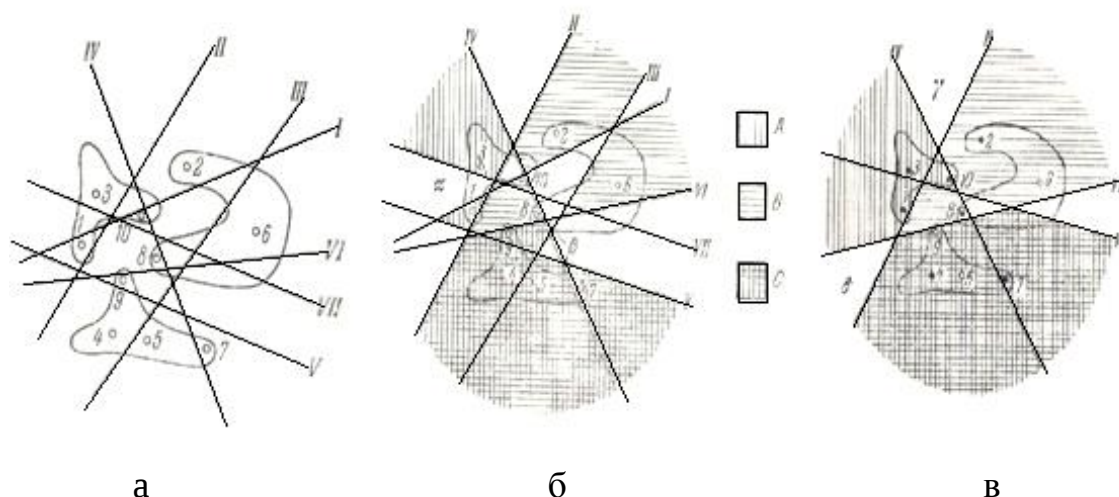


Рис. 1.3.5 а,б,в. Завершення процесу навчання програми шляхом розділення порожніх та наповнених частин лощини (покриття). На рис. 1.3.5в точки, що залишилися після виключення зайвих рядків, затемнені

При створенні пристроїв для систематичного розпізнавання певних образів навчання може бути виконано на універсальному пристрої з великим об'ємом пам'яті, а результати навчання (тобто отримані в кінці третьої частини алгоритму таблиці знаків і розрядів) можна потім вводити на відповідний пристрій, що буде спеціалізуватися на «розпізнаванні». «Місткість пам'яті після навчання» характеризує необхідну місткість цього спеціалізованого запам'ятовувального пристрою.

1.4. Методи кластер-аналізу

1.4.1. Кластеризація

Кластеризація – це розбиття елементів деякої множини на групи в залежності від їх подібності. Елементами множини може бути що завгодно, наприклад масиви даних або вектори характеристик.

Самі ж групи прийнято називати **кластерами**.

Кластеризація розбиває множину об'єктів на групи, які визначаються лише її результатом, цим вона відрізняється від операції **класифікації**, яка відносить кожен об'єкт до однієї із попередньо визначених груп.

Кластеризація знаходить велику кількість практичних застосувань як у інформатиці так і в інших областях. Прикладами можуть служити:

1. аналіз даних;
2. пошук інформації;
3. групування та **розпізнавання об'єктів**.

Кластеризація даних включає у себе наступні етапи:

1. Формування вибірки об'єктів для кластеризації.
2. Визначення множини змінних, по яких будуть оцінюватися об'єкти у вибірці. При необхідності – нормалізація значень змінних.
3. Розрахунок значень міри подібності між об'єктами.
4. Застосування методів кластерного аналізу для формування груп схожих об'єктів.
5. Представлення результатів аналізу.

1.4.2. Міри відстані

Визначення «схожості» об'єктів вирішується методами підбору і обчислення відстані (або близькості) між ними. Для початку потрібно скласти вектор характеристик для кожного об'єкта – як правило, це набір числових значень, наприклад, ріст-вага людини. Однак існують також алгоритми, що працюють з якісними (так званими категорійними) характеристиками.

Після того, як ми визначили вектор характеристик, можна провести нормалізацію, щоб всі компоненти давали однаковий внесок при розрахунку «відстані». У процесі нормалізації всі значення приводяться до деякого діапазону, наприклад, $[-1, 1]$ або $[0, 1]$.

Нарешті, для кожної пари об'єктів вимірюється «відстань» між ними – ступінь схожості. Існує багато метрик, приведемо основні з них:

1. Евклідова відстань

Найбільш поширена функція відстані. Являє собою геометричну відстань в багатовимірному просторі:

$$\rho(x, x') = \sqrt{\sum_i^n (x_i - x'_i)^2}.$$

3. Зважена Евклідова відстань

Використовується у ситуаціях, коли нам так чи інакше вдається кожній із компонент x_i приписати деяку невід'ємну «вагу» ω_i , пропорційну степеню її важливості з точки зору вирішуваного питання.

$$\rho_\omega = \sqrt{\sum_i^n \omega_i \cdot (x_i - x'_i)^2}$$

$$0 \leq \omega_i \leq 1, i=1, \dots, n.$$

У деяких випадках $\omega_i \sim \sigma(x_i)$, а часом $\omega_i \sim \frac{1}{\sigma(x_i)}$.

3. Квадрат евклідової відстані

Застосовується для додання більшої ваги більш віддалених один від одного об'єктів. Це відстань обчислюється наступним чином:

$$\rho(x, x') = \sum_i^n (x_i - x'_i)^2.$$

4. Відстань міських кварталів (манхеттенська відстань)

Ця відстань є середнім значенням різниць по координатах. У більшості випадків ця міра відстані призводить до таких же результатів, як і для звичайної відстані Евкліда. Проте для цієї заходи вплив окремих великих різниць (викидів) зменшується (оскільки вони не зводяться до квадрату). Формула для розрахунку манхеттенської відстані:

$$\rho(x, x') = \sum_i^n |x_i - x'_i|$$

5. Відстань **Чебишева**.

Така відстань може виявитися корисною, коли потрібно визначити два об'єкти як «різні», якщо вони розрізняються по якій-небудь одній координаті. Відстань Чебишева обчислюється за формулою:

$$\rho(x, x') = \max(|x_i - x'_i|)$$

6. Степенева відстань

Застосовується у випадку, коли необхідно змінити вагу, що відноситься до розмірності, для якої відповідні об'єкти значно відрізняються. Ступенева відстань обчислюється за наступною формулою:

$$\rho(x, x') = r \sqrt[r]{\sum_i^n (x_i - x'_i)^p},$$

де r і p – параметри, що визначаються користувачем. Параметр p впливає на поступове зважування різниць по окремих координатах, параметр r впливає на прогресивне зважування великих відстаней між об'єктами. Якщо обидва параметри – r і p – дорівнюють двом, то це відстань співпадає з відстанню Евкліда.

Вибір метрики повністю залежить від дослідника, оскільки результати кластеризації можуть істотно відрізнитися при використанні різних заходів.

7. Відстань **Махаланобіса**.

Якщо відомо, що спостереження X беруться з нормальних генеральних сукупностей з однією і тією ж матрицею коваріацій, то природною мірою віддаленості є так звана відстань Махаланобіса:

$$\rho_{\bullet}(X_i, X_j) = \sqrt{(X_i - X_j)^T \cdot V^T \cdot C^{-1} \cdot V \cdot (X_i - X_j)}$$

Тут C – коваріаційна матриця генеральної сукупності, з якої беруться спостереження X_i , V – деяка симетрична «невід’ємно визначена» матриця вагових коефіцієнтів, яка найчастіше всього вибирається діагональною.

Частинними видами метрики Махаланобіса є звичайна та зважена (пп. 1 та 2) Евклідова відстані. У разі використання **ієрархічних алгоритмів** постає питання, як об’єднувати між собою кластери S_l та S_m , як обчислювати «відстані» між ними. Існує кілька показників:

1. Одиночний зв’язок (відстані **найближчого сусіда**)

Цим методом відстань між двома кластерами визначають відстанню між двома найбільш близькими елементами (найближчими сусідами) в різних кластерах. Результуючі кластери мають тенденцію об’єднуватися у ланцюжки.

$$\rho_{\min}(S_l, S_m) = \min_{\substack{x_i \in S_l \\ x_j \in S_m}} \rho(x_i, x_j)$$

1. Повний зв’язок (відстань **найбільш віддалених сусідів**)

$$\rho_{\max}(S_l, S_m) = \max_{\substack{x_i \in S_l \\ x_j \in S_m}} \rho(x_i, x_j)$$

Таким методом відстані між кластерами визначаються найбільшою відстанню між будь-якими двома елементами в різних кластерах (тобто найбільш віддаленими сусідами). Цей метод зазвичай працює дуже добре, коли об’єкти походять з окремих груп. Якщо ж кластери мають видовжену форму або їх природний тип є «ланцюжковим», то цей метод непридатний.

2. Незважене середнє попарне

У цьому методі відстань між двома різними кластерами обчислюється як середнє відстань між усіма парами об'єктів в них. Метод ефективний, коли об'єкти формують різні групи, проте він працює однаково добре і у випадках протяжних («ланцюжкового» типу) кластерів.

$$\rho_m(S_l, S_m) = \frac{1}{n_l \cdot n_m} \cdot \sum_{x_i \in S_l} \sum_{x_j \in S_m} \rho(x_i, x_j)$$

3. Зважене середнє попарне

Метод ідентичний методу незваженого попарного середнього, за винятком того, що при обчисленнях розмір відповідних кластерів (тобто число об'єктів, що містяться в них) використовується в якості вагового коефіцієнта. Тому даний метод має бути використаний, коли передбачаються нерівні розміри кластерів.

4. Незважений центроїдний метод

У такому методі відстань між двома кластерами визначають як відстань між їх центрами тяжіння.

$$\rho_w(S_l, S_m) = \rho(\overline{x_l}, \overline{x_m})$$

5. Зважений центроїдний метод (медіана)

Цей метод ідентичний попередньому, за винятком того, що при розрахунках використовують вагу для обліку різниці між розмірами кластерів. Тому, якщо є, або підозрюються значні відмінності в розмірах кластерів, цей метод доцільно використовувати у порівнянні з попереднім.

6. Основана на потенціальній функції

$$\rho_p(S_l, S_m) = \frac{1}{n_l \cdot n_m} \cdot \sum_{x_i \in S_l} \sum_{x_j \in S_m} K(x_i, x_j)$$

7. Узагальнений зв'язок (Колмогоров), або ж **k – відстань**

$$\rho_r^k(S_l, S_m) = \left(\frac{1}{n_l \cdot n_m} \cdot \sum_{x_i \in S_l} \sum_{x_j \in S_m} \rho^r(x_i, x_j) \right)^{\frac{1}{r}}$$

Зауваження 1: у формулі (6) при $r \rightarrow \infty$ маємо випадок (2), при $r \rightarrow -\infty$ маємо випадок (1), при $r = 1$ маємо випадок (5).

Зауваження 2: У випадку об'єднання двох кластерів $S(m, q) = S_m \cup S_q$,

$$\rho_r^k(S_l, S(m, q)) = \left(\frac{n_m \cdot (\rho_r^k(S_l, S_m))^r + n_q \cdot (\rho_r^k(S_l, S_q))^r}{n_m + n_q} \right)^{\frac{1}{r}}$$

1.4.3. Міри близькості об'єктів

Для вирішення проблем кластеризації, а отже і розпізнавання образів важливим є питання близькості об'єктів, що підлягають дослідженню.

1. Дихотомічна ознака близькості.

Описується набором дихотомічних ознак і зазвичай основана на характеристиках ϑ_{ij}^0 , ϑ_{ij}^1 і, $\vartheta_{ij} = \vartheta_{ij}^0 + \vartheta_{ij}^1$, де ϑ_{ij}^0 (ϑ_{ij}^1) – число нульових (одичних) компонент, що співпали в об'єктах X_i та X_j . В якості міри близькості об'єктів X_i та X_j використовують величину:

$$K(X_i, X_j) = \frac{\vartheta_{ij}}{p}.$$

2. Близькість задана з допомогою потенціальної функції.

$$K(X, Y) = \begin{cases} 1, & \text{if } X \in S_j, Y \in S_j, j = 1, \dots, k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

де $S_1, \dots, S_k$ – однозв’язні множини або однорідні класи, на які розбитий простір X усіх можливих значень X .

Якщо у досліджуваному факторному просторі X задана метрика $\rho(u, v)$, то можна задавати міру близькості $K(u, v)$ як монотонно спадну функцію відстані $\rho(u, v)$:

3. $K(u, v) = e^{-\alpha \rho^2(u, v)}, \alpha > 0;$

4. $K(u, v) = \frac{1}{1 + \alpha \rho^2(u, v)}, \alpha > 0;$

5. $K(u, v) = (u, v) = \sum_{i=1}^p u^{\Phi} \cdot v^{\Phi},$

тобто як скалярний добуток u та v .

У якості зв’язку між $\rho(u, v)$ та $K(u, v)$ можна привести співвідношення:

$$\rho(u, v) = \sqrt{K(u, u) + K(v, v) - 2K(u, v)}$$

1.4.4. Класифікація алгоритмів кластеризації

Виділимо два основні класи алгоритмів кластеризації.

Ієрархічні і плоскі.

Ієрархічні алгоритми, або алгоритми таксономії будують не одне розбиття вибірки на непересічні кластери, а систему вкладених розбиттів. Таким чином на виході ми отримуємо дерево кластерів, коренем якого є вся вибірка, а листям – найбільш дрібні кластера.

Плоскі алгоритми будують одне розбиття об’єктів на кластери.

Чіткі та нечіткі.

Чіткі, або ті що перетинаються, алгоритми ставлять кожному об’єкту вибірки у відповідність номер кластера, тобто кожен об’єкт належить тільки одному кластеру. Нечіткі, або ті що не перетинаються алгоритми кожному

об'єкту ставлять у відповідність набір речовинних значень, що показують ступінь відносини об'єкта до кластерів. Тобто кожен об'єкт відносять до кожного кластеру з деякою ймовірністю.

Розглянемо більш детально класифікацію алгоритмів.

Ієрархічна кластеризація (Hierarchical clustering).

Процедуру кластеризації відносимо до ієрархічних, у випадку, коли при їх реалізації використовують поняття порогу. Відрізняють від звичайних логічних схемододатковим заданням послідовності, як правило, монотонної, що використовують покроково.

Агломеративні методи (Agglomerative Nesting).

Принципи роботи ієрархічних агломеративних (дивизимних) процедур полягає в послідовному об'єднанні (розділенні) груп елементів, спочатку найближчих (найдалших), а потім все більш віддалених один від одного (наближених один до одного). Причому агломеративні процедури починають зазвичай з об'єднання окремих елементів, а дивизимні – із роз'єднання всієї початкової сукупності спостережень. Ієрархічні процедури можуть бути використані для вирішення завдань розбиття спостережень на деяке об'єктивно зумовлене число класів, задане або відоме. До надоліків ієрархічних процедур відносять громіздкості обчислювальної реалізації. Відповідні алгоритми на кожному кроці вимагають обчислення всієї матриці відстаней.

На початку роботи алгоритму всі об'єкти є окремими кластерами. На першому кроці найбільш близькі об'єкти об'єднують в кластер. На наступних етапах об'єднання продовжують до тих пір, доки всі об'єкти не сформують один кластер.

1. Алгоритм лікування – cure (Clustering Using REpresentatives)

Виконує ієрархічну кластеризацію з використанням набору визначальних точок для віднесення об'єкта в кластер.

Призначення: кластеризація великих наборів числових даних.

Обмеження: ефективний для наборів даних низької розмірності, працює тільки на числових даних.

Переваги: виконує кластеризацію на високому рівні навіть при наявності викидів, виділяє кластери складної структури і різних об'ємів. Має лінійно залежні вимоги до місця зберігання даних і тимчасову складність для даних високої розмірності.

Недоліки: передбачає необхідність у завданні граничних значень і кількості кластерів.

Опис алгоритму **cure**:

1. Побудова дерева кластерів, що складається з кожного рядка вхідного набору даних.

2. Формування «купи» в оперативній пам'яті, розрахунок відстані до найближчого кластера (рядки даних) для кожного кластера. При формуванні купи кластери сортують за зростанням дистанції від кластера до найближчого кластера. Відстань між кластерами визначають за двома найближчими елементами з сусідніх кластерів. Також для визначення відстані між кластерами використовують «манхеттенская», «евклідова» метрики або схожі на них функції.

3. Злиття найближчих кластерів в один кластер. Новий кластер отримує всі точки, що входять до його вхідних даних (ближніх кластерів). Розрахунок відстаней до інших кластерів для нового кластера. Для розрахунку відстані кластери діляться на дві групи: перша група – кластери, у яких найближчими кластерами вважаються кластери, що входять у новостворений кластер, інші кластери – друга група. При цьому для кластерів з першої групи, якщо відстань до нового кластеру менша ніж до попереднього найближчого кластера, то найближчий кластер змінюється на новостворений. У іншому випадку знаходять новий найближчий кластер, але при цьому не беруться кластери, відстані до яких більші, ніж до нового кластера. Для кластерів другої групи виконується наступна умова: якщо відстань до нового кластера ближче, ніж

попереднього найближчого кластера, то найближчий кластер змінюєм. В іншому випадку нічого не перебудовуєм.

4. Перехід на крок 3, якщо не отримано необхідну кількість кластерів.

2. Репрезентативний алгоритм.

Виконує ієрархічну кластеризацію з використанням набору визначальних точок для створення кластеру об'єктів. Аналогічний в основних рисах до алгоритму лікування.

3. Алгоритм «найближчого сусіда» («одного зв'язку»).

Оснований на даних матриці відстаней між спостереженнями, у якій відстань між кластерами визначено як $\rho_{\min}(S_i, S_m)$. На першому кроці алгоритму кожне спостереження x_i , $i = 1, 2, \dots, n$, розглядають як окремий кластер. Далі на кожному кроці роботи алгоритм проходить об'єднання двох найближчих кластерів і перераховується матриця відстаней, розмірність якої знижується на 1. Робота алгоритму закінчується, коли всі спостереження об'єднані в один клас. Такі кластери можуть мати досить складну форму. Останні не обов'язково опуклі.

Крок 1. Для відсіювання випадкових (не характерних) об'єднань запропонована модифікація, яка полягає у тому, що елементи сукупності включені для розгляду у порядку спадання густини спостережень в їхньому околі. У даному випадку густина оцінюється як величина, обернена відстані до найдальшого з m елементів, ідносно даного. Число m призначають заздалегідь із апріорних міркувань найбільш «населеному» кластері на першому кроці процедури.

Крок 2. Кластери утворюють по правилу: із елементів досліджуваної сукупності (X_i) занумерованих у порядку зростання відстані $R_i(m)$ від кожного із них до найдальшого із m найближчих до нього сусідів вибирають спочатку m

точок, що попали в окіл точки X_1 радіуса $R_1(m)$, і із цих $(m+1)$ точок формують перший кластер S_1 .

Крок 3. Береться наступна по порядку точка X_{i2} із числа $n-m-1$ залишених (тих, що не попали у кластер S_1) і до неї притягують для утворення наступного класу всі точки, із числа тих, що не попали в S_1 , а попали в її окіл радіуса R_{i2} і т.д. Описана процедура може і не передбачати об'єднання всіх спостережень в один клас.

Природнім обмеженням можна признати введення обмеження зверху на максимальну відстань між елементами одного класу. Тобто, якщо при формуванні класів для деяких елементів кластеру взаємна відстань перевищить деякий заданий поріг, то ці елементи слід рознести по деякому правилу у різні класи.

4. Алгоритм «Форель»

Нехай сукупність спостережень $x_i \in R^n$, $i = 1, 2, \dots, n$,потрібно розбити якимось чином на деяку кількість класів наперед не відому. Нехай

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i$$

і R_0 – радіус мінімальної гіперсфери з центром у точці $\bar{x}$, що містить усі точки досліджуваної сукупності.

Крок 1. Задаємо довільний радіус $R < R_0$ і розглянемо процедуру виділення класів для заданого R . Із довільної точки $x_i = \bar{x}_1$, прийнятої за центр, радіусом R описується гіперсфера C_1 . Знаходимо центр ваги $\bar{x}_2$ точок сукупності, що попали в C_1 . Із $\bar{x}_2$ радіусом R описується гіперсфера C_2 і визначається $\bar{x}_3$ центр ваги точок що попали в C_2 . Процедура побудови гіперсфер і точок $\bar{x}_k$ повторюють до тих пір, поки точки $\bar{x}_k$ не перстануть змінюватись. Точки сукупності, що попали «зупинену» гіперсферу, приймають за перший кластер S_1 .

Крок 2. Для усіх точок, що залишилися, тобто таких, що не попали у кластер S_1 , знову застосовують описану вище процедуру. Виділяють ще один клас S_2 і т.д. до тих пір, поки всі точки сукупності не будуть розподілені по класах.

Застосування описаного алгоритму для ряду послідовних значень

$$R^{(k)} = R_0 - k \cdot \Delta, \quad \Delta = R_0/N, \quad k = 1, 2, \dots, N-1;$$

дозволяє оцінити найбільш оптимальну кількість кластерів для даної сукупності об'єктів. Основою для вибору такої кількості може слугувати багатократне повторення одного і того ж числа кластерів для декількох послідовних значень $R^{(k)}$ і його різке зростання на наступному кроці.

Дивизимні методи (Divisive Analysis).

Цю групу методів характеризують послідовним поділом вихідного кластера, що складається з усіх об'єктів, і відповідним збільшенням числа кластерів. На початку роботи алгоритму всі об'єкти належать одному кластеру, який на наступних кроках ділиться на менші кластери, в результаті утворюється послідовність розщеплюваних груп.

5. Алгоритм BIRCH (Balanced Iterative Reducing and Clustering using Hierarchies)

У алгоритмі BIRCH передбачено двохетапний процес кластеризації.

Призначення: кластеризація великих наборів числових даних.

Обмеження: робота лише із числовими даними.

Переваги: двоступенева кластеризація, кластеризація великих обсягів даних, що працює на обмеженому обсязі пам'яті. Є локальним алгоритмом, і може працювати при одному скануванні вхідного набору даних. Використовує той факт, що дані нерівномірно розподілені у просторі. Обробляє області з великою щільністю об'єктів як єдиний кластер.

Недоліки: робота з тільки числовими даними, добре виділяє лише кластери сферичної форми, є необхідність задавання граничних значень.

Опис алгоритму **BIRCH**:

Фаза 1: Завантаження даних в пам'ять.

Побудова CF Tree – початкового кластерного дерева за даними (перше сканування набору даних) в пам'яті. Підфази основної фази відбуваються швидко, точно, практично нечутливі до порядку.

Алгоритм побудови CF Tree:

Кластерний елемент представляє собою три числа $(N, 1S, 2S)$, де N – кількість елементів вхідних даних, що входять в кластер, $1S$ – сума елементів вхідних даних, $2S$ – сума квадратів елементів вхідних даних.

Кластерне дерево – це виважено збалансоване дерево з двома параметрами: B – коефіцієнтом розгалуження, T – пороговою величиною. Кожен не листовий вузол дерева має не більш ніж B входжень вузлів наступної форми: $[CF_i, Child_i]$, де $i = 1, 2, \dots, B$; $Child_i$ – вказівник на i -й дочірній вузол.

Кожен листовий вузол має зв'язок із двома сусідніми вузлами. Кластер, що складається з елементів листового вузла повинен задовільняти умову: діаметр або радіус отриманого кластеру повинен бути не більшим порогової величини T .

Фаза 2 (необов'язкова): ущільнення даних. Дані ущільнюються до задовільних розмірів з допомогою перебудови і зменшення кластерного дерева із збільшенням порогової величини T .

Фаза 3. Глобальна кластеризація. Застосовують вибраний алгоритм кластеризації на листових компонентах CF Tree.

Фаза 4. (необов'язкова): покращення кластерів. Використовує центри ваги кластерів, отримані у фазі 3, як основи.

6. Алгоритм MST (Algorithm based on Minimum Spanning Trees)

Призначення: кластеризація великих об'ємів довільних даних.

Переваги: формує кластери довільної конфігурації, в т. ч. кластери опуклої і ввігнутої форми. Вибирає з декількох оптимальних рішень найоптимальніше.

Неієрархічна кластеризація

7. Алгоритм k -середніх (k-means)

Алгоритм k-середніх будує кластери розташовані на достатньо великих віддальх один від іншого. Основний тип завдань, які вирішує алгоритм k-середніх, – наявність припущень (гіпотез) відносно числа кластерів. Останні повинні бути різними наскільки це можливо.

Вибір числа k базується на результатах попередніх досліджень, теоретичних міркуваннях або інтуїції.

Загальна ідея алгоритму: задане фіксоване число k кластерів спостереження зіп'явставляються кластерам так, що середні значення в кластері (для всіх змінних) максимально можливо відрізняються один від іншого.

Обмеження: невеликий обсяг даних.

Переваги: простота експлуатації; швидкість використання; зрозумілість і прозорість алгоритму.

Недоліки: алгоритм занадто чутливий до дисперсії вибірки та викидів, які можуть спотворювати середнє значення, повільна робота на великих базах даних; необхідність задавання кількості кластерів.

Опис алгоритму **k – середніх**:

Етап 1. Початковий апріорний розподіл об'єктів по кластерах.

Вибирається число k. Кожному кластеру відповідає один центр і на першому етапі ці точки вважаються "центрами" кластерів.

Вибір початкових центроїдів здійснюють наступним чином:

- а) вибір k-спостережень для максимізації початкової відстані;
- б) випадкова вибірка -спостережень;
- в) вибір перших k – спостережень.

В результаті кожен об'єкт стає призначений певному кластеру.

Етап 2. Обчислюють центри кластерів, якими далі вважаються поординатні середні кластери. Об'єкти знову перерозподіляються.

Процес локалізації центрів і перерозподілу об'єктів продовжується до тих пір, поки не виконана хоча б одна з умов:

- 1) кластерні центри стабілізувалися, тобто всі спостереження належать кластеру, якому належали до поточної ітерації;
- 2) число ітерацій дорівнює максимальній кількості ітерацій.

Вибір кількості кластерів є складним завданням. Якщо ж немає припущень щодо параметру k , рекомендують створити 2 кластери, потім 3, 4, 5 і т. д., порівнюючи отримані результати.

8. Алгоритм PAM (partitioning around medoids)

Обмеження: невеликий обсяг даних.

Переваги: простота експлуатації; швидкість використання; зрозумілість і прозорість алгоритму, алгоритм менш чутливий до викидів у порівнянні із k -means.

Недоліки: необхідно задавання кількості кластерів; повільна робота на великих базах даних.

Опис алгоритму **PAM**:

Даний алгоритм бере на вхід множину S і число кластерів k , на виході алгоритм видає розбиття множини S на k кластерів: $S_1, S_2, \dots, S_k$. Цей алгоритм аналогічний алгоритму k -середніх. При роботі алгоритму перерозподіляються об'єкти відносно медіани кластера, а не його центру.

9. Алгоритм HCM (hard C-means)

Призначення: кластеризація великих об'ємів числових даних.

Переваги: легка реалізація простота в обчислюванні.

Недоліки: задання кількості кластерів, відсутність гарантії розв'язку.

Опис алгоритму **HCM**:

Крок 1. Ініціалізація кластерних центрів c_i ($i=1, 2, \dots, c$). Можливо зробити, вибравши випадковим чином параметра c_i – векторів із вхідного набору.

Крок 2. Формування матриці M , що складається із елементів m_{ik} :

$$m_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{if } |u_k - c_i|^2 \leq |u_k - c_j|^2, \forall i \neq j, i = 1, 2, \dots, c, k = 1, 2, \dots, K, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

де k – кількість елементів у вхідному наборі даних.

Матриця m має властивості:

$$\sum_{i=1}^c m_{ij} = 1, \quad \sum_{j=1}^K m_{ij} = K.$$

Крок 3. Розрахунок об'єктної функції J :

$$J = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \left(\sum_{u_k \in C_i} |u_k - c_i|^2 \right)$$

На цьому кроці проходить зупинка і вихід із циклу, якщо отримане значення нижче порогової величини або отримане значення не сильно відрізняється від значень, отриманих на попередніх циклах.

Крок 4. Перерахунок кластерних центрів.

Виконується по формулі: $c_i = \frac{1}{|C_i|} \cdot \sum_{u_k \in C_i} u_k$

де $|C_i|$ – кількість елементів в i -тому кластері.

10. Алгоритм CLOPE

Призначення: кластеризація великих об'ємів категорійних даних.

Переваги: високе масштабування і швидкість роботи, а також якість кластеризації, що досягається використанням глобального критерію оптимізації на основі максимізації градієнта висоти гістограми кластеру. Його легко розрахувати та інтерпретувати. Під час функціонування алгоритм зберігає в RAM невелику кількість інформації по кожному кластеру і вимагає мінімальну кількість сканувань набору даних. CLOPE автоматично підбирає кількість кластерів, причому це регулюються одним єдиним параметром – коефіцієнтом відштовхування.

Нечітка кластеризація

11. Алгоритм Fuzzy C-means

Призначення: кластеризація значних об'ємів числових даних.

Переваги: нечіткість при визначенні об'єкта у кластер дозволяє визначати об'єкти, які знаходяться на межі, у кластери.

Недоліки: обчислювальна складність, проблеми визначення кількості кластерів, виникає невизначеність з об'єктами, які віддалені від центрів усіх кластерів.

Зміст алгоритму **Fuzzy C-means**:

Нехай нечіткі кластери задані матрицею розбиття:

$F = [\mu_{ki}]$, $\mu_{ki} \in [0, 1]$, $k = 1, \dots, M$; $i = 1, \dots, c$, де μ_{ki} – степінь приналежності об'єкта k до кластеру i , c – кількість кластерів, M – кількість елементів.

При цьому:

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ki} = 1, \quad k = 1, \dots, M; \quad 0 < \sum_{i=1}^c \mu_{ki} < M, \quad i = 1, \dots, c. \quad (1.7)$$

Етап 1. Установити параметри алгоритму: c – кількість кластерів; m – експоненціальна вага, яка визначає нечіткість, розмитість кластерів ($m \in [1, \infty)$); ε – параметр зупинки алгоритму.

Етап 2. Генерація випадковим чином матриці нечіткого розбиття з врахуванням умов (1.7).

Етап 3. Розрахунок центрів кластерів:

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^M \mu_{ki}^m \cdot |X_k|}{\sum_{k=1}^M \mu_{ki}^m}, \quad i=1, \dots, c.$$

Етап 4. Розрахунок відстані між об'єктами X і центрами кластерів:

$$D_{ki} = \sqrt{|X_k - V_i|^2}, \quad k = 1, \dots, M; \quad i = 1, \dots, c.$$

Етап 5. Перерахунок елементів матриці розбиття з врахуванням наступних умов:

$$\text{якщо: } D_{ki} = 0: \mu_{kj} = \begin{cases} 1, & j = 1 \\ 0, & j \neq 1 \end{cases}, j = 1, \dots, c.$$

Етап 6. Перевірити умову $|F - F^*| < \varepsilon$, де F^* - матриця нечіткого розбиття на попередній ітерації алгоритму. Якщо «так», то «кінець», інакше здійснюється перехід до етапу 3.

Алгоритми, засновані на теорії графів

Суть таких алгоритмів полягає у тому, що вибірка об'єктів представлена у вигляді графа $G=(V, E)$, вершинам якого відповідають об'єкти, а ребра мають вагу, рівні «відстані» між об'єктами. Перевагою графових алгоритмів кластеризації є наочність, відносна простота реалізації і можливість внесення різних удосконалень, засновані на геометричних міркувань. Основними алгоритмів є алгоритм виділення зв'язних компонент, алгоритм побудови мінімального покриваючого (остовного) дерева і алгоритм пошарової кластеризації. Можливо використати при дослідженні полімерних композитів, коли зшивки між макромолекулами представлено у вигляді вершин. Самі макромолекули визначають зв'язки між вершинами. Вершини, що представлені вузлами зшивання можуть мати як хімічну, так і фізичну природу.

12. Алгоритм виділення зв'язних компонент

В алгоритмі виділення зв'язних компонент задається вхідний параметр R і в графі видаляються всі ребра, для яких «відстані» більше R . Сполученими залишаються лише найбільш близькі пари об'єктів. Сенса алгоритму полягає в тому, щоб підібрати таке значення R , що лежить в діапазон всіх «відстаней», при якому граф «розвалиться» на кілька зв'язаних компонент. Отримані компоненти і є кластери.

Для підбору параметра R зазвичай будують гістограму розподілу попарних відстаней. У завданнях з добре вираженою кластерною структурою даних на гістограмі буде два піки – один відповідає внутрішньокластерним відстаням, другий – міжкластерним. Параметр R підбирається з зони мінімуму між цими піками. При цьому керувати кількістю кластерів за допомогою порогу відстані досить важко.

13. Алгоритм мінімального покриваючого дерева

Алгоритм мінімального покриваючого дерева спочатку будує на графі мінімальне покривне дерево, а потім послідовно видаляє ребра з найбільшою вагою. На рис. 1.4 зображено мінімальне покриваюче дерево, отримане для дев'яти об'єктів.

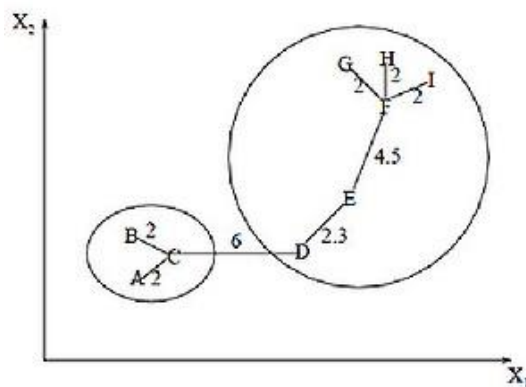


Рис. 1.4. Ілюстрація алгоритму мінімального покриваючого дерева
для дев'яти об'єктів

Шляхом видалення зв'язку, позначеної CD , з довжиною, що дорівнює 6 одиницям (ребро з максимальною відстанню), отримуємо два кластери: $\{A, B, C\}$ і $\{D, E, F, G, H, I\}$. Другий кластер в подальшому може бути розділений ще на два кластери шляхом видалення ребра EF , яке має довжину, рівну 4,5 одиниць.

2. ПРОБЛЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1. Підбір серійного обладнання та розрахунок технічних характеристик об'єкта на основі паспортних даних обладнання

Тип матриці. Матриця веб-камери – це одна з основних її складових. Вона містить з світлочутливі елементи, завдяки яким і формують зображення. На сучасному етапі випускають два основних типи матриць CMOS і CCD. Ці типи матриць розрізняються способом обробки цифрового сигналу. У матриці CMOS сигнал обробляють відразу з усіх елементів, в матриці CCD обробку здійснюють з кожного елемента послідовно [39-41].

Завдяки своїй специфіці матриці CMOS мають більшу швидкодію, однак якість їх зображення поступається якості зображення на матрицях CCD, що не відіграє велику роль у створенні професійних зображень. Проте для веб-камер ці відмінності не є критичними. Для створення фотографій високої роздільної здатності світлотехнічного матеріалу (основи разом з полімерними включеннями) можна обирати будь-який з типів згаданих матриць.

Роздільна здатність [37] матриці веб-камери – це кількість точок (так званих пікселів), які на ній розміщені. Чим більше таких точок розміщено на матриці (більша роздільна здатність) – тим краще і точніше зображення можна отримати найбільш використовувані в Україні та країнах Європи є веб-камери з наступною роздільною здатністю:

640x480 – тобто 640 пікселів у довжину і 480 пікселів у ширину. Роздільну здатність часто вимірюють в мегапікселях, наприклад 640x480 пікселів – це 0,3 мегапікселя. Таку роздільну здатність можна назвати стандартною для веб-камер. Її цілком вистачає для фіксування відео достатньої якості, хоча для одержання професійної світлини її буде недостатньо.

1280x720 – це так звана HD роздільна здатність. Можливо отримати відео дуже високої якості, хоча професійні світлини будуть ще посередні. З

техніко-економічної точки зору HD веб-камера – досить хороше поєднання ціни та якості.

1280x960 і більше. Така роздільна здатність дозволяє отримувати відео дуже високої якості (аж до Full HD), з більш-менш якісними світлинами. До їх професійної якості, необхідних для розпізнавання деталей зображення, вказана роздільна здатність не достатня.

Варто зауважити, що для комфортного використання веб-камер із значною роздільною здатністю необхідна висока швидкість підключення до Інтернету.

Чутливість матриці веб-камери характеризує її здатність передавати зображення в залежності від умов освітлення. Чим більша чутливість камери, тим краще зображення можна отримати в умовах недостатньої освітленості. На жаль, майже у всіх веб-камер чутливість не дуже висока, тому цей параметр не грає особливої ролі при виборі обладнання.

Тип підключення. Майже всі цифрові веб-камери підключаються до комп'ютера через USB порти. При цьому потрібно тільки звертати увагу на підтримуваний клас USB, найчастіше це USB 2.0, але для камер із значною роздільною здатністю може знадобитися і USB 3.0. Так що перед вибором моделі веб-камери потрібно враховувати, якої якості зображення будуть передавати до комп'ютера, на якому в наступному проводитимуть їх обробку.

Зараз також є можливість використання безпроводного підключення веб-камери до комп'ютера (Wi-Fi). Спеціальна Wi-Fi веб-камера може використовуватись, якщо в комп'ютері є підтримка цього підключення. При виборі цифрового обладнання для отримання зображень слід звернути увагу також на такі параметри як:

- спосіб кріплення. Камера може бути обладнана підставкою, або кріпитися за допомогою спеціального пристосування;

- наявність автостатичного фокусу дозволяє регулювати чіткість зображення, якщо об'єкт перед камерою рухається, або рухається сама камера;

- можливість роботи в темряві при недостатній освітленості площини досліджуваного зображення, наприклад через окуляр мікроскопа. Якщо у веб-камери є спеціальні інфрачервоні давачі, вона може розпізнавати об'єкти і при малих рівнях освітленості чи яскравості спостереження при $L \leq 10$ кд/м², або навіть в темряві. Така функція може стати в нагоді при слабкому сигналі, який поступає з об'єктиву мікроскопа.

Можливості сучасної цифрової техніки та відповідних програмних продуктів дають змогу швидко та якісно в інтерактивному режимі реалізувати багато методів цифрової обробки зображень. У галузі гранулометрії цифрова світлина посідає значне місце. При цьому виникають як загальні проблеми, властиві для будь-якого цифрового зображення, так і низка специфічних, зумовлених вимогами галузі. У наступних дослідженнях зображення отримували за допомогою цифрового фотоапарату Canon SX400 IS і фотоапарата марки OLYMPUS C-8080.

2.2. Вимоги, які до ставляться до технічного обладнання та їх технічні показники

Візуально аналізуючи світлини, слід пам'ятати, що на якість зображення та його сприйняття впливають додаткові фактори, зокрема, якість калібрування засобів візуалізації, друку тощо. Об'єктивним методом оцінки зображення є аналіз гістограми розподілу яскравості пікселів (рис. 2.1). Потрібно оцінити те, наскільки ефективно використано тоновий діапазон [32, 33], тобто чи відповідає реальний динамічний діапазон яскравості $[f_{\min}, f_{\max}]$ допустимому $(0, 255)$. Якщо він є вузьким ($0 < f_{\min}$ та/або $f_{\max} < 255$).

На рис.2.1 а показано саме такий випадок [31]: у зображенні немає пікселів із яскравістю, близькою до максимальної. Виправити це можна лінійним перетворенням зображення – “розтягуванням” реального динамічного діапазону на всю шкалу.

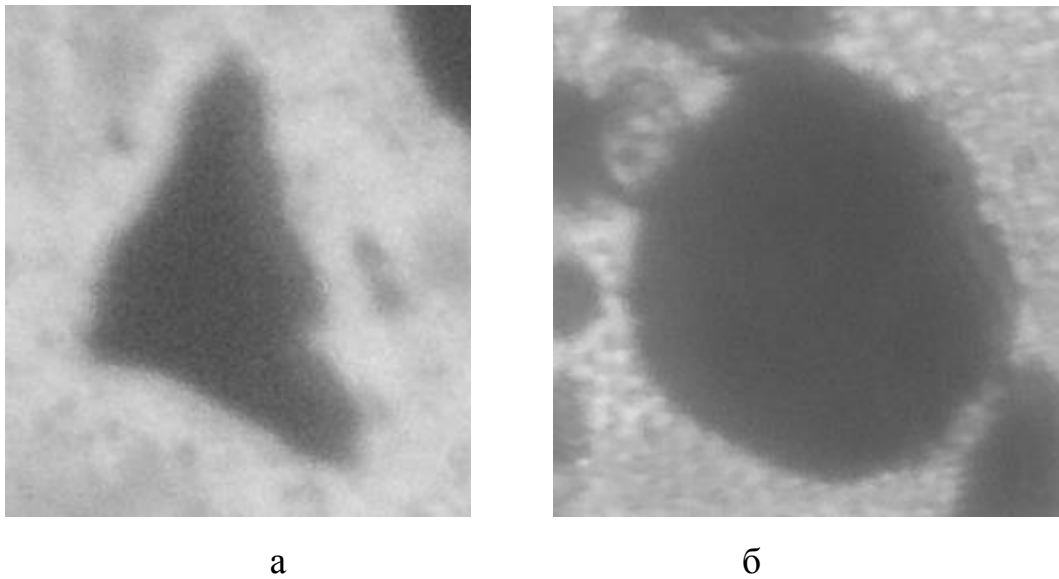


Рис. 2.1. Зображення фрагменту композиту із частинкою:

- а) карбіду кремнію дисперсністю 64 мкм,
- б) електрокорунду дисперсністю 40 мкм.

Означене перетворення називають лінійним контрастуванням, воно має вигляд:

$$g = af + b,$$

де f – вхідна яскравість пікселя, при цьому $[f_{\min}, f_{\max}]$ – реальний динамічний діапазон зображення;

g – яскравість пікселя після перетворення, причому $[g_{\min}, g_{\max}]$ – бажаний тоновий діапазон зображення, зокрема повний діапазон $[0, 255]$. Параметри a і b цього перетворення визначають із співвідношення:

$$\begin{aligned} g_{\min} &= af_{\min} + b = 0 \\ g_{\max} &= af_{\max} + b = 225. \end{aligned}$$

Наступним кроком має бути оцінка загального тону зображення за середнім значенням яскравості (mean). Умовно гістограму можна поділити на три частини: ділянка світлих (highlights), середніх (midtones) та темних (shadows) тонів (рис. 2.1). Якщо середнє значення яскравості є меншим за 100, то більшість пікселів у зображенні мають темні тони і це надає усьому зображенню темного тону; якщо середнє є більшим за 150 – зображення має

світлий тон. Внаслідок того що основна частина пікселів може бути зосереджена на одній тоновій ділянці шкали яскравості, то в останній порівняно з іншими виникатимуть “зони слабкого контрасту”, тобто деталі зображення, що відповідають такому тоновому діапазону, погано розрізняються. У даному випадку доцільно виконати локальне перетворення яскравості зображення у виявлених менш контрастних зонах. Зауважимо, що будь-яке перетворення яскравості в усьому діапазоні може спричинити втрату контрасту на інших тонових ділянках. Для отримання значимих результатів у даному випадку слід виконувати певні функціональні перетворення над значеннями яскравості g . На цьому етапі досить ефективними є нелінійні перетворення, наприклад, логарифмічне:

$$g^* \rightarrow C + \log_r g, \quad \dots\dots(2.1)$$

де g^* – трансформовані значення яскравості у межах зони слабкого контрасту; g – початкові значення яскравості в даній зоні; C та r – параметри, що визначають експериментально. Межі тонового діапазону, до якого застосовують перетворення (2.1), визначають на основі візуального аналізу гістограми. Виконавши таку трансформацію, ми додаємо контрасту деталям у певній зоні зображення, не втративши контрасту в інших. Гістограма може бути одно- чи багатомодальною, але у довільному випадку на кінцях тонового діапазону вона повинна експоненційно спадати до нуля. Якщо спостерігається така картина, як, наприклад, у лівій частині рис. 2.1 (складається враження, що частину графіка “відірвали”), то в зображенні наявні так звані провали. Частина деталей у темних (або світлих) тонах зображення є втраченою. Такі втрати цифровими методами відновити вже неможливо.

Перелічених проблем можна уникнути, правильно налаштувавши обладнання, організувавши процес зйомки з використанням якісної апаратури. Проте, на жаль, часто немає можливості витримати всі умови, потрібні для отримання якісного фотознімка, придбати сучасне обладнання. Тому перелічені проблеми виникають доволі часто. Втім навіть у якісному зображенні завжди є завади та недостатня різкість,

тому цифрові методи оброблення зображень навіть і в зазначеному випадку не втрачають своєї актуальності.

2.3 Проблеми формування зображення у технічних системах

Процес перетворення інформації у системах технічного зору включає в себе побудову двовимірного оптичного зображення тривимірних предметів, розташованих у досліджуваному просторі об'єктів спостереження [48]. При цьому якість оптичного зображення визначають певною кількістю факторів. Не існує єдиної, узагальненої кількісної оцінки. Розглянемо їх найбільш істотні характеристики перетворення оптичного зображення [49]:

- енергетична освітленість $E_{свх}$ у площині оптичного зображення на об'єктиві;
- відносний отвір об'єктива, що визначають відношенням його вхідного діаметра до фокусної відстані об'єктива;
- лінійний масштаб зображення;
- лінійні розміри об'єкта і зображення відповідно;
- чіткість оптичного зображення, що характеризують якістю відтворення дрібних деталей і визначають роздільною здатністю об'єктива;
- аберації – спотворення зображення, що виникають в оптичній системі і призводять до того, що точка відтворюється у вигляді деякого круга і дві близько розташовані світлі точки на об'єкті спостереження зливаються в одну на зображення. Мінімальна відстань між двома світлими точками, на якому вони ще відтворюються окремо, називається роздільною відстанню, а обернена величина – роздільною здатністю об'єктива, що оцінюється максимальним числом пар чорно-білих ліній на 1 мм, що відтворюють на зображенні;
- глибина різкості – глибина відтвореного простору, для якого максимально допустимий діаметр круга розмиття, рівний лінійним розміром одного елемента на яке розкладають зображення;

- висота зображення на світлочутливому шарі (мішені) приймача, зображення і число рядків розкладання зображення. Для кожного типу приймача зображення висота зображення задана і залишається постійною, як і кількість рядків. У цих умовах глибина різкості і відносний отвір об'єктива однозначно пов'язані і визначаються тільки квадратом лінійного масштабу зображення на світлочутливій поверхні (мішені) приймача зображення;
- геометричні (координатні) спотворення, що створює об'єktiv. Зазвичай такі параметри достатньо малі. Можуть виявитися помітними при деяких порушеннях нормальних умов оптичної проекції об'єкта спостереження;
- спотворення перспективи. Спостерігають тоді, коли один і той же обмежений простір розглядають під різними кутами зору. Так, по мірі віддалення предметів від об'єктива зменшують масштаб зображення. Віддалений простір об'єкта ніби стискається. У цьому просторі дві паралельні лінії, що йдуть від спостерігача, сходяться в одну точку. Така точка називається точкою сходження, а саму трансформацію простору на зображенні називають перспективою. Причому точка сходження тим ближче, чим більшим є кут зору системи.

3. ОБРОБЛЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

Оброблення зображень з метою їх розпізнавання є центральною і практично однією із найважливіших задач при побудові систем штучного інтелекту [50-53].

Проблема має явно виражений комбінований ієрархічний характер і містить ряд основних послідовних етапів: сприйняття поля зору, сегментація, нормалізація виділених об'єктів, розпізнавання. Важливий обов'язковий етап інтерпретації зображень частково включається в етап сегментації і остаточно розв'язується на етапі розпізнавання.

Головним елементом будь-якої задачі розпізнавання зображень є вирішення запитання: чи відносяться вхідні дані до класу зображень, який представляє даний зразок? Відповідь можна отримати, порівнюючи зображення безпосередньо з еталонами (або їх ознаки), проте виникає ряд труднощів і проблем, специфічних, особливо, при створенні **систем технічного зору (СТЗ)**:

1. зображення проявлені на складному фоні;
2. зображення еталона і вхідні зображення різняться орієнтацією та зміщенням в полі зору;
3. вхідні зображення не збігаються з оригіналами за рахунок випадкових завад;
4. відмінності вхідних зображень і зразків виникають за рахунок зміни освітленості та локальних перешкод;
5. еталони і зображення можуть відрізнити геометричні перетворення, включаючи такі складні як афінні і проєктивні.

Обробка зображення завершується виділенням тих ознак, які несуть найбільше інформаційне навантаження.

3.1. Реалізації окремих методів найбільш типових завдань

Розпізнавання об'єктів на зображеннях оптичних датчиків (фото-, аеро-, супутникових та інших знімках) – традиційна область обробки зображень. Разом з тим методи розпізнавання об'єктів почали широко застосовуватися в автоматичних системах телеспостереження, в рентгенівській і магніто-резонансній томографії, і інших видах спочатку цифрових зображень як для постобробки, так і для обробки в реальному часі.

При формуванні та аналізі оптичного зображення головним завданням в системах технічного зору є знаходження таких способів перетворення зображення спостережуваних об'єктів, щоб його можна було передавати електронними методами. При цьому необхідно домагатися того, щоб створене електронне зображення як можна більш точно відповідало параметрам і характеристикам аналізованих об'єктів передачі (спостереження) [50].

3.1.1. Попередня обробка зображення

Для розв'язання задачі в цілому і на окремих її етапах застосовуються різноманітні методи сегментації, нормалізації і розпізнавання [50-53].

Операція **попередньої обробки** застосовується практично завжди після зняття інформації з відеодатчика і має на меті зниження перешкод на зображенні, що виникли в результаті дискретизації і квантування, а також придушення зовнішніх шумів. Як правило, це операції усереднення і вирівнювання гістограми.

Сегментація зазвичай розуміється як процес пошуку однорідних областей на зображенні. Цей етап дуже важкий і в загальному вигляді не алгоритмізований до кінця для випадку довільних зображень (додатки А та Б). Найбільш поширені методи сегментації, засновані на визначенні однорідних яскравостей (кольорів) або однорідностей типу текстур.

Операції розпізнавання на зображеннях певних об'єктів, як правило, передують обробкою зображень для створення умов, що підвищують ефективність і якість виділення і розпізнавання шуканих або досліджуваних об'єктів. Методи попередньої обробки залежать від завдань досліджень, досить різноманітні і можуть включати, наприклад, виділення найбільш інформативних фрагментів, їх збільшення, отримання 3-мірних зображень, картування кольору, реалізація високого просторового дозволу, підвищення контрастного дозволу, поліпшення якості зображень і т.п. Розглянемо серед них ті, без яких, звичайно, не обходиться жодна типова задача.

Корекція яскравості і контрастності зображень.

Зображення, що вводяться в комп'ютер, часто є малоконтрастними. Слабкий контраст, як правило, обумовлений широким діапазоном відтворених яскравостей, нерідко поєднується з нелінійністю характеристики передачі рівнів. Характер залежності зміни яскравості палітри пікселів від мінімального значення до максимального також впливає на якість зображення. Оптимальною є лінійна функція зміни інтенсивності пікселів. При увігнутою характеристиці зображення буде більш темним, при опуклій – більш світлим. І в тому, і в іншому випадку ознаки об'єктів можуть бути перекручені і недостатньо добре ідентифіковані (додаток В). Корекція (лінеаризація) яскравості палітри суттєво покращує якість зображення [49].

Мала контрастність може бути обумовлена ще й тим, що варіації функції яскравості пікселів на зображенні набагато менше допустимого діапазону шкали яскравостей. У цьому випадку контрастність зображення підвищується шляхом "розтягування" реального динамічного діапазону яскравостей на всю шкалу за допомогою лінійного поелементного перетворення.

Інший спосіб корекції яскравості палітри пов'язаний з інверсією вхідного зображення. Оскільки розрізнити слабкі сигнали на темному фоні досить складно, то інверсна форма подання таких зображень має іншу гістограму яскравостей, більш прийнятну для спостереження і візуальної ідентифікації.

Деякі завдання обробки зображення пов'язані з перетворенням напівтонового зображення (багато градацій яскравості) в бінарне (дві градації). Перетворення здійснюється для того, щоб скоротити інформаційну надмірність зображення, залишити в ньому тільки інформацію, яка потрібна для вирішення конкретного завдання. У бінарному зображенні повинні бути збережені певні деталі (наприклад, обриси зображених об'єктів) і виключені несуттєві особливості (фон).

Порогова обробка напівтонового зображення полягає в поділі всіх елементів зображення на два класи A_1 і A_2 за ознакою яскравості з кордоном $A_{тр}$, і в виконанні відповідної порогової фільтрації із заміною пікселів зображення на встановлену яскравість класів. Вибір кордону визначається видом гістограми яскравості вихідного зображення. Для найпростіших зображень типу креслень, машинописного тексту і т.п., що мають бімодальне розподіл, межа встановлюється по мінімуму між модами розподілу. У загальному випадку зображення може бути багатомодальним, і якщо встановлюється досить надійне відповідність між об'єктами і відповідними модами їх яскравості, то порогова фільтрація також може передбачати декілька класів яскравості пікселів.

Діапазон яскравості зображення в комп'ютері може мати відмінності від діапазону яскравостей вихідного, наприклад, в силу недостатньої експозиції. Існує два можливі способи корекції яскравості. Відповідно до першого способу зображення лінійно відображається в діапазоні яскравостей вихідного. Другий спосіб передбачає обмеження яскравості пікселів в обробленому зображенні максимальним і мінімальним пороговими рівнями, і має більш широке застосування. Присутність у зображенні найсвітліших і темних тонів створює враження хорошої контрастності, проте зайва контрастність призводить до того, що максимальні градації впливають на середні тони, а більшість деталей зображення пофарбовані саме в середніх тонах і зайва контрастність може призводити до втрати цих деталей або утруднити їх виділення.

Гістограми яскравості.

Інструментом для оцінки рівнів інтенсивності пікселів є гістограма – графічне відображення кількісної характеристики імовірного розподілу інтенсивності (яскравості) пікселів в виділеній ділянці зображення (додатки А-В). Максимальному значенню інтенсивності пікселів присвоюється рівень градації інтенсивності 255 (білий колір), найтемнішому – значення 0 (чорний колір). Інтенсивності в діапазоні від 0 до 255 мають лінійну шкалу зміни, або встановлюється у відповідності з прийнятою функцією зміни, наприклад, посилюючої слабкі сигнали (градації сірого) і такої, що ослабляє сильні сигнали (в області білого кольору), ніж підвищується просторове і контрастне дозвіл зображення або певної зони інтересу [53-54].

Відомий метод поліпшення зображень, заснований на обчисленні логарифма спектральних коефіцієнтів перетворення Фур'є вихідного зображення (обчислення Кепстра). При зворотному перетворенні Кепстра в зображення відбувається вирівнювання гістограми зображення за рахунок логарифмічного перетворення спектру зображення (додатки Г, Л).

Багато зображень характеризуються гістограмами з високою концентрацією ліній в певних зонах розподілу інтенсивності. Часто гістограма розподілу яскравостей зображення має перекид у бік малих рівнів (яскравість більшості елементів нижче середньої). Одним з методів поліпшення якості таких зображень є видозміна їх гістограм. Вирівнювання гістограм може бути здійснено на основі зведення в ступінь модуля спектральних коефіцієнтів Фур'є-перетворення зображення, при цьому знак і фаза коефіцієнтів зберігається. Якщо позначити показник ступеня α , то при $\alpha < 1$ операція витягання кореня ступеня α зменшує великі спектральні коефіцієнти і збільшує малі. Такий перерозподіл енергії в частотній площині зображення призводить до більш ефективного використання динамічного діапазону інтенсивностей пікселів зображення в просторовій області.

Вибір хорошої маски регулювання гістограми інтенсивності пікселів підвищує контраст, тим самим покращуючи контрастну роздільну здатність

деталей. У програмах обробки є команди, що дозволяють встановлювати кольори при кольоровому картуванні зображень, що мають плавні або, навпаки, різкі переходи відображуваних деталей в зоні інтересу. У поєднанні зі зверненням контрасту, перетворюючої негативне зображення в позитивне, даний спосіб дозволяє також підвищити контраст дрібних і середніх деталей зображення.

Існує досить великий арсенал математичних моделей і алгоритмів, програмна реалізація яких дозволяє значно підвищити контрастне дозвіл зображень. Ці алгоритми ґрунтуються на процесах лінійної та нелінійної фільтрації зображень, перетворюючої гістограму інтенсивності.

3.1.2. Вибір зернистості функції відліків досліджуваних параметрів

При встановленні адекватності вимірюваного параметру і вимірюючого математичного апарату досліджуваних характеристик використовували можливість вибору зернистості для параметрів та значень функції f відліків [34]. Така функція f дозволяє виявляти параметри досліджуваної системи у момент часу t в елементі об'єму dx та у околі точки $X(x_1, x_2, \dots, x_N)$, кожна із координат якої має скінченну множину значень.

Представимо однотипні елементи простору, залежні від їх розміщення в однорідному середовищі R деякої області в околі точки X , яка містить ресурс і елементи, як деяку синергічну єдність, що в результаті створює систему. Під ресурсом будемо розуміти набір структурних, хімічних і фізичних параметрів елементарних комірок зв'язувача, у тому числі і ЗППШ, які можуть змінюватися з плином часу. Під системою будемо розуміти синергічну суму параметрів елементарних комірок у даний момент часу. Елементи (або комірки) такої системи можуть обмінюватись між собою ресурсами у вигляді “миттєвих” парних взаємодій (додаток К).

Розглянемо s пронумерованих елементів системи і ресурс кожного з них у відносних одиницях деякої величини. Побудуємо функцію дискретних відліків

фодного із вибраних компонент ресурсу. Для цього складемо діаграму розподілу, у якій елементи розміщені у порядку зростання, вказавши для кожного з них дискретну величину n_x , вміщеного у ньому ресурсу із певного діапазону [31].

Однак, побудоване таким чином наближення функції відліків f може і не бути оптимальним для моделювання процесу ресурсообміну між елементами у зв'язувачі. Крім того, така функція не є диференційовна і не інтегровна, що ускладнює роботу з нею. Оцінювали кількісно густину розміщення об'єктів n_x вздовж осі x і представляли її графічно у вигляді стовпців n_x^l на відрізках Δx з довжиною l одиниць x . Отримана дискретна функція n_x^l також може бути не достатньо інформативною, порівняно з попередньою, а тому на кожному з наступних етапів аналізу наближення функції відліків збільшували крок дискретизації вибраного параметру оцінки ресурсу.

У випадку, коли отриману гістограму n_x^k можна буде апроксимувати достатньо гладкою огинаючою кривою $f(x)$, стане можливо записати аналітично вигляд функції відліків і проводити над ними дослідження. Таку функцію для кожного вибраного моменту часу t називали зернистою функцією відліків $f(x)$ дискретності l . Кількість s інтервалів n_x^k , $k=1, \dots, s$; залежить від об'єму N вибірки ресурсу n_x . В літературі наведено рекомендації стосовно вибору числа s . Для оцінки нижньої межі для великих N використовували формулу Старджеса [45]:

$$s \approx \log_2 N + 1. \quad (3.1)$$

Спектр оптимального кроку h суттєво залежить від структури досліджуваного середовища R . Тому за його характеристиками (екстремум, періодичність, монотонність) можна розпізнавати клас і структуру ділянок середовища (рис. 3.1), які прилягають до осей, вздовж яких змінюється параметр (аргумент) x .

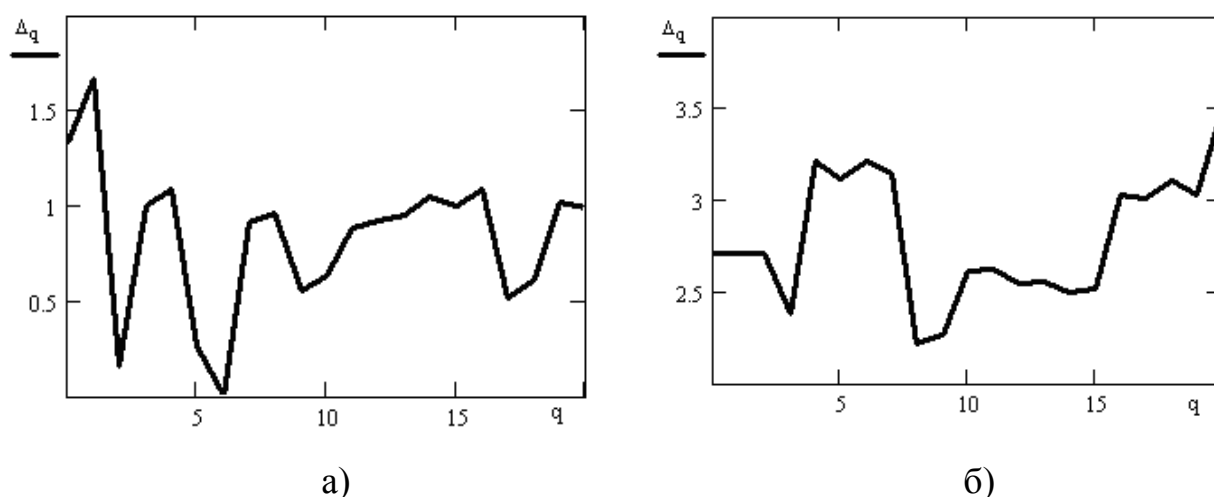


Рис. 3.1. Спектри похибок Δ_q оператора диференціювання $\frac{df(x)}{dx}$ відносно величини параметра зернистості q для функції $f(x)$ відліків яскравостей зразка КМ із феритом. Просторова змінна x змінюється вздовж прямих на зображенні зразка, що проходять: а) лише по ділянках зв'язувача; б) перетинаючи як зв'язувач, так і проекції дискретних часток і ЗППШ.

Оцінку зернистості l_i , де: i – номер ітерації, проводили шляхом мінімізації похибки Δ_i при чисельному обчисленні похідної функції $f(x)$ на деякому інтервалі зміни просторовоподібної лінійної (або часової) змінної x :

$$\Delta_i = \left| \frac{df(x)}{dx} - \frac{f(x + l_i) - f(x)}{l_i} \right|. \quad (3.2)$$

Це пов'язано із наявністю похибок вимірювання, які зокрема обумовлені дискретним представленням числових даних. Звідси можна зробити висновок про те, що значення кроку l_i не потрібно вибирати дуже малим, інакше за рахунок похибок обчислення $f(x)$ чисельний результат диференціювання буде невірним. Крім того, малий крок суттєво впливає на швидкість та об'єм подальших обчислень. У результаті дискретизації змінної $x_k = x_0 + kh$,

$h = \underset{i}{opt}(l_i)$, $k=1, \dots, s$; отримали послідовність значень функції дискретних відліків $f_k = f(x_k)$ як зважених δ -функцій зміни x [31].

3.1.3. Вибір функції відліків ресурсообміну

Функція відліків інтенсивності прояву $f(x, t)$ у кожний момент часу t з достатньою надійністю описує систему ресурсообмінних елементів. Слід зазначити, що вибраний набір ресурсу і крок дискретизації вибраного параметру оцінки ресурсу повинен бути такий, щоб виявити (але не втратити) властивості досліджуваного набору елементів, як системи. В більшості випадків у вигляді такої функції вибирали експоненціальну функцію розподілу [38]:

$$f(x, t) = a(t)e^{-b(t)x}. \quad (3.3)$$

Нормуючий множник a підбирали так, щоб:

$$\int_{\Omega} a e^{-bx} dx = 1. \quad (3.4)$$

де: Ω область зміни аргументу x , яка належить лінійному простору.

Розглядали зміну ресурсу елементів простору Ω у часі, що відбуваються в результаті лише двох типів процесів [39].

Перший тип взаємодії: елемент A_i перетворюється у інший елемент A_{i+1} в результаті використання із середовища R приросту (як негативного, так і позитивного) параметрів ресурсу, який відповідає величині ресурсу Δx комірки:

$$k(i) \cdot \varphi(A_i) = A_{i+1} - \Delta x, \quad (3.5)$$

$$\tilde{k}(i+1) \cdot \tilde{\varphi}(A_{i+1}) = A_i - \Delta x, \quad (3.6)$$

де: k і $\tilde{k}$ – константи швидкості відповідно прямого ϕ та оберненого $\tilde{\phi}$ процесів ресурсообміну, які залежать лише від значень індекса елемента, тобто від розміщення елемента (комірки) у зв'язувачі.

Позначаючи через $[A_s]$ миттєву величину вибраного параметра у відповідній (s-тій) комірці, розглянемо два взаємно доповняльні процеси: (3.5) та (3.6) в неперервному часі. Вони описуються кінетичними рівняннями:

$$\frac{d[A_i]}{dt} = \tilde{k}(i+1)[\tilde{I}][A_{i+1}] - k(i)[I][A_i] - \sum_i k(i)[A_i][A_{i+1}], \quad (3.7)$$

$$\frac{d[A_{i+1}]}{dt} = k(i)[I][A_i] - \tilde{k}(i+1)[\tilde{I}][A_{i+1}] + \sum_i \tilde{k}(i)[A_i][A_{i+1}], \quad (3.8)$$

де: $[I]$ – інтенсивність зміни швидкості прямого I та оберненого $\tilde{I}$ ресурсообміну (3.5) та (3.6). Для подальшого дослідження констатували, що у розглядуваному взаємоперетворенні існують лише два типи виміру ресурсу елементів: N_1 (аналог A_i) та N_2 (аналог A_{i+1}), причому N_2 може збільшувати величину ресурсу за рахунок першого. Прийнемо величини приростів N_1 і N_2 :

$$\mu_1(t) = \varepsilon_1 - \gamma_1 N_2(t), \quad \mu_2(t) = -\varepsilon_2 + \gamma_2 N_1(t),$$

де: $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \gamma_1$ та γ_2 – додатні сталі.

Коефіцієнт приросту μ_2 у кожен момент часу τ залежить не тільки від $N_1(\tau)$, але й від усіх попередніх значень $N_1(t)$, $t < \tau$. Таким чином, процес ресурсообміну (3.5, 3.6) підлягає властивостям ередитарності [40]. Він описується двома інтегро-диференціальними рівняннями, які отримуємо після здійснення граничного переходу при $\delta \rightarrow 0$, $\delta = \max_k(\text{diam } \Delta x_k)$ у інтегральних сумах рівнянь (3.7, 3.8):

$$\frac{dN_1}{dt} = N_1(t) \cdot (\varepsilon_1 - \gamma_1 N_2(t) - \int_{t-T_0}^t \tilde{K}(t-\tau) N_2(\tau) d\tau), \quad (3.9)$$

$$\frac{dN_2}{dt} = N_2(t) \cdot (-\varepsilon_2 + \gamma_2 N_1(t) + \int_{t-T_0}^t K(t-\tau) N_1(\tau) d\tau), \quad (3.10)$$

де: T_0 – тривалість часу ефекту еридитарності, до початку якого усіма характеристиками спостережуваного явища розповсюдження ЗПШ можна знехтувати;

t – миттєвий момент часу, для якого $\tau i < t \leq \tau(i+1)$ для деякого етапу i -го процесу ресурсообміну;

$K(t-\tau)$ та $\tilde{K}(t-\tau)$ – ядра відповідно (3.9) та (3.10) звичайних інтегро-диференціальних рівнянь.

Другий тип взаємодії: пара елементів A_i та A_j при взаємодії обмінюються ресурсом R (у зазначеному вище значенні), в результаті чого отримали нову пару, якісно відмінну від попередньої, A_l та A_m :

$$k(i,j,l,m) \cdot \varphi(A_i + A_j) = A_l + A_m - \Delta x_i - \Delta x_j, \quad (3.11)$$

$$\tilde{k}(l,m,I,j) \cdot \tilde{\varphi}(A_l + A_m) = A_i + A_j - \Delta x_l - \Delta x_m. \quad (3.12)$$

При цьому сумарна величина ресурсу, представленого в ресурсообмінах (3.11, 3.12), зберігається:

$$\Delta x_i + \Delta x_j = \Delta x_l + \Delta x_m. \quad (3.13)$$

Дане явище може бути представлене фізичною адсорбцією. Тоді умова рівноваги визначається рівними швидкостями адсорбції молекул адсорбтиву P на вакантних місцях поверхні адсорбенту S^* і десорбції – вивільнення адсорбата із зв'язаного стану $S - P$:

$$S^* + P \leftrightarrow S - P. \quad (3.14)$$

Слід зазначити, що із розглянутої моделі ресурсообміну (3.12, 3.13), обмін ресурсом між парою елементів має однакову ймовірність як для прямого, так і для оберненого (зворотного) процесів, тоді:

$$k(i, j, l, m) = k(l, m, i, j). \quad (3.15)$$

Співвідношення (3.15) є одним із формулювань принципу детальної рівноваги, яка для системи визначає закон збереження за прийнятий період T_0 . Під терміном детальна рівновага мали на увазі не лише макрорівновагу, але й рівновагу у кожній стадії загального процесу взаємодії як мікроструктур (елементів або комірок), так і макроструктур (кластерів).

Вважали, що $\tilde{k} \equiv 0$ у рівняннях (3.11, 3.12). Тоді їх аналіз показує, що його стаціонарний (незалежний від часу) розв'язок має експоненціальний вигляд (3.3): $f(x) = ae^{-bx}$ лише в тому випадку, коли $k(x) = \text{const}$. Якщо ж $k(x)$ росте лінійно, тоді $f(x) = cx^{-n}$, а при $n=1$ маємо $f(x) = c/x$. Такий степеневий вид розподілу отримували тільки тоді, коли напрямок обміну ресурсами зберігається в геометричному змісті і власне тільки в першому степені. Це виражає позитивний зворотний системний зв'язок в процесі відображення на цифрових (дискретних) фото структуроутворення композитних матеріалів та однозначної ідентифікації таких структур (додатки К, Н).

3.2. Простори сигналів і системи

Для опису і характеристик відкликів систем використовують математичні моделі [53-55].

Сигнал – це залежність миттєвого значення U відклику системи від часу: $U=U(t)$. У нашому випадку розпізнавання і обробки зображень сигнал $I=b(x, y)$

на площині трактується як функція яскравості у координатах x , y полі зображення.

Якщо точна характеристика фізичного об'єкту неможлива і діють стохастичні закони, то сигнали можуть характеризуватись лише окремими вибірками або їх ансамблями (групами) і тоді опис здійснюється з допомогою статистичних способів.

Сигнал відображається як точка або вектор у деякому функціональному просторі, який ми називаємо **сигнальним**.

Простір називають **метричним**, якщо між його елементами визначена відстань. Метричний простір є парю (X, d) , де X – множина, а числова функція d – **метрика** простору, яка визначена на декартовому добутку $X \times X$, приймає значення на множині дійсних чисел, і така, що:

- 1) $d(x_1, x_2) = d(x_2, x_1)$;
- 2) $d(x_1, x_2) = 0$, якщо $x_1 = x_2$;
- 3) $d(x_1, x_2) \leq d(x_1, x_3) + d(x_2, x_3)$.

Найчастіше сигнали можна представити функціональними залежностями, у яких аргументом є час (часовоподібна змінна), або ж деяка просторова змінна. Сигнал, що описується функцією однієї змінної, називають **одномірним**, а сигнал, що описується функцією $M \geq 2$ незалежних змінних – **багатомірним**. Будемо називати сигнал казуальним, якщо він має точку відліку в часі або у просторі. Розрізнятимемо також **фінитні** сигнали – такі що відмінні від нуля на скінченному інтервалі.

Сигнали [49, 53] також бувають по відношенню до часовоподібної змінної: неперервні (**аналогові**), дискретні (рис. 3.2); **квантовані** по величині (неперервні та дискретні у часі – **цифрові**) (рис. 3.3).

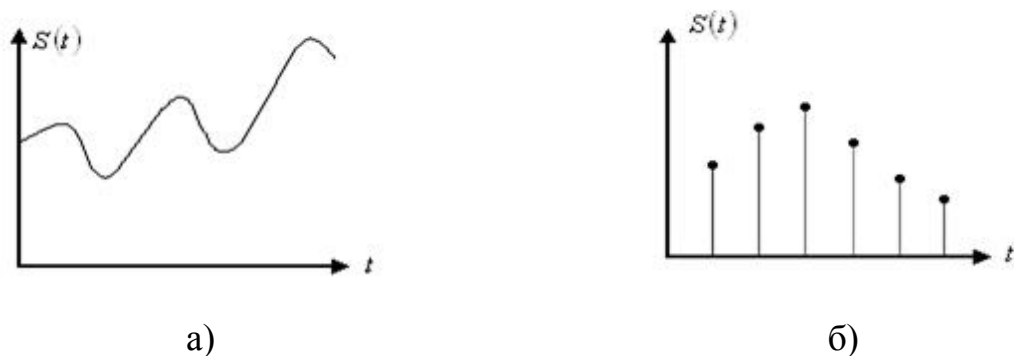


Рис. 3.2. Неперервний у часі сигнал (а); дискретний у часі сигнал (б)

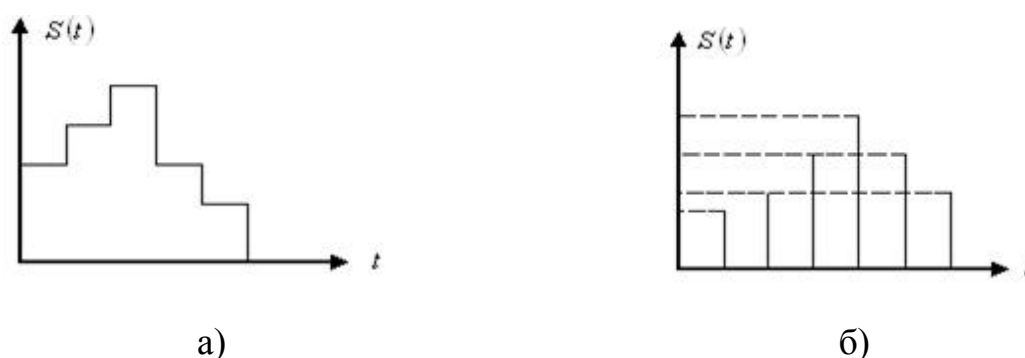


Рис. 3.3. Квантовані по величині сигнали:
неперервний у часі (а) та дискретний у часі (б).

Класифікація систем можлива із тих же позицій, що і класифікація сигналів: **неперервні** (аналогові) системи та **дискретні (цифрові)** системи. Система **інваріантна** до часу (простору), якщо реакція системи не залежить від абсолютного часу (координат) дії сигналу.

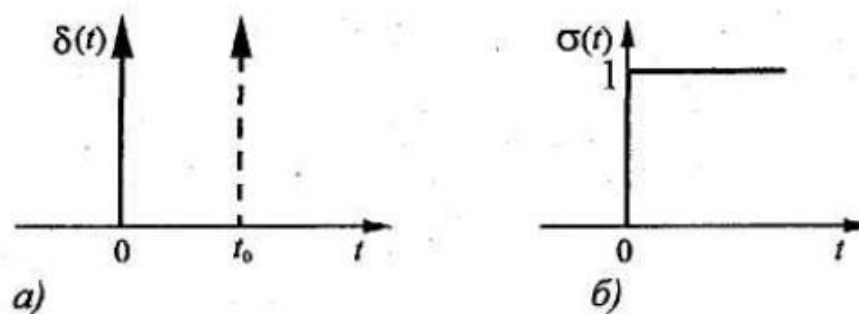


Рис. 3.4. Графіки моделей найпростіших сигналів: (а) – δ -функції, (б) – одиничної функції Хевісайда

Зв'язок між сигналами на входах і виходах системи описується з допомогою характеристик системи, модель якої зручно представляти і вигляді «чорної скрині».

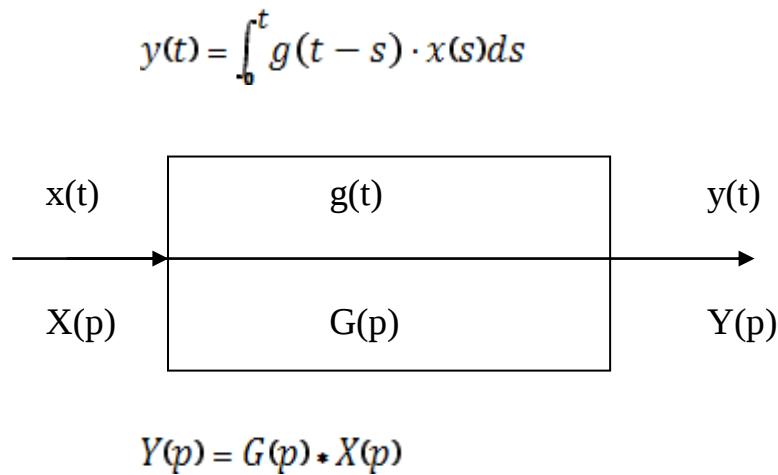


Рис. 3.4. Модель «чорної скрині» роботи системи

Неперервна система є **стабільною**, якщо вона має обмежений імпульсний відзив, у тому числі коливний. Стабільна дискретна система має обмежений вихідний відзив $S_a(k)$ на довільну обмежену вхідну послідовність $S_e(k)$.

Нехай на вхід системи подано $x(t) = \delta(t)$, **дельта-імпульс**. Тоді на її виході отримуємо $h(t)$ – **імпульсний відзив** системи. Достатньою умовою стабільності служить абсолютна сумовність імпульсного відзиву:

$$\sum_{k=-\infty}^{\infty} |h(k)| < \infty$$

3.3. Сигнали у часовій та просторовій областях

Сигнали, що змінюються у часі, наприклад струм, напруга, магнітне поле чи температура, можуть бути вхідними сигналами $s_e(t)$ деякої системи. На виході системи у цьому випадку формується сигнал $s_a(t)$, зміна якого у часі залежить як від самого вхідного сигналу $s_e(t)$, так і від впливу системи, що описується з допомогою її передаточної чи імпульсної функції (характеристики)

$h(t)$. Між часовими та просторовими залежностями легко встановити зв'язок, який, наглядно проявляється при спостереженні сигналу. Якщо, наприклад, задано відеосигнал $b(t)$, то його можна спостерігати на екрані осцилографа. Промінь викреслює на екрані просторовий сигнал $b_l(x)$, який є відображенням вхідного сигналу $b(t)$ – функції часу.

В якості вхідних просторових сигналів $s_e(x)$ у техніці обробки зображень можуть виступати розподіли яскравості, освітленості, кольору і т.п. у довільному із рядків вхідної площини оптико-електронного перетворювача, що генерує вихідний сигнал $s_a(x)$, що залежить від імпульсної характеристики перетворювача $h(t)$.

Інформація, представлена у виді зображення, може бути описана просторовими функціями:

$b_l(x)$, $b_l(y)$, $b_l(z)$ – одновимірні функції координат $\{x\}$, $\{y\}$, $\{z\}$;

$b_a(x, y)$ – двовимірна функція координат (на площині) $\{x, y\}$;

$b_s(x, y, z)$ – тривимірна функція координат (у просторі) $\{x, y, z\}$.

Зображення $b(m, n)$ у пам'яті комп'ютера не що інше, як еквідістантно дискретизоване на растрі із кроком Dx , Dy і далі двійково квантованим сигналом зображення:

$$b(x, y) \rightarrow b(m\Delta x, n\Delta y) \rightarrow b(m, n).$$

Прикладом переводу аналогових сигналів, що виражаються функцією часу, у просторову область може служити їх запис на магнітну стрічку чи оптичний диск. Аналогію між одновимірними часовими і просторовими сигналами і системами проілюструємо на рисунку 3.5.

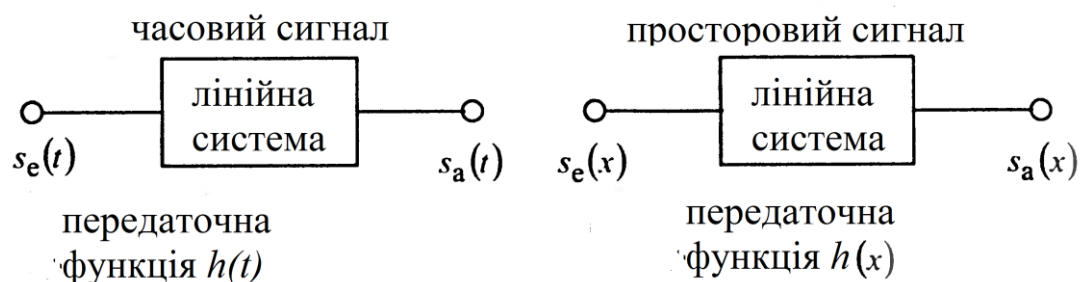


Рис. 3.5. Аналогія між часовим та просторовим представленням сигналів

Типові тестові часові сигнали: імпульси, ступінчата функція, синусоїдальні та прямокутні коливання.

Типові тестові просторові сигнали: одинарні штрихи, межі, синусоїдальні та штрихові зображення (рис. 3.2, 3.3).

3.4. Неперервні сигнали. Згортка

Нехай на вхід системи подано дельта-імпульс (рис. 3.4а, 3.6) [49, 53]. Тоді на її виході отримаємо імпульсний відклик системи (рис. 3.7).

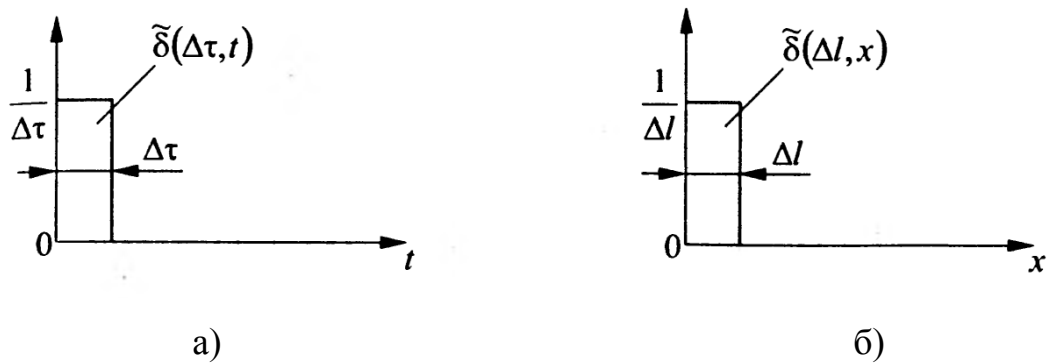


Рис. 3.6. Модель сигналу дельта (δ) – імпульсу у випадках часових (а) та просторових (б) сигналів.

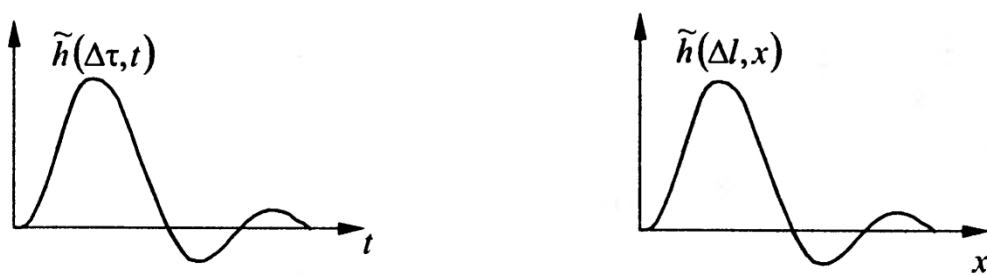


Рис. 3.7. Модель відклику часової (а) та просторової (б) систем на δ -імпульс

Відклику (рис. 3.8) часової та просторової систем на вхідний сигнал формується як інтегральна сума

$$s_a(t) = \sum_{-\infty < \tau < \infty} s_e(t) \cdot \Delta\tau \cdot h(\Delta\tau, t - \tau)$$

$$s_a(x) = \sum_{-\infty < l < \infty} s_e(x) \cdot \Delta l \cdot h(\Delta l, x - l)$$

У процесі квантування, при $\Delta t \rightarrow 0$ і, відповідно, $\Delta l \rightarrow 0$, сума переходить в інтеграл, а функція h стає відкликом на δ -сигнал системи.

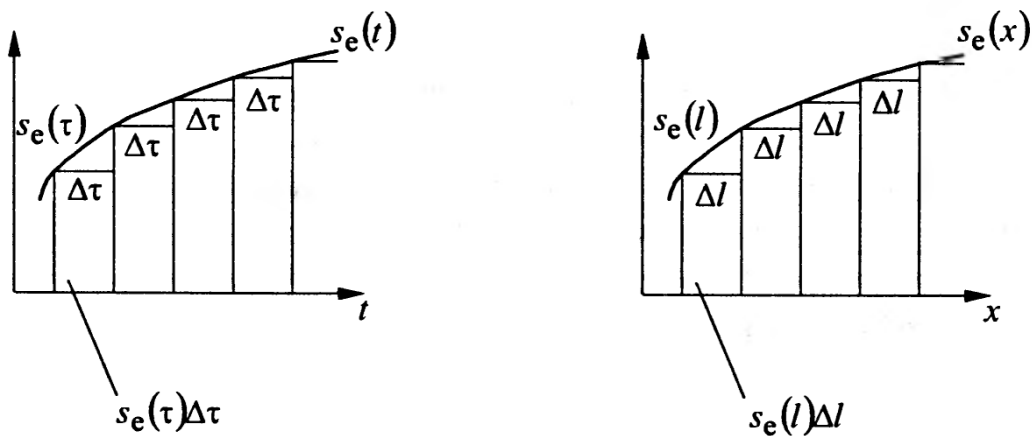


Рис. 3.8. Формування відклику на вхідний сигнал системи (часової (а) та просторової (б))

Вирази для **інтегралів згортки** у двох рівноцінних формах для одновимірних сигналів приймають вид:

$$s_a(t) = \int_{-\infty}^{\infty} s_e(\tau) \cdot h(t - \tau) d\tau$$

та

(3.16)

$$s_a(x) = \int_{-\infty}^{\infty} s_e(l) \cdot h(x - l) dl$$

Символічно **згортка** записується у наступному виді:

$$s_a(t) = s_e(t) * h(t)$$

та

(3.17)

$$s_a(x) = s_e(x) * h(x)$$

З допомогою інтегралу згортки (3.16) дамо наочне тлумачення процесу згортки двох часових або двох просторових функцій. Нехай необхідно здійснити згортку функцій s_e та h , зображених на діаграмах (рис. 3.9).

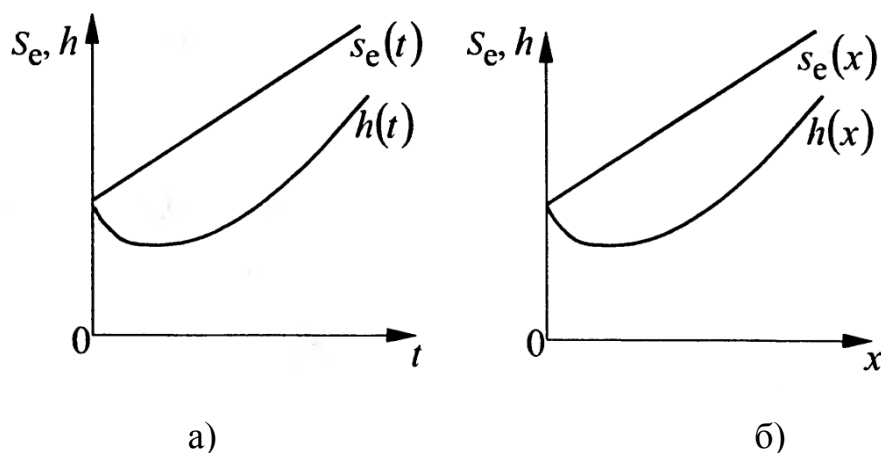


Рис. 3.9. Дві функції, часова (а) та просторова (б), що підлягають процесу згортки

Не обмежуючи загальності, означимо **точку згортки** x , як біжучу точку, для якої знаходять добутки $s_e(\tau) \cdot h(t - \tau)$ і $s_e(l) \cdot h(x - l)$, а потім обчислюють площу під ділянкою кривої цього добутку від нуля до біжучої точки згортки (рис. 3.10).



Рис. 3.10. Формування інтегралу згортки для часового (а) та просторового (б) сигналів.

Інтегральні перетворення, частинні випадки яких було розглянуто вище, їх іще називають **функціоналами**, служать важливим апаратом системної теорії. При цьому розглядається перетворення області визначення деякої вхідної функції у іншу область, котра також може бути розглянута як простір сигналів.

Вхідними функціями можуть бути як самі сигнали, так і функції, що описують систему в початковій області.

Найважливішими при обробці зображень є:

перетворення Фур'є;

косинус-, синус-, Wavelet-перетворення;

перетворення Радемахера, Уолша-Адамара, Хаара;

слант-перетворення.

3.5. Дискретна згортка

Розглянемо деяку функцію, визначену на дискретному лінійному просторі або ж у часі і представлена послідовністю (3.18) зважених δ – функцій (рис. 3.2б) [49].

Імпульсний відклик у цьому випадку також буде представляти собою послідовність імпульсів (3.19).

$$s_e^T = (s_{e0}, s_{e1}, s_{e2}, \dots, s_{ek}, \dots) \quad (3.18)$$

$$s_a^T = (s_{a0}, s_{a1}, s_{a2}, \dots, s_{ak}, \dots) \quad (3.19)$$

Кожен імпульс викликає у системі свій власний імпульсний відклик, і у результаті вихідний сигнал можна представити як

$$s_a^T = s_{e0} \cdot (h_0, h_1, h_2, \dots)^T + s_{e1} \cdot (0, h_0, h_1, h_2, \dots)^T + s_{e2} \cdot (0, 0, h_0, h_1, h_2, \dots)^T + \dots,$$

що означає у загальному випадку

$$s_{ai} = \sum_{k=0}^i h(i-k)s_{ek} = \sum_{k=0}^i s_e(i-k)h_k, \quad (3.20)$$

$i, k = 0, 1, 2, \dots$

Ця згорточна сума описує операцію **дискретної згортки**. У матричній формі вона може бути представлена як

$$\begin{pmatrix} s_{a0} \\ s_{a1} \\ s_{a2} \\ \vdots \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_0 & 0 & 0 & 0 & \dots \\ h_1 & h_0 & 0 & 0 & \dots \\ h_2 & h_1 & h_0 & 0 & \dots \\ h_3 & h_2 & h_1 & h_0 & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} s_{e0} \\ s_{e1} \\ s_{e2} \\ s_{e3} \\ \vdots \end{pmatrix} =$$

$$= \begin{pmatrix} s_{e0} & 0 & 0 & 0 & \dots \\ s_{e1} & s_{e0} & 0 & 0 & \dots \\ s_{e2} & s_{e1} & s_{e0} & 0 & \dots \\ s_{e3} & s_{e2} & s_{e1} & s_{e0} & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} h_0 \\ h_1 \\ h_2 \\ h_3 \\ \vdots \end{pmatrix} \quad (3.21)$$

Символічно дискретна згортка може бути записана у виді:

$$\{s_{ai}\} = \{s_{ek}\} * \{h_i\} = \{h_k\} * \{s_{ei}\}$$

3.6. Фільтри, перетворення Фур'є

Під завданням фільтрації зображення розуміється будь-яка процедура обробки зображення, при якій з одного растрового зображення формується інше растрове зображення із зміненими параметрами та характеристиками згідно з функцією перетворюючого пристрою, званого фільтром [55, 56].

Цифрові фільтри у багатьох програмних додатках реалізує алгоритм (3.21) у просторі або у часі (рис. 3.11).

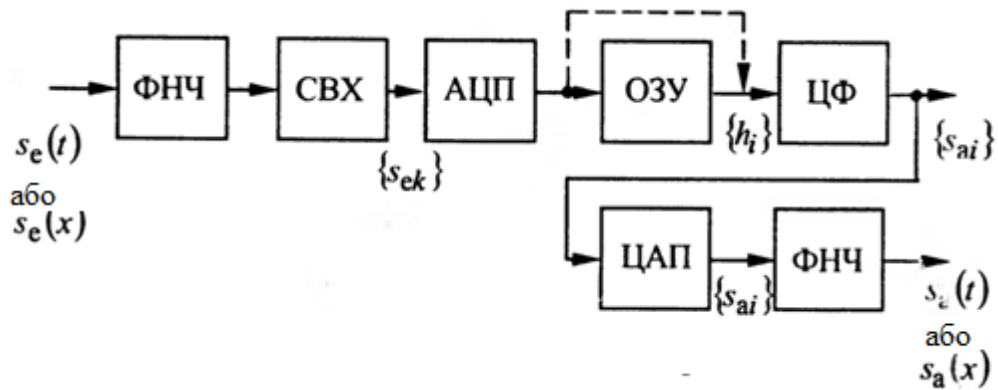


Рис. 3.11. Цифрова фільтрація

Фільтри. На практиці найчастіше під фільтрацією зображення розуміють фільтрацію зображення від шуму, при цьому неявно припускаючи, що спочатку десь існує початкове незашумлене зображення. Завдання протишумової фільтрації зводиться до того, щоб шляхом деякої обробки зображення у фільтрі його як можна краще очистити від шуму, тобто отримати зображення, найбільш близький за своїми характеристиками до незашумленому зображенню. Насправді необхідно розуміти, що «зашумлення» – це лише дуже спрощена ідеалізована модель виникнення спотворень в зображення реальних об'єктів (додаток Л).

Наближені до реальності математичні моделі формування цифрових зображень містять сотні складних нелінійних рівнянь і безліч табличних поправок. При цьому закон формування значення яскравості кожного елемента зображення, як правило, не є незалежним від формування сусідніх елементів. Тому спроба математично скорегувати подібну складну модель реєстрації зображення говорить вже не про фільтрації від шуму, а про реставрації або реконструкції, зображень.

Лінійні перетворення, для яких аргументи сигналу до і після перетворення збігаються будемо називати лінійною фільтрацією, а їх цифрову реалізацію – цифровими фільтрами. Найбільш поширеними і найпростішими в реалізації є фільтри, інваріантні до зсуву. Вони призначені для інфінітних сигналів і їх імпульсна реакція залежить тільки від різниці аргументів.

Відповідно і їх дискретний вигляд по зсувним базисним функціям дискретизації $\lambda_o(x - k\Delta x)$ і відновлення $\lambda_e(x - k\Delta x)$

$$\begin{aligned} h_{k,n} &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h(x - \xi) \lambda_o(x - k\Delta x) \lambda_e(\xi - n\Delta x) dx d\xi = \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h[x - \xi + (k - n)\Delta x] \lambda_o(x) \lambda_e(\xi) dx d\xi = h_{k-n} \end{aligned}$$

також залежить тільки від різниці номеру відліку вхідного і вихідного сигналу. З цього отримуємо співвідношення для цифрових фільтрів:

$$b_k = \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_n h_{k-n}.$$

При цифровій обробці кількість доданків в формулі має бути обмежена. Вигідно це обмеження зв'язувати не з протяжністю сигналу, як в цій формулі, а з протяжністю імпульсної реакції фільтра, яка, як правило, менша протяжності сигналу. Замінивши індекси суми і ввівши обмеження по кількості відліків імпульсної реакції фільтра, отримаємо кінцеве наближення до неперервного фільтра:

$$b_k = \sum_{n=0}^{N-1} h_n a_{k-n}.$$

Ця формула називається формулою цифрової згортки.

Імпульсну реакцію неперервного фільтра, що відповідає цифровому, можна записати як:

$$\tilde{h}(x, \xi) = \sum_{n=0}^{N_b-1} \sum_{n=0}^{N-1} h_n \varphi_0[x - (k - n)\Delta x] \psi_0(\xi - n\Delta x),$$

де N_b – кількість відліків $\{b_k\}$, використаних для відновлення неперервного сигналу $b(x)$.

Дискретне перетворення Фур'є (ДПФ)

Розглянемо вираз для ДПФ [56-58]:

$$S(k) = \sum_{n=0}^{N-1} s(n) \cdot \exp\left(-j \cdot \frac{2 \cdot \pi}{N} \cdot n \cdot k\right), \quad k = 0..N-1.$$

Дискретне перетворення Фур'є N відлікам сигналу $s(n)$, $n = 0..N-1$ (в загальному випадку комплексним) ставить у відповідність N комплексних відліків спектру $S(k)$, $k = 0..N-1$, при чому для обчислення одного спектрального відліку потребується N операцій комплексного множення і додавання. Таким чином обчислювальна складність алгоритму ДПФ складає N^2 комплексних дій множення і додавання. При цьому можна побачити, що якщо одне ДПФ на N точок (відліків) замінити обчисленням двох ДПФ по $N/2$ точок, то це приведе до зменшення кількості операцій в 2 рази. Заміна N -точкового двома $N/2$ -точковими зображена на рис. 3.12. Тут кожне із $N/2$ -точкових ДПФ також можна обчислити шляхом заміни $N/2$ -точкового ДПФ на два $N/4$ -точкових.

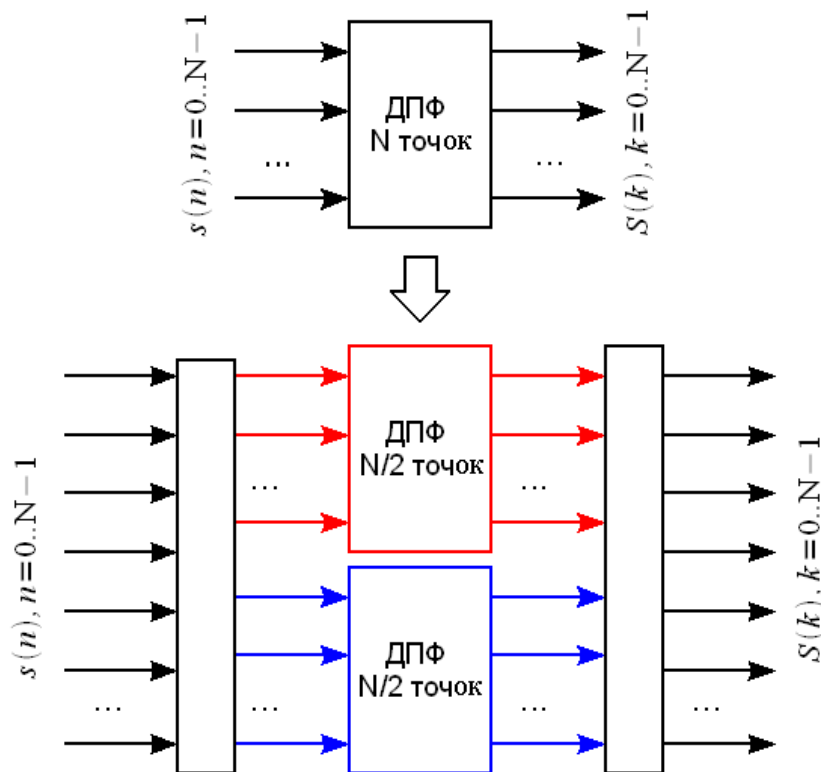


Рис. 3.12. Заміна N -точкового ДПФ двома $N/2$ -точковими ДПФ

У цьому випадку кількість обчислювальних операцій дорівнює $4 \cdot \frac{N^2}{16} = \frac{N^2}{4}$. Таким чином можна продовжувати розбиття вихідної послідовності до тих пір, поки можливе ділення послідовності на два. Тобто якщо $N = 2^L$, L – додатне ціле число, тоді можна розділити послідовність пополам L разів. Кожне розбиття ділить послідовність на дві половинні довжини, а кожне об'єднання збирає із двох послідовностей одну подвійної довжини. Алгоритми швидкого перетворення Фур'є (ШПФ), які використовують вибірки довжиною $N = 2^L$, називаються «алгоритмами ШПФ з основою 2». Дані алгоритми набули найбільшого поширення, через те що в машинній арифметиці вираз $N = 2^L$ є «круглим» числом (додаток Л).

Далі буде розглянуто тільки алгоритми з основою 2. Зрозуміло, що ділити послідовності на два можна по-різному, але від цього залежить чи можливо буде при об'єднанні отримати неспотворений спектр сигналу і чого, з точки зору обчислювальних витрат, це буде нам коштувати. Можна сказати, що ефективність алгоритму ШПФ повністю залежить від способу розбиття та об'єднання послідовності, адже якщо не враховувати операції на розбиття-об'єднання, то для розрахунку спектра потрібно $N/2$ раз порахувати ДПФ на 2 точки, в результаті загальна кількість обчислювальних операцій складе $2^2 \cdot N/2 = 2 \cdot N$, тобто кількість операцій лінійно залежить від величини вибірки.

Розглянемо обернене дискретне перетворення Фур'є (ОДПФ):

$$s(n) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} S(k) \cdot \exp\left(j \cdot \frac{2 \cdot \pi}{N} \cdot n \cdot k\right), \quad n = 0..N-1,$$

яке ставить у відповідність N комплексним відлікам спектру $S(k)$, $k = 0..N-1$, N комплексних значень сигналу $s(n)$, $k = 0..N-1$. Маючи алгоритм обчислення ШПФ дуже б хотілося використовувати його і для зворотного перетворення. Для цього увагу буде звернено на те що:

$$\exp\left(j \cdot \frac{2 \cdot \pi}{N} \cdot n \cdot k\right) = \exp\left(-j \cdot \frac{2 \cdot \pi}{N} \cdot n \cdot k\right).$$

Іншими словами комплексні експоненти у виразі для прямого і зворотного ДПФ є комплексно-спряженими (риска зверху означає комплексне спряження). У курсі вищої математики [45] доводиться рівність, яку будемо використовувати для виконання швидкого оберненого перетворення Фур'є:

$$x \cdot \bar{y} = \overline{\bar{x} \cdot y}.$$

Для виразу ОДПФ можна записати:

$$s(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} S(k) \cdot \exp\left(-j \cdot \frac{2 \cdot \pi}{N} \cdot n \cdot k\right) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \overline{\overline{S(k)} \cdot \exp\left(-j \cdot \frac{2 \cdot \pi}{N} \cdot n \cdot k\right)}.$$

Таким чином береться комплексно-спряжений спектр $\overline{S(k)}$, виконується пряме ДПФ і результат піддається комплексному спряженню. Обчислення ОДПФ при використанні ДПФ приведено рис. 3.13.

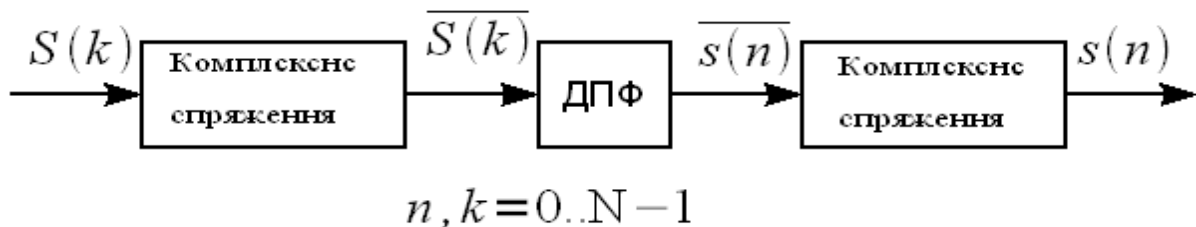


Рис. 3.13. Обчислення оберненого ДПФ через пряме

Якщо замість ДПФ використовувати ШПФ, то отримаємо обернене швидке перетворення Фур'є (ОШПФ). При цьому для виконання комплексного сполучення необхідно лише поміняти знак перед уявною частиною спектру до виклику функції ШПФ і результату після ШПФ.

Таким чином було розглянуто шлях прискорення обчислень при розрахунку ДПФ, а також зведено ОДПФ до прямого.

3.7. Згортка в просторовій області двовимірним фільтром

У практиці цифрової обробки зображень [49] широко використовується згортка функції зображення $f(m, n)$ з деяким локальним оператором, заданим у вигляді вікна $h(i, j)$ таким, що задовільняє певним умовам симетрії. Її лінійний різновид є одним з варіантів двовимірної FIR-фільтр, що містить непарну кількість рядків і стовпців. В якості **маски** використовують певну множину вагових коефіцієнтів, заданих у всіх точках околу, зазвичай симетрично оточуючих робочу точку кадру. Розмір вікна зазвичай буває 3×3 , 5×5 , 7×7 , ..., 15×15 . Рівна кількість рядків та стовпців не є обов'язковою, але зустрічається найбільш часто. Такий вибір коефіцієнтів відповідає умові збереження середньої яскравості і тому в процесі обробки центрувати зображення не потрібно.

Зображення реалізується у просторовій і частотній областях. Застосування процедур фільтрації приводить до істотного зниження рівня шуму в зображенні. Під час просторової фільтрації перетворення виконується безпосередньо над значеннями відліків зображення. Ідеологія просторової фільтрації ґрунтується на використанні як даних для поточної точки, так і області навколо неї.

Як просторова фільтрація у практиці цифрової обробки зображень широко застосовується **маскова фільтрація**.

Лінійна просторова фільтрація ґрунтується на операції двовимірної згортки імпульсної характеристики фільтра $h(s, t)$ із зображенням $f(x, y)$, де S – координата характеристики в горизонтальному напрямку вздовж осі x , $s \in [-n/2, n/2]$, t – координата характеристики у вертикальному напрямку вздовж осі y , $t \in [-m/2, m/2]$. Маскою такого фільтра є прямокутна область розміром $n \times m$, на якій задана імпульсна характеристика. Відгук фільтра $g(x, y)$ у цьому випадку визначається сумою добутків відліків зображення на відповідні відліки дзеркального відображення імпульсної характеристики.

Лінійна фільтрація широко застосовується під час придушення шумів у зображенні, для компенсації нерівномірності чутливості, створення ефектів розмиття зображень, у задачах виділення контурів на зображенні, підкреслення верхніх просторових частот.

Нелінійна просторова фільтрація. У результаті застосування лінійних фільтрів відбувається послаблення шумів, але одночасно розмиваються межі між областями з різною амплітудою сигналу. Для підвищення чіткості границь розроблені різні нелінійні фільтри, які функціонують у ковзному вікні і виконують нелінійні перетворення відліків зображення за певною маскою фільтра. Так, у сигма-фільтрі центральний елемент маски подається зваженим середнім значенням, яке обчислюється за амплітудами відліків яскравості, значення яких потрапляють в область S навколо центрального елемента:

$$S = \{ (s, t) : |f(x-s, y-t) - f(x, y)| \leq k\sigma \}$$

де σ – середньоквадратичне відхилення (СКВ) шуму або СКВ у масці, або СКВ зображення.

Найбільш ефективними за сукупністю факторів: згладжування шуму на однорідних ділянках зображення, збереження стрибків змін яскравості, мінімального спотворення форми границь, послаблення імпульсного шуму, обчислювальної ефективності є медіанні фільтри.

Медіанний фільтр (МФ), запропонований Тююкі в 1974 р., подає центральний елемент маски медіаною впорядкованої вибірки, сформованої з усіх амплітуд відліків, що покриваються маскою фільтра. Під час медіанної фільтрації використовується ковзне двовимірне вікно непарної розмірності $m \times n$. Відліки зображення, що опинилися в межах вікна, утворюють робочу вибірку поточного відліку. Для упорядкованої зростаючої послідовності $\{f_i, i=1, \dots, mn\}$ медіаною буде той елемент вибірки, який займає серединне положення в ній. Цей елемент і визначає результат медіанної фільтрації для цієї точки кадру. Звичайні МФ спричиняють приглушення ВЧ складової зображення, і, як наслідок, – розмивання країв і текстур.

Застосування адаптивних МФ зі змінюваною імпульсною характеристикою залежно від локального значення сигналу зображення дає змогу видалити біполярну імпульсну заваду, забезпечити згладжування шумів і зменшити приглушення ВЧ у зображенні.

МФ фільтр відноситься до рангових фільтрів. Так, вибір мінімального відліку в масці (ранг дорівнює 1) дає змогу виконати ерозію, а максимального (ранг дорівнює $m \times n$) – дилатацію. Ці операції широко використовуються в морфологічному обробленні зображень.

Частотна фільтрація зображень забезпечується застосуванням частотних фільтрів із потрібною частотною характеристикою. Зазвичай, це фільтри Баттерворта, Чебишева, Лежандра, Беселя.

Розглянемо питання виділення границь. Границі – це такі криві на зображенні, вздовж яких відбувається різка зміна яскравості або її похідних за просторовими змінними. Найбільш цікавими є зміни яскравості, які відображають важливі особливості зображуваної поверхні. До них відносяться місця, де орієнтація поверхні змінюється стрибкоподібно, або один об'єкт загороджує інший, або розміщується границя тіні, або відсутня безперервність у відбивних властивостях поверхні тощо. У будь-якому разі потрібно локалізувати місця розривів яскравості, а отже і ділянки, де можна виявити фрагмент краю. Інтуїтивно краєм, зазвичай, є границя між двома областями, кожна з яких має приблизно рівномірну яскравість. Традиційними способами вирішення зазначеної проблеми є градієнтні методи на прямій та площині.

Комп'ютерне дослідження розглянутих методів покращення зображення в середовищі MATLAB, MathCAD дало змогу виробити певні рекомендації щодо їхнього застосування у системах цифрової обробки зображень, що використовуються у різних сферах людської діяльності [58, 59].

Для систем відеоспостереження, які функціонують, працюють у різних погодних умовах як вдень, так і вночі, часто при недостатньому освітленні для покращення зображення заслуговують на увагу методи вирівнювання гістограм, підкреслення границь, розширення динамічного діапазону, фільтрації, підсилення локальних контрастів.

4. ВИЗНАЧЕННЯ МЕЖ ОБ'ЄКТІВ НА ЗОБРАЖЕННІ

Процес розпізнавання і виявлення об'єкта дослідження на зображенні – це процес прийняття рішення про приналежності розпізнаваного об'єкта і віднесення його до конкретного класу за наявною інформацією і виділеної сукупності значень ознак області, характеризує одне з станів джерел інформації [41-44]. Ознаки об'єктів дослідження є основою для повідомлень, що несуть корисну інформацію. Вони можуть бути як простими, так і складними.

До перших ознак належать такі характеристики інформаційного сигналів, як – амплітуда, фаза, інтенсивність випромінювання окремого елемента зображення і ін.

До складних ознаками відносяться – контур зображення, значення критеріальних функцій, використовуваних в кореляційно-екстремальних системах, і т. д.

З точки зору аналізу об'єктів по їхніх зображеннях найбільш інформативними є не значення яскравостей об'єктів, а характеристики їхніх меж – контурів. Іншими словами, основна інформація закладена не в інтенсивності кольорів зон чи окремих областей, а в їх обрисах. Задачі виділення контурів полягають у побудові зображення саме меж об'єктів і контурів однорідних областей [52-55].

Як правило, межа предмета на фото відображається перепадом яскравості або ж освітленості між двома порівняно однотонними областями. Перепади яскравості можуть бути викликані також текстурою предмета, тінями, відблесками, перепадами освітленості, характеристиками оптики і т.ін.

Будемо називати **контуром** зображення сукупність пікселів на ньому, в околі яких спостерігається стрибкоподібна зміна функції яскравості. Оскільки при цифровому обробленні зображення представлено як функція цілочисельних аргументів, то контури представляються лініями шириною, як мінімум, в один піксель. Якщо вхідне зображення, окрім областей постійної яскравості, містить ділянки з плавно змінною яскравістю, то неперервність контурних ліній не

гарантується. З іншої точки вирішення проблеми, якщо на "кусково-постійному" зображенні присутній шум, то можуть бути виявлені "зайві" контури в околі точок, які не є межами областей [56, 57].

При розробленні методів візуалізації контурів необхідно враховувати згадані особливості вигляду ліній контуру. Спеціальне додаткове оброблення досліджуваних контурів дозволяє усувати розриви меж образу і згладжувати хибні контурні лінії [58].

Алгоритм побудови бінарного зображення границь об'єктів складається з двох послідовних операцій: виділення контурів та їх порогового оброблення (додатки Е, І).

Зображення на вході піддається лінійному або нелінійному обробленню, із характерним відгуком на перепади яскравості. У результаті такої операції формується зображення, характеристики яскравості якого істотно відрізняються від значень близьких до нуля лише в областях різких змін яскравості оригіналу. Пороговим обробленням із цього зображення формують контурний об'єкт. Вибір порогового значення на другому етапі повинен проводитись, виходячи із таких міркувань. При занадто високому порозі з'являються розриви контурів, але слабкі перепади яскравості не будуть виявлені. При дуже низькому порозі через шуми і неоднорідності областей можуть з'явитися фіктивні контури.

4.1. Методи згладжування цифрових зображень

Оператори згладжування

У випадку пошкодження зображення сигналом завади (шуми передачі, датчика, квантування та ін.), виникають дрібноструктурні збурення яскравості, які, зазвичай, усувають за допомогою локальних операторів згладжування (низькочастотних фільтрів). Анізотропні періодичні флуктуації у зображенні, навпаки, зазвичай усуваються в частотному просторі (наприклад, ліквідація 50-герцової завади у зображенні здійснюється шляхом фільтрації складової

50 Гц зі спектра). Поряд з лінійним згладжуванням, яке не забезпечує збереження контурів, а це є неприпустимо, застосовуються інші методи [59, 60]:

1. нелінійні оператори згладжування;
2. граничне згладжування;
3. сигнально-адаптивні оператори згладжування;
4. нагромадження зображень (усереднення декількох зображень);
5. лінійна і нелінійна фільтрація зображень у частотно-просторовій області (НЧ-фільтри, Pruning-фільтр, гомоморфну фільтрацію);
6. низькочастотні оператори із ковзним усередненням.

Для обмеження шумів часто застосовуються фільтри із використанням віконних операторів:

$$h_2 = \frac{1}{9} \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix}, \quad h_3 = \frac{1}{16} \begin{vmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{vmatrix}.$$

Функція h_2 здійснює усереднення для всіх елементів, які потрапили у вікно розміру 3×3 пікселя. За допомогою функції h_3 завдяки великим вагам підкреслюються горизонтальні та вертикальні лінії. У випадку необхідності підкреслити діагональні лінії, доцільно застосовувати віконну функцію вигляду:

$$h_4 = \frac{1}{16} \begin{vmatrix} 2 & 1 & 2 \\ 1 & 4 & 1 \\ 2 & 1 & 2 \end{vmatrix}.$$

Нормуючий коефіцієнт віконних функцій вибирають так, щоб процедура заглушення шумів не викликала зміщення середньої інтенсивності обробленого зображення. Такий лінійний оператор обчислює в локальному вікні середню величину $MW(m, n)$ для поточного елементу зображення $f(m, n)$ із урахуванням стану сусідніх елементів. Кожна точка результуючого зображення обчислюється як $g(m, n) = MW(m, n)$. Наприклад, для маски розміром 3×3 ($I = J = 1$) одержимо

$$h_{MW3} = \frac{1}{9} \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix},$$

а маска 5×5 має вигляд:

$$h_{MW5} = \frac{1}{25} \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{vmatrix}.$$

Недолік таких прямокутних фільтрів полягає у можливій появі хибного зображення, коли у ньому є високі просторові частоти.

Значним недоліком лінійного фільтрування зображень є те, що поряд зі зменшенням шумів одночасно відбувається розмивання контурів зображення. Явище пояснюється тим, що всі елементи вхідного зображення обробляють з однаковим коефіцієнтом, тобто лінійні фільтри не залежать від структури елементів, а тому немає змоги визначити межу між шумовими і контурними елементами.

Для зменшення розмивання зображень, доцільно використовувати селективне згладжування. Якщо ж яскравість пікселів вхідного зображення розподілена за нормальним законом, тоді достатньо ефективною під час проведення попередньої обробки може виявитися сигма-фільтрація, при якій враховуються тільки ті елементи вхідного зображення (всередині вікна), яскравість яких знаходиться в межах $Mx \pm 2 \sigma$. Тут Mx – математичне сподівання, а σ – середнє квадратичне відхилення яскравості пікселів зображення.

4.2. Методи вирівнювання освітленості зображень

У деяких випадках деякі ділянки на зображенні бувають занадто темними для розрізнення деталей. При збільшенні яскравості всього зображення світлі

ділянки можуть виявитися засвіченими. Для покращення вигляду зображення у таких випадках, застосовують метод вирівнювання освітленості.

Освітленість змінюється у просторі достатньо повільно і тому її можна вважати низькочастотним сигналом [45, 47]. Саме ж зображення можна розглядати у середньому більш високочастотним сигналом. Якби в процесі фотографування ці сигнали додалися, то їх можна було б розділити за допомогою звичайних фільтрів. Однак на реальності на фото отримуємо добуток тієї картини, яку ми хочемо створити, і карти освітленості. І оскільки ці сигнали не додаються, а перемножуються, то позбутися нерівномірностей освітленості простою фільтрацією не вдасться.

Для вирішення таких завдань застосовують гомоморфну обробку. Ідея оброблення полягає в зведенні нелінійної задачі до лінійної. Наприклад, можна звести задачу перемноження сигналів до задачі розділення складених сигналів. Для цього необхідно взяти логарифм від добутку зображень, що дорівнює сумі логарифмів співмножників. При цьому задача поділу добутків сигналів зводиться до задачі розділення суми НЧ-і ВЧ-сигналів і вирішується за допомогою ВЧ-фільтра, який видалить із суми сигналів низькі частоти. Залишиться застосувати до отриманого сигналу експоненційну функцію, щоб повернутися до вхідного масштабу амплітуд.

ВЧ-фільтр реалізують наступним чином. Спочатку до зображення застосовується операція розмивання (НЧ-фільтр), а потім із вхідного зображення віднімається розмите. Найкращий радіус розмивання залежить від конкретного зображення. Можна почати випробування із радіусу біля десяти пікселів.

Ще одне типове завдання виникає, коли інтерес досліджень полягає не в аналізі повільних (або низькочастотних) варіацій сигналу у (х) (для чого застосовується згладжування даних), а в аналізі швидких його змін. Часто буває, що швидкі (або високочастотні) варіації накладаються певним чином на повільні, які звичайно називають трендом. Часто тренд має заздалегідь

передбачуваний вид, наприклад, лінійний. Щоб усунути тренд, можна запропонувати послідовність дій:

1. Обчислити регресію $f(x)$, наприклад, лінійну, з апіорної інформації про тренд;
2. Відняти з даних $y(x)$ тренд $f(x)$.

Зазвичай для розмивання зображення застосовується двовимірний гаусовський фільтр, що має вигляд $h(x, y) = A \exp(-(x^2 + y^2) / 2\sigma^2)$. Тут A – нормуюча стала, оскільки сума всіх коефіцієнтів фільтра повинна бути одиницею, σ – «ширина» фільтра, регулюючий ступінь розмивання [48].

Обчислення двовимірної згортки з таким ядром вимагає великих часових затрат та комп'ютерних потужностей навіть при порівняно невеликому розмірі ядра. Однак подібного ефекту можна досягти, відфільтрувавши одновимірним гаусіаном спочатку рядки цифрового зображення, а потім стовпчики отриманого зображення. Ефект вирівнювання освітленості може виявитися занадто сильним (темні області стануть по яскравості такими ж, як і світлі). Щоб зменшити результат ефекту, можна представити лінійною комбінацією оброблене зображення із вхідним у певній пропорції.

4.3. Поліпшення просторового розпізнавання

Сприйняття зображень тісно пов'язано із якістю представлення дрібних неспотворених деталей [49-51]. Для цього необхідно, щоб із збільшенням фрагментів не відбувалося послаблення роздільної здатності зображення при виконанні 2D-інтерполяції функції просторового розподілу інтенсивності прояву пікселів у рядках і стовпцях матриці цифрового зображення. Важливим фактором ідентифікації об'єктів є також локалізація і відображення зон однієї і тієї ж яскравості або шкали кольорів, навіть якщо такі області мають розміри декількох пікселів (додатки Б, В, Е, И).

Чіткість зображення у професійних програмах коректується шляхом визначення оптимальних значень яскравості та контрастності шляхом вибору

відповідних опцій: ступеня впливу на різкість зображення; товщини контуру різкості та визначення контурів об'єктів шляхом задання різниці значень інтенсивності прояву сусідніх пікселів, достатньою для того, щоб алгоритм підвищив контрастність між ними.

Деякі програми містять автоматичну установку оптимального співвідношення контрастності і яскравості, що підтримують необхідну чіткість зображення.

При обробці зображень важливу роль відіграють алгоритми рангової фільтрації, що дозволяють усувати «розмитість» деталей (поліпшити їх фокусування) за рахунок вибору двовимірної $n \times n$ маски пікселів, виконання операції ранжирування значень інтенсивності пікселів в межах задається маски і присвоєння центральному пікселю значення, рівного максимальному значенню по ранжиру. До увазі рангової відноситься також процедура медіанної фільтрації, яка прибирає в зображенні некорельовані випадкові сигнали і імпульсні перешкоди без "розмиття" різких перепадів яскравості на кордонах об'єктів.

Інформативне застосування лінійної фільтрації обумовлено її можливостями корекції спотворень різного типу, що виникають внаслідок недосконалості пристроїв, що формують зображення. За допомогою лінійної фільтрації вдається зменшити вплив флуктуаційних шумів і інших дефектів на відтворюваних зображеннях в режимі підвищення контрасту малоконтрастних деталей при збільшенні масштабу зон інтересу.

Корекція апертурних спотворень зображень в разі відсутності шумової складової сигналу здійснюється шляхом інверсної фільтрації (деконволюції). Однак слід враховувати, фільтри деконволюції мають коефіцієнт посилення дисперсії шумів, більший 1, і замість поліпшення зображення може збільшитися зашумленість.

Перспективними вважаються нелінійні методи фільтрації на основі частотних масок, які дозволяють зменшити вплив низькочастотних компонент сигналу зображення і посилити вплив високочастотних компонент, що

підвищує просторову роздільну здатність деталей, описаних у спектрі зображення більш високими просторовими частотами.

4.4. Визначення контурів

Підкреслення і загострення контурів або збільшення різкості зображення відбувається внаслідок збільшення високочастотних складових сигналу, до яких відносяться не тільки компоненти контурів і меж, але і шум [57-59]. Можливості реалізації цієї процедури за допомогою локальних фільтрів дуже різноманітні. Диференційний оператор, записаний для цілей обробки зображень у дискретній формі, здійснює обчислення різниці яскравостей у межах вікна. У загальній формі диференційні оператори є лінійними:

$$d = \frac{\partial^n f(x, y)}{\partial x^k \partial y^{n-k}}. \quad (4.1)$$

Для загострення меж довільно орієнтованих структур потрібні ізотропні алгоритми. Вони можуть бути непарного (градієнтні оператори) або парного (оператори Лапласа) порядку. Недолік диференційних операторів – посилення шуму (високочастотних завад) через посилення високих просторових частот. Чим вище порядок диференціювання, тим сильніше оператори реагують на високочастотні перешкоди. Для зменшення цих ефектів перед використанням диференційних операторів має сенс зробити шумозаглушення. Інший шлях зменшення чутливості до шуму полягає в розробці диференційних операторів, які формують різниці усереднених величин.

Класична функція градієнта має вигляд

$$\nabla f(x, y) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \cos \theta + \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \sin \theta. \quad (4.2)$$

Модуль функції градієнта визначається як

$$S = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}, \quad (4.3)$$

а кут θ визначається по формулі

$$\theta = \arctg \left(\frac{\partial f / \partial x}{\partial f / \partial y} \right). \quad (4.4)$$

Відповідні вікна для визначення першої похідної в напрямках x і y :

$$h_x = \begin{vmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{vmatrix}; \quad h_y = \begin{vmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{vmatrix}.$$

Існує багато операторів, які отримано із градієнтних і використовуються для виявлення меж. Це оператори Превіта, Собеля, ряд операторів Кірша:

$$h_x = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{vmatrix}; \quad h_y = \begin{vmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{vmatrix}$$

$$h_x = \begin{vmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{vmatrix}; \quad h_y = \begin{vmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{vmatrix}$$

$$h_x = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{vmatrix}; \quad h_y = \begin{vmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{vmatrix}$$

$$h_x = \begin{vmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{vmatrix}; \quad h_y = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -1 \end{vmatrix}.$$

Розглянуті диференційні оператори виділяють більш сильніше вертикальні або горизонтальні лінії, тобто вони залежні від напрямку (додаток М).

Іншим типом залежних від напрямку контурів операторів є так звані компас-градієнтні. Назва географічного напрямку говорить про напрямок перепаду, який викликає максимальний відгук фільтра.

$$\begin{array}{cccc}
 \text{північ} & \text{північний схід} & \text{схід} & \text{південний схід} \\
 h = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{vmatrix}; & h = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{vmatrix}; & h = \begin{vmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{vmatrix}; & h = \begin{vmatrix} -1 & -1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix}; \\
 \\
 \text{південь} & \text{південний захід} & \text{захід} & \text{північний захід} \\
 h = \begin{vmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix}; & h = \begin{vmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix}; & h = \begin{vmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & -1 \end{vmatrix}; & h = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & -1 & -1 \end{vmatrix}.
 \end{array}$$

Для виявлення ліній або для фокусування зображень у багатьох випадках доцільно використовувати оператор Лапласа (лапласіан), який обчислює другу похідну функції. Для неперервних функцій він подається у вигляді

$$\nabla^2 = \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} \cos \theta + \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2} \sin \theta. \quad (4.5)$$

На практиці лапласіан обчислюється за наближеною формулою

$$f_L(x,y) = 4f(x,y) - \{f(x,y+1) + f(x+1,y) + f(x-1,y) + f(x,y-1)\}. \quad (4.6)$$

Віконна функція лапласіана має такий вигляд:

$$h_{L1} = \begin{vmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{vmatrix}; \quad h_{L2} = \begin{vmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{vmatrix}; \quad h_{L3} = \begin{vmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{vmatrix}.$$

Оператор Лапласа має властивість інваріантності до повороту зображень, тобто на тому самому зображенні він дає той самий результат незалежно від орієнтації цього зображення. Усі подані варіанти операторів мають характеристики фільтрів високих частот.

Нерізде маскуваня. Стосовно до електронних засобів репродукування термін маскуваня має умовний характер, оскільки запозичений з фотографії, де означає зйомку через допоміжне зображення – **маску**. На рис. 4.1 зображений перетин штриху оригіналу в процесі розгортання його концентричними апертурами основного оптичного каналу зчитування і каналу нерізкаго маскуваня [58, 59].

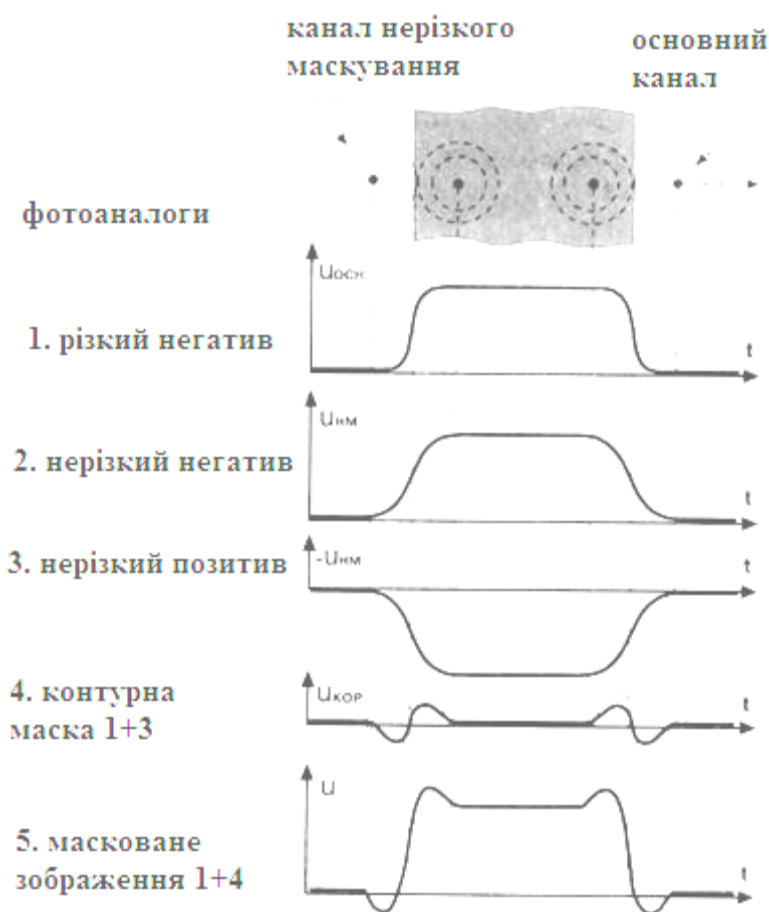


Рис. 4.1. Процес комп'ютерного нерізкаго маскуваня

Отже, на вихідному зображенні межі підсилюються, тому що до них додаються високочастотні компоненти. Тому обчислення лапласіану (4.5)

виходячи з матриці вихідного зображення, призводить до поліпшення фокусування останнього.

Тут забезпечується ізотропна дія, яка не залежить від орієнтації контурів, оскільки амплітуда сигналу зберігається і при нахилі контуру до напрямку розгорнення. В міру нахилу уповільнення зміни яскравості вздовж однієї з координат компенсується її зростанням вздовж іншої (додаток Д).

Потенціал сигналу, отриманого в результаті електронного нерізкого маскування, пов'язано з вихідними сигналами основного $u_{\text{осн}}$ і допоміжного $u_{\text{нм}}$ оптичних каналів

$$u = u_{\text{осн}} + k(u_{\text{осн}} - u_{\text{нм}}) \quad (4.6)$$

Коефіцієнт k у цьому виразі визначає ступінь посилення сигналу корекції $(u_{\text{осн}} - u_{\text{нм}})$ і є параметром оперативного регулювання. Нерізде маскування привносить у зображення і нову, повністю відсутню в оригіналі, інформацію. Зі світлого і темного боків межі, яка розділяє на зображенні чорне і біле поле, утворюються окантовки, значення тону яких відповідає рівням "біліше білого" і "чорніше чорного". У цьому полягає ефект нерізкого маскування. Регульованими параметрами такої корекції є яскравість і ширина смуг окантовки, а також залежність її дії від перепаду яскравості на контурі. Ступінь маскування може бути максимальною для слабких контурів і зовсім незначною для контурів повного контрасту. У ряді випадків корекція може давати лише одну смугу окантовки (тільки з боку світлого або темного), наприклад, для полегшення такої технологічної операції, як усунення фону від силуету.

4.5. Пошук меж об'єкта на основі градієнта

Одним з найбільш простих способів виділення меж є просторове диференціювання функції яскравості. Для двовимірної функції яскравості $A(x, y)$ перепади в напрямках x і y реєструються частинними похідними $A(x, y)_x$ і $A(x, y)_y$, які пропорційні швидкостям зміни яскравості у відповідних напрямках.

Виділення перепадів яскравості проілюструємо на рис. 4.2. На ньому можна бачити, що підкреслення контурів, перпендикулярних до осі x , забезпечує похідна $A(x, y)_x$ (рис. 4.2 б), а підкреслення контурів, перпендикулярних до осі y – $A(x, y)_y$ (рис. 4.2в).

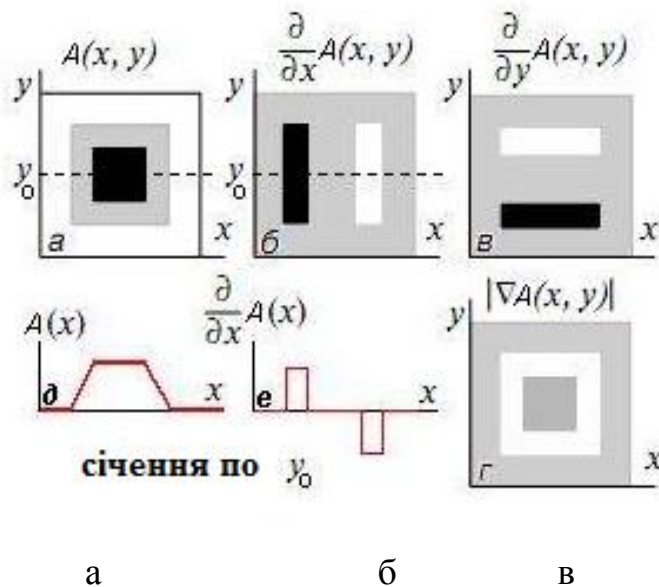


Рис. 4.2. Схема просторового диференціювання функції яскравості

Для практичних завдань [58, 59] потрібно виділяти контури, напрям яких є довільним. Для цих цілей можна використовувати модуль градієнта функції яскравості

$$G = \left| \frac{\partial A(x, y)}{\partial x} i + \frac{\partial A(x, y)}{\partial y} j \right| = \text{mod}(\text{grad} A(x, y)) = \quad (4.7)$$

$$= |\nabla A(x, y)|,$$

або ж

$$G = \sqrt{\left(\frac{\partial A(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial A(x, y)}{\partial y}\right)^2} \quad (4.8)$$

який пропорційний максимальної (по напрямку) швидкості зміни функції яскравості в даній точці і не залежить від напрямку контуру. Модуль градієнта на відміну від приватних похідних приймає тільки невід'ємні значення, тому на одержаному зображенні точки, відповідні контурам, мають підвищений рівень яскравості (додатки Е та М).

Для цифрових зображень аналогами частинних похідних і модуля градієнта є різницеві функції. Практичний приклад виділення меж на фотозображенні наведено на рис. 4.3. та 4.4. Вихідне зображення (а) є однотонним. На зображенні (б) представлений результат обчислення різницевої матриці зображення (а), на зображенні (в) отримано образ матриці модуля градієнта яскравості (4.3 та 4.4). Як видно на малюнку, в точках великого перепаду яскравості градієнт має велику довжину.

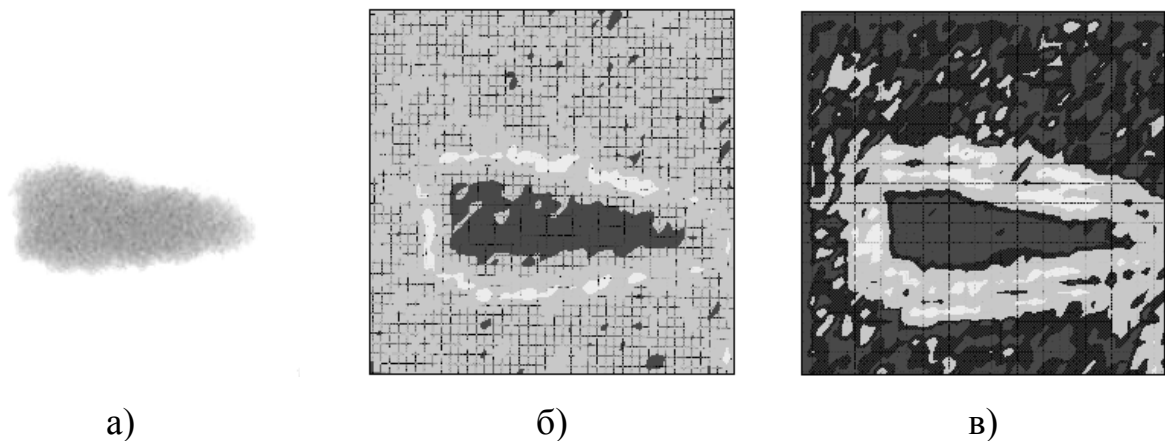


Рис. 4.3. Графіки матриць: цифрового зображення у форматі BMP (а); грубозернистості (б); та модуля градієнтів (в) для фрагменту КМ із дисперсною часткою карбїду бору [31]

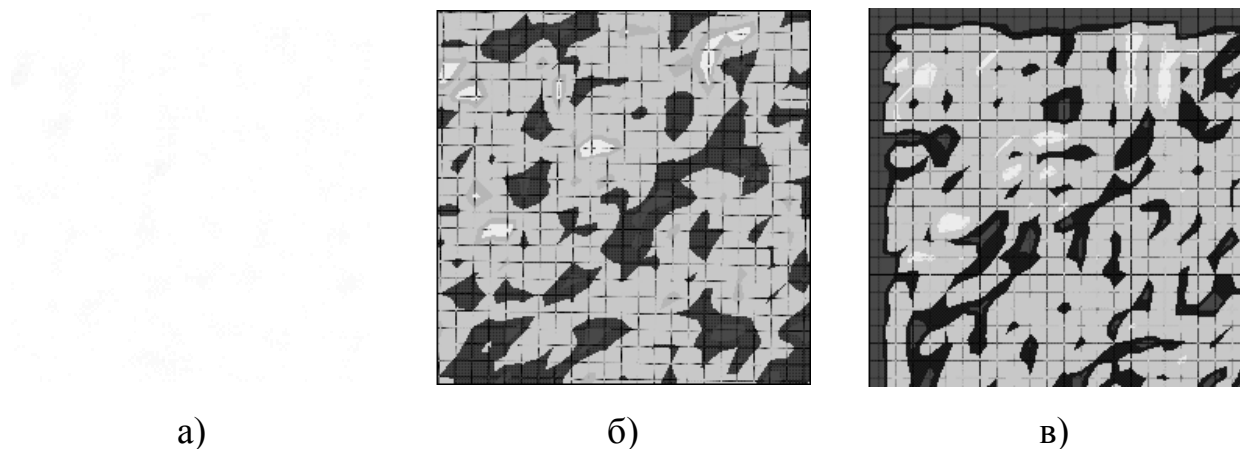


Рис. 4.4. Діаграми матриць цифрового зображення у форматі BMP (а), грубозернистості (б) та модуля градієнтів (в) для фрагменту КМ із ненаповненою матрицею [31]

Недолік алгоритму – пропуск меж з малими перепадами яскравості і включення до числа границь деталей зображення з великими змінами яскравості (поверхня зерен із світлою поверхнею). При зашумленні зображення карту граничних точок буде забруднювати і просто шум, оскільки не враховується, що граничні точки відповідають не просто перепадів яскравості, а перепадів яскравості між відносно монотонними областями.

Для зниження впливу даного недоліку зображення спочатку піддають згладжуючій гаусівській фільтрації. При згладжує фільтрації дрібні несуттєві деталі розмиваються швидше перепадів між областями. Результат операції можна бачити на зображеннях (4.3 та 4.4 в). Однак при цьому чітко виражені межі розпливаються в жирні лінії.

Градiєнт яскравості в кожній точці характеризується довжиною і напрямком. Вище при пошуку граничних точок використовувалася тільки довжина вектора. Напрямок градієнта – це напрям максимального зростання функції, що дозволяє використовувати процедуру придушення немаксимумів. При цій процедурі для кожної точки розглядається відрізок довжиною в кілька пікселів, орієнтований у напрямку градієнта і з центром в розглянутому пікселі. Піксель вважається максимальним тоді і тільки тоді, коли величина градієнта в ньому максимальна серед всіх довжин градієнтів пікселів відрізка. Граничними можна визнати всі максимальні пікселі з величинами градієнта більше певного порогу. Градієнт яскравості в кожній точці перпендикулярний кордоні, тому після придушення немаксимумів жирних ліній не залишається. На кожному перпендикулярному перетині жирної лінії залишиться один піксель з максимальною величиною градієнта.

Перпендикулярність градієнта яскравості до межі може бути використана для простежування меж об'єкту, починаючи з деякого граничного пікселя. Таке простежування використовується в гістерезисній фільтрації максимальних пікселів. Ідея гістерезисної фільтрації полягає в тому, що довгий стійкий граничний контур, швидше за все, містить у собі пікселі з особливо великим перепадом яскравості, і, починаючи з такого пікселя, контур можна

простежити, переходячи по граничним пікселям з меншим перепадом яскравості [59, 60].

Пошук меж на основі Лапласіану. Відомо, що необхідною і достатньою умовою екстремального значення першої похідної функції f в довільній точці є рівність нулю другої похідної в цій точці, причому друга похідна повинна мати різні знаки по різні боки від точки.

У двовимірному варіанті аналогом другої похідної є лапласіан (4.5) – скалярний оператор

$$\nabla^2(f) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}.$$

Знаходження границь на зображенні з використанням лапласіану може проводитися за аналогією з одновимірним випадком: граничними визнаються точки, в яких лапласіан дорівнює нулю і по різні боки від неперервної лінії, яку вони утворюють, він має різні знаки. Оцінка Лапласіану за допомогою лінійної фільтрації також випереджається застосуванням гаусівської згладжувальної фільтрацією, щоб знизити чутливість алгоритму до шуму. Гаусовське згладжування і пошук Лапласіану можна здійснити одночасно, тому знаходження границь за допомогою такого фільтру проводиться швидше, ніж за допомогою алгоритму Кенні. Фільтр застосовується в системах, де має значення і якість результату (зазвичай поступається алгоритмом Кенні), і швидкодія. Щоб зменшити чутливість до неістотних деталей, з числа граничних точок також можна виключити ті, величина градієнта в яких менше певного порогу (рис. 4.5).

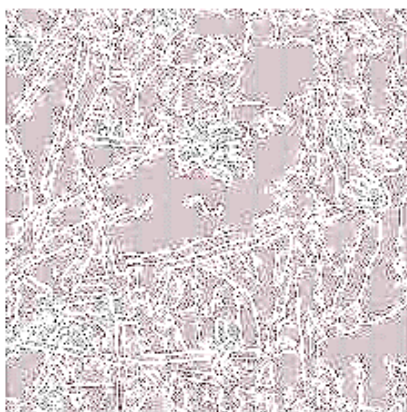


Рис. 4.5. Діаграми матриць застосування оператора Лапласа до цифрового зображення фрагменту композиту із ненаповненою матрицею

4.6. Покращення розпізнавання деталей

Для відтворення і подання точок, ліній і растрів у зображенні важливі високі частоти, особливо в області 0,2...0,5 від частоти дискретизації (тобто частоти Найквіста) [57-60]. Але, саме ця область послаблюється кінцевими розмірами апертури зчитування. Підвищення високочастотних складових хоча і поліпшує розпізнавання деталей, але підсилює шум. Можливий варіант частотної характеристики фільтра (одновимірного) для такої задачі наведений на рис. 4.4. Вона робить узагальнену реставрацію без урахування специфічних властивостей датчика зображення.

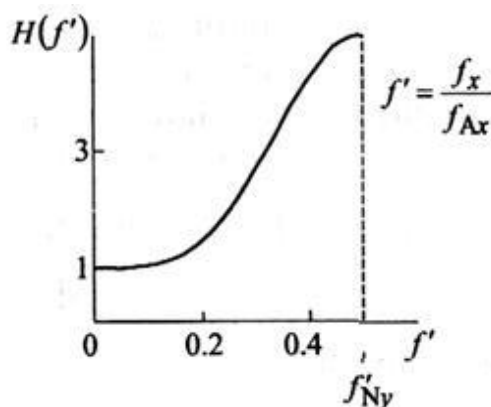


Рис. 4.6. Частотна характеристика фільтра для поліпшення розпізнавання дрібних деталей

Проста реалізація такого фільтра в просторовій області може бути такою:

$$h_{\text{HP}}(i, j) = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}.$$

як LoG-оператор Марра-Хілдрета. Це лапласіан оператора Гаусса, згладжує функцію зображення за допомогою гауссової характеристики і диференціює межі за допомогою оператора Лапласа. У неперервній версії він описується сукупністю рівностей:

$$G(x, y) = \nabla^2 [B(x, y) * \text{GAUSS}(x, y, \sigma)],$$

$$GAUSS(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right); \quad (4.9)$$

$$\nabla^2 = \frac{\partial^2 \dots}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \dots}{\partial y^2}.$$

де x, y – ортогональні відстані до центральної точки фільтрації; σ^2 – дисперсія.

Розміри віконних функцій визначаються значенням дисперсії. Для дисперсії $\sigma = 0,6$:

$$h_{LoG0.6}(i, j) = \begin{vmatrix} 2 & 2 & 2 \\ 2 & -20 & 2 \\ 2 & 2 & 2 \end{vmatrix};$$

для дисперсії $\sigma = 0,9$:

$$h_{LoG0.9}(i, j) = \begin{vmatrix} 0 & 2 & 2 & 2 & 0 \\ 2 & 1 & -4 & 1 & 2 \\ 2 & -4 & -20 & -4 & 2 \\ 2 & 1 & -4 & 1 & 2 \\ 0 & 2 & 2 & 2 & 0 \end{vmatrix};$$

для дисперсії $\sigma = 1,1$:

$$h_{LoG1.1}(i, j) = \begin{vmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 3 & 3 & 3 & 2 & 0 \\ 1 & 3 & -2 & -8 & -2 & 3 & 1 \\ 1 & 3 & -8 & -20 & -8 & 3 & 1 \\ 1 & 3 & -2 & -8 & -2 & 3 & 1 \\ 0 & 2 & 3 & 3 & 3 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{vmatrix}.$$

Корекція структурних властивостей зображення. Корекція структурних властивостей зображення розділяється на:

- корекцію різкості;
- корекцію шумів.

Корекція різкості зображення в системі поелементної обробки може здійснюватися двома методами: апертурним і програмним. Апертурний метод включає корекцію різкості зображення за методом нерізкого маскування, при

цьому корекція виконується безпосередньо під час сканування зображення. Вибір параметрів нерізкого маскування залежить від семантики оригіналу і від коефіцієнта масштабування. Чітких рекомендацій з цього питання не існує, і вибір цих параметрів залежить від досвіду оператора. Звичайно рекомендується, щоб параметр радіуса дорівнював роздільній здатності під час сканування, виражений в пікселях, ділений на 200. Важливим фактором є вибір каналу, на якому проводиться нерізде маскування. Не рекомендується здійснювати маскування на всіх каналах одночасно: під час неприведення такого зображення формуватиметься структурний шум зображення.

4.7. Шумові похибки об'єкту. Кореляція шумів зображення

Шуми можуть бути випадкові аналогові, імпульсні і детерміновані. Випадкові аналогові шуми виникають, як правило, через гранулярну структуру фотографічного матеріалу, на якому виготовлений оригінал [56-60]. Для усунення таких шумів застосовуються методи фільтрації згладжування. Необхідно пам'ятати, що використання таких фільтрів може призводити до втрати різкості зображення, тому що усереднюється не тільки шумова структура, але і пікселі, що формують межу зображення. У деяких випадках доцільно після процедури згладжування додатково здійснювати процедуру нерізкого маскування. Під випадковими імпульсними шумами розуміють відносно рідко розташовані одиничні дефекти, типу подряпин, порошин. Стосовно до них процедура згладжування звичайно неефективна через те, що розміри таких дефектів достатньо великі. Для усунення таких дефектів застосовуються рангові фільтри. У такий спосіб можна усунути відносно дрібні дефекти типу подряпин і пилу. При більш великому імпульсному шумі необхідно використовувати напіваавтоматичне ретушування, у якому усунення дефектів зображення здійснюється шляхом заміни дефектних пікселів на пікселі з їхнього найближчого оточення. Прикладом детермінованих шумів зображення є растрова структура зображення, якщо оригіналом є поліграфічний

відбиток. Зчитування растрового зображення може призвести до небажаної взаємодії растрової структури зображення з новою растровою структурою, яка генерується у процесі фотовиведення. Можливі два шляхи вирішення цієї проблеми:

1. Усунення растрової структури оригіналу в процесі сканування й обробки. Для цього використовуються методи згладжування. Недоліки такого усунення:

а) втрата різкості зображення;

б) внаслідок різних кутів повороту растрових структур зображення для різних фарб, повне узгодження апертури дерастрування і растрової структури не відбувається і неминучі залишкові флуктуації в зображенні (муар).

2. Зчитування растрової структури з її повним збереженням. В результаті отримують під час зчитування три растрових кольороподільних зображення зі збереженням растрової структури. Для цього необхідно зчитувати з високою роздільною здатністю, що складає значні труднощі.

Оригінал може містити зображення, у якому є періодична структура. Взаємодія цієї структури зі структурою поліграфічного растра може призводити до шумів типу муару. Іноді ця взаємодія буває досить інтенсивною і добре помітною.

Для усунення або зниження таких шумів можливі кілька шляхів:

1 Застосування растра з нерегулярною структурою.

2. Якщо структура має сильну ахроматичну складову, то є доцільним інтенсивне використання GCR і потім вибір кутів повороту растра, можливо нестандартних, які дають менше муароутворення для даної структури.

3. Зменшення масштабу зображення.

4. Зниження різкості зображення і навіть додавання шумів відповідними фільтрами обробки.

Крім шумів, що пояснюються об'єктивними причинами (шуми, що є в оригіналі) можливе виникнення шумів у самому процесі репродукування. Такими шумами є шуми квантування.

Перетворення однієї растрової структури в іншу може бути причиною муароутворення. Саму растрову структуру зображення і її відтворення також можна розглядати як шуми.

Шуми другого порядку пов'язані з нестабільністю відтворення растрової структури. Така нестабільність відтворення залежить від умов проведення процесу, від структури растра, зокрема від периметра растрових точок, від їхньої форми, і звичайно більш помітна для растрових точок, що мають великий периметр і більш інтенсивну високочастотну складову. Якщо точка квадратна, то кути вже несуть високочастотну інформацію, а вони більш піддані шумовим впливам.

5. Геометричні перетворення в системі поелементної обробки зображення. Масштабне перетворення може здійснюватися безпосередньо в процесі сканування, а також у процесі обробки підготовленого файлу з високою роздільною здатністю. У процесі перетворення на етапі сканування формується піксель, розмір якого обраний відповідно до масштабу остаточного зображення. Тому масштабне перетворення зводиться до збільшення розміру пікселя відповідно до необхідного масштабу.

Складніша ситуація під час масштабування зображення, записаного у вигляді цифрового масиву. У цьому випадку необхідно зробити операцію масштабування шляхом додавання або відкидання пікселів. Якщо збільшення виконується в кратну кількість разів (наприклад, в 2 рази), то кожен піксель або просто подвоюється, або виконується більш складне перетворення з інтерполяцією значень пікселів для одержання проміжних значень, що згладжують переходи.

4.8. Виявлення і розпізнавання об'єктів зображень

Структура алгоритмів обробки і аналізу зображень залежить від множини факторів, таких як – характер вирішуваних завдань, обсяг і склад апіорної інформації про об'єкти, умови спостереження, наявні апаратні і програмні засоби та ін. При цьому вибір оптимальної структури алгоритмів є складною задачею, яка вирішується на основі порівняльної оцінки альтернативних варіантів [56, 60].

Зазвичай в якості основних критеріїв при оцінці ефективності алгоритмів, що реалізуються обчислювальним комплексом у системі технічного зору, вибирається точність вимірювань або достовірність прийнятих рішень. У багатьох випадках при стабільних умовах спостереження і високої контрастності об'єктів спостереження над фоном найбільш вигідними можуть виявитися прості алгоритми, що використовують набір процедур, які виконуються в строго визначеному порядку.

Більш складними є адаптивні алгоритми обробки інформації. У цих алгоритмах вибір реалізованих процедур проводиться в залежності від виконання умов, визначених в процесі обчислень. Адаптивні алгоритми можуть функціонувати в складних умовах спостереження, пристосовуватися до оперативного зміни розв'язуваних завдань і зміни складу засобів спостереження.

На рис. 4.7 [52] представлена структурна схема комплексного алгоритму обробки і аналізу зображень. У складі цього алгоритму є модулі керування обчислювальним процесом. Так, в залежності від виду вирішуваних завдань структура комплексного алгоритму може змінюватися. При виконанні кожного з етапів обробки і аналізу зображення отримана інформація надходить до блоку управління, в якому формується план подальших процедур.

Крім блоку управління в пам'яті обчислювальної системи зберігається база даних, що містить необхідні дані і різні процедури обробки інформації.

Відповідно з прийнятими рішеннями з вихідної бази даних формується робоча база, безпосередньо використовується при обробці і аналізі зображень.

Реалізувати подібний комплексний алгоритм досить важко, оскільки однією з причин є складність формалізації і обчислень ряду частинних критеріїв ефективності на різних етапах обчислень, на основі яких приймаються рішення про подальші дії з обробки і аналізу зображень.

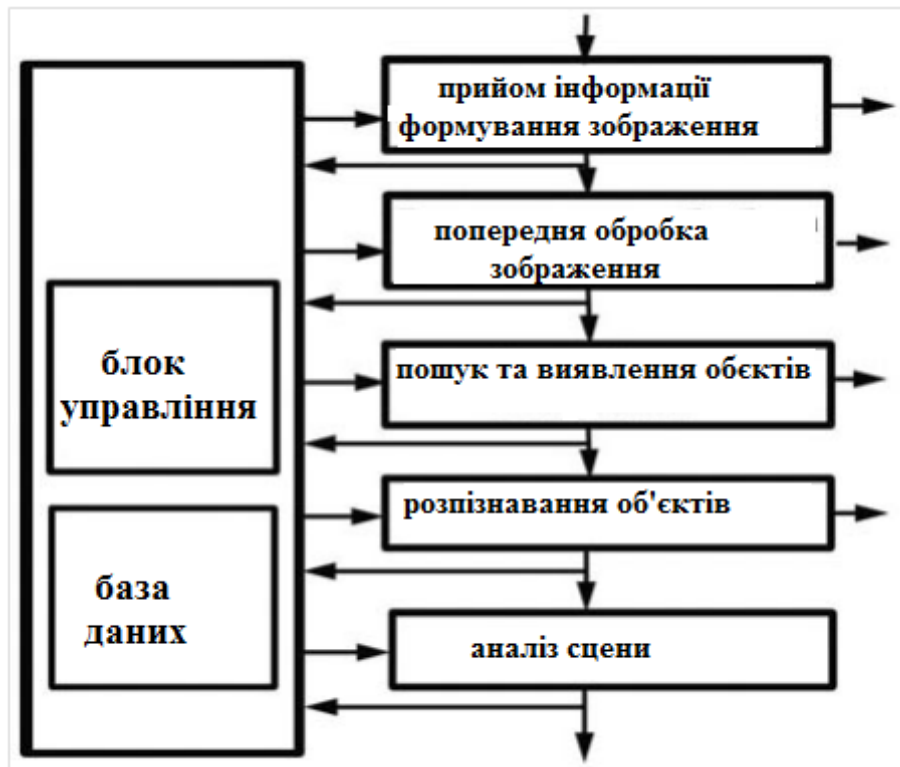


Рис. 4.7. Структурна схема комплексного алгоритму обробки та аналізу зображень

У деяких випадках рішенням даної проблеми є формування моделей опису процесів і управління цими процесами на основі методів теорії інформації. До основних переваг даного підходу слід віднести:

- можливість оцінки стану процесу з безліччю результатів;
- універсальність опису різних процесів, у тому числі одно - та багато-етапних;

- можливість оцінки обсягів інформації, необхідних для реалізації процесу спостереження, незалежно від конкретних результатів процесу.

Виявлення об'єктів. Виявлення [53] образів об'єктів в спотвореному шумами і перешкодами зображенні може бути визначено у вигляді процедури перевірки певної умови порівняння двох чисел – результату перетворення аналізованого зображення та певного порогового значення:

$$L [A (x, y)] \geq \Pi [A (x, y)]. \quad (4.10)$$

Тут $L [.]$ – Оператор перетворення вихідного зображення, $\Pi [.]$ – Оператор формування порогового значення. Рішення про наявність об'єкта приймається у разі виконання умови. Якість виявлення характеризується ймовірністю виконання умови за наявності об'єкта в аналізованому зображенні.

Конкретний вид операторів $L [.]$, $\Pi [.]$ і якість виявлення залежать від наявності апіорних відомостей про очікувані об'єктах, шумах, перешкод і спотворень. Основою для визначення оптимальних параметрів операторів є теорія статистичних рішень.

Так, наприклад, при виділенні точкових об'єктів форма зображення об'єкта однозначно визначається функцією плями розсіювання об'єктива, яку можна вважати відомою, при цьому задача зводиться до класичної процедури виявлення сигналу відомої форми на тлі адитивних нормальних шумів з нульовим середнім значенням. У цьому випадку в якості операторів перетворення виступають кореляційні інтеграли, обчислювані з використанням заданого опису відомого зображення об'єкта та типового шуму відповідно. Ідентифікація полягає в порівнянні зображення об'єкта з еталонами заданого класу. Рішення про об'єкт виноситься по найкращому збігу (додатки Е, І).

Спосіб прямого порівняння об'єкта з еталонним зображенням. Нехай $S(x, y)$ – вихідне зображення об'єкта, $F(x, y)$ – еталонне зображення. Алгоритм прямого порівняння має вигляд:

$$T = \sum_x \sum_y (S(x, y) - F(x, y))^2 \leq D$$

де D – поріг відмінності.

Спосіб простий і може бути легко реалізований. Однак, при наявності в реальних умовах дестабілізуючих факторів надійність способу невелика. При більшому значенні порогу D умові (18.5.2), можуть задовольняти різні об'єкти і можуть виникнути помилки, пов'язані з неправильною ідентифікацією об'єкта (помилки першого роду). При зменшенні D можуть виникнути помилки типу пропуску об'єкта (помилки другого роду). Регулюючи величину D , можна лише міняти співвідношення між ймовірностями виникнення помилок першого і другого роду відповідно із заданим критерієм оптимальності.

Кореляційний метод заснований на обчисленні взаємної кореляції між об'єктами і еталонами. З множини k альтернативних варіантів вибирається той об'єкт (або еталон), при якому виходить максимальна сума взаємної кореляції:

$$K(k) = \sum_x \sum_y S_k(x, y) \cdot F_k(x, y)$$

При ідентифікації об'єктів зручно користуватися коефіцієнтами кореляції, які в першому наближенні дають і оцінку ймовірності віднесення об'єкта до даного еталону:

$$R(k) = K(k) / K_{\max}(k),$$

де $K_{\max}(k)$ – значення автокореляції еталонів.

Кореляційний метод більш надійний, але вимагає значно більшого обсягу обчислень. Але при обробці бінарних зображень це не настільки істотно, оскільки перемножування однобітових чисел зводиться до простої логічної операції «І».

Розглянуті вище методи вимагають однакової орієнтації зображень об'єкта й еталона, суміщення їх по просторовим координатам і витримувannya однакових масштабів.

Методи розпізнавання на основі системи ознак також використовують еталони об'єктів, але в якості елементів порівняння використовуються ознаки об'єкта й еталона, що дозволяє скоротити обсяг еталонних даних і час обробки інформації. Однак слід мати на увазі, що на практиці виділення ознак об'єктів завжди здійснюється з деякою похибкою, а, отже, необхідно виявляти і враховувати характер і ступінь можливого розсіювання оцінок використовуваних ознак для кожного з очікуваних об'єктів, тобто використовувати гістограми розподілу значень ознак.

При великому числі можливих варіантів об'єктів рекомендується багатоступінчастий (ієрархічний) алгоритм. При цьому на кожному ступені розпізнавання використовується який-небудь з ознак об'єкта (площа, периметр, радіуси вписаних і описаних кіл, моменти інерції, число і розташування кутів і т.д.). На нижніх рівнях використовуються ознаки, які не потребують великих обчислювальних витрат (наприклад, площі та периметри об'єктів), а найбільш інформативні (наприклад, моменти інерції) – застосовуються на верхньому рівні, де число альтернатив мінімально (додатки Ж, О, Р, С).

5. РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ У ДОСЛІДЖЕННЯХ КОМПОЗИТІВ

5.1. Алгоритми дослідження геометричних параметрів зовнішніх поверхневих шарів композитів

Дослідження фотографій тонких плівок епоксикомпозитів дає змогу знайти об'єми світлопровідних шарів на межі поділу фаз у системі «наповнювач – епоксидний зв'язувач», що в свою чергу дає можливість розрахувати параметри структури, керування якою дає можливість направленою регулювання експлуатаційними характеристиками матеріалу.

Відомо, що при формуванні композитних матеріалів (КМ) із дисперсним наповнювачем утворюються області матеріалу, прилеглі до поверхні часток, значної протяжності із фізичними властивостями відмінними від властивостей матеріалу матриці [61-63]. Відмінність оптичних властивостей таких зовнішніх поверхневих шарів (ЗПШ) від суміжних областей композиту дозволяє оцінювати їх протяжність і динаміку формування, що в свою чергу дає можливість створювати композити з покращеними експлуатаційними характеристиками.

Наближено частки наповнювача композиту можна представити сферами, або сфероїдами, навколо яких концентрично розміщені ЗПШ. Розміри і механічні властивості ЗПШ залежать від хімічної природи наповнювача а також від дисперсності, форми і фрактальності поверхні зерен останнього [64].

Досліджувані композити формувались на основі зв'язувача – епоксидного діанового олігомера марки ЕД-20 і твердника поліетиленполіаміну. Як наповнювачі в композиті використано порошки карбіду бору з дисперсністю 63 мкм, які вводили у зв'язувач при вмісті 20 мас.ч. на 100 мас.ч. епоксидної смоли.

При дослідженні протяжності ЗПШ з допомогою мікроскопу та цифрового фотоапарату отримали світлини тонких плівок композиту товщиною $H=120\text{мкм}$

(рис. 5.1). Зображення з отриманих фотографій записували персональним комп'ютером. Оброблення фотографій і необхідні обчислення проводили у інтерактивному режимі з допомогою програми MathCad.

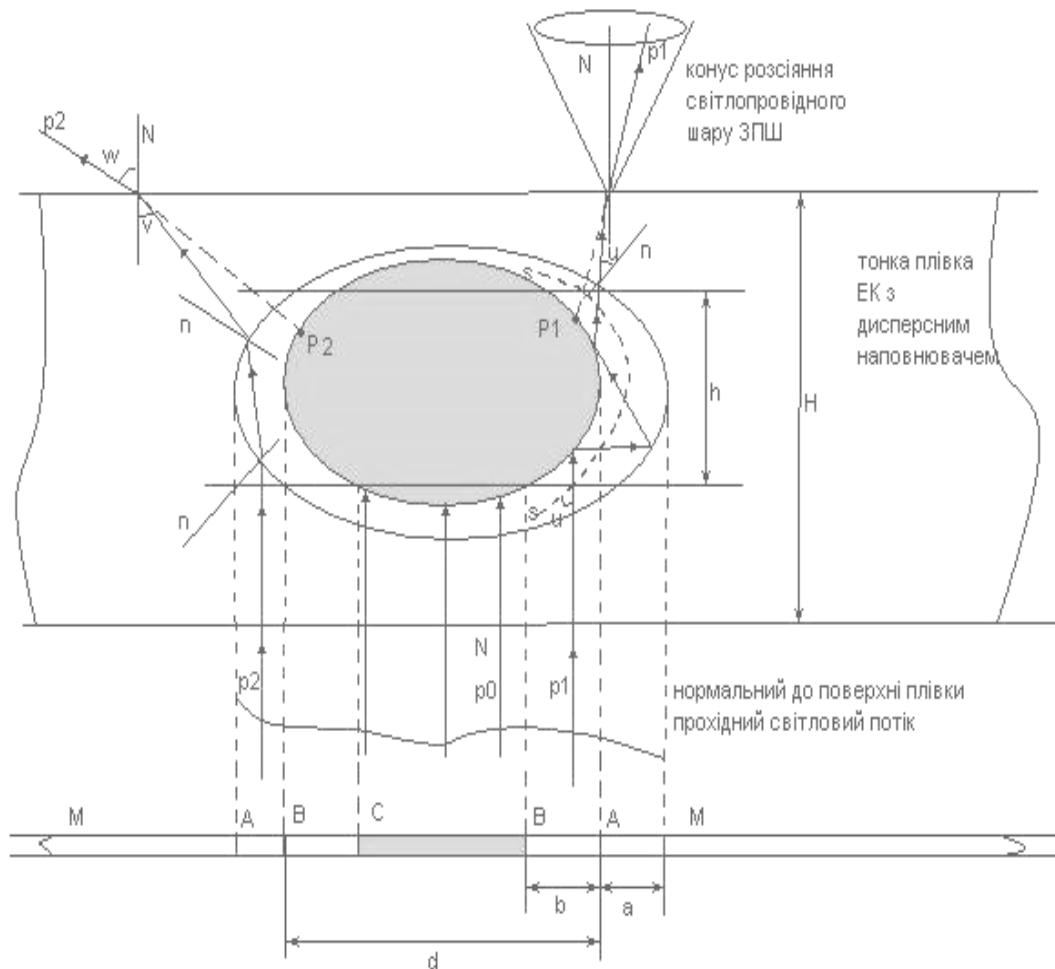


Рис 5.1. Схематичне зображення поверхневих шарів різної природи навколо дисперсної частки наповнювача. А – область проекції поверхневих шарів із впливом розсіювання світла світлопровідним шаром, В – область проекції дисперсної частки наповнювача із дифракційним впливом поверхневих шарів, С – однорідне зображення проекції дисперсної частки, М – проекція матриці композиту, a – ефективна протяжність поверхневих шарів, b – протяжність зони В напівтіні, d – ефективний діаметр частки [64]

Протяжність вимірювань обчислювалась по формулі

$$l = l_1 \cdot \mu_1 \cdot \mu_2, \quad (5.1)$$

де l_1 – оцінка протяжності досліджуваних об’єктів на оброблених програмою MathCad зображеннях ЗПШ, одиницею виміру яких була цілочисельна кількість комірок на промені, що виходив із умовного центру проекції частки по вибраних напрямках під кутами, кратними $\pi/4$, $\mu_1 = 4 \frac{\text{піксель}}{\text{комірку}}$, $\mu_2 = 0,67 \frac{\text{мкм}}{\text{піксель}}$ – константи вимірювань.

Розрахунок граничної абсолютної похибки $\bar{\Delta}$ вимірювань (1) лінійних розмірів показує, що: $\bar{\Delta} = 0,5 \text{ комірки} = 2 \text{ пікселя} = 2 \cdot 0,67 \text{ мкм} = 1,34 \text{ мкм}$.

ЗПШ на зображеннях фрагментів плівки КМ (рис. 5.1) характеризує зміна яскравості областей, прилеглих до дисперсних часток наповнювача (заломлення світла і дифракційні ефекти в поверхневих шарах). Зміни яскравості зображення (в сторону збільшення) зазнає також проекція частки дисперсного наповнювача, утворюючи абераційний шар. Це відбувається завдяки оптичним процесам при проходженні світлового потоку через шари композиту, зокрема проходження променів через світлопровідні області ЗПШ, що утворюються внаслідок оптичних неоднорідностей (рис. 5.2).

У даному дослідженні аналіз показує [61-67], що у точці P1 на поверхні частки на зображення впливають розсіяні промені p_1 світлового конуса N і таким чином формується зона В; у точці ж P2, яка ближче до «екватора» сфери частки, заломлені промені p_2 формують зону А. Розпізнавання зон А, В, С зображення дозволяє робити висновки про фізико-механічні властивості КМ в цілому.

Для оцінки об’єму світлопровідного шару, що є частиною ЗПШ, проводили вимірювання слідуєчих параметрів: a – протяжність ЗПШ, b – протяжність абераційного шару, c – поперечний переріз проекції частки наповнювача без урахування явища аберації.

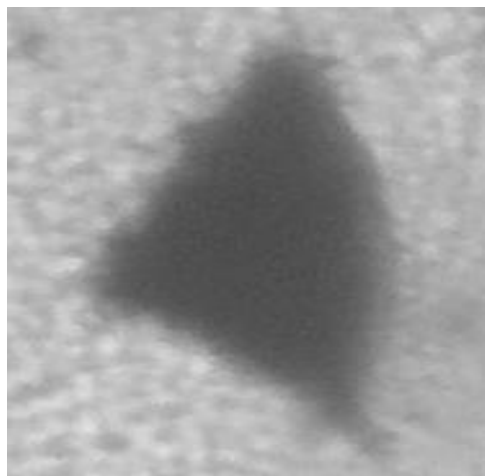


Рис. 5.2 а. Фото фрагмента тонкої плівки композитного матеріалу із часткою дисперсного наповнювача карбід бору

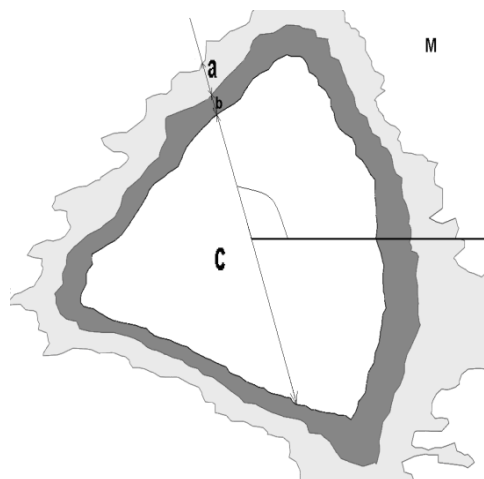


Рис. 5.2 б. Діаграма зовнішніх поверхневих шарів дисперсної частки наповнювача. а – протяжність ЗПШ, b – протяжність абераційного шару, с – поперечний переріз проекції частки наповнювача

Тоді дисперсність частки обчислювали по формулі:

$$d = c + b_1 + b_2,$$

де b_1 та b_2 – протяжності абераційного шару на протилежних сторонах вимірюваного проміжку c . Тоді товщина h світлопровідного шару становить:

$$h = 2\sqrt{db - b^2}.$$

Розрахунок об'єму світлопровідного шару проводили, виходячи із геометричних вимірювань і властивостей фігур у сферичній системі координат.

Введемо позначення: $V_{\text{ЗПШ}}$ – об'єм ЗПШ, $V_{\text{заг}}$ – загальний об'єм частинки з приєднаними областями ЗПШ, $V_{\text{част}}$ – об'єм зерна частинки, $V_{\text{ЗПШ}}$ – об'єм

світлопровідного шару, K – коефіцієнт відношення об'ємів світлоносного шару та ЗППШ.

Тоді

$$V_{ЗППШ} = V_{заг.} - V_{част}$$

де

$$V_{част} = \frac{\pi d^3}{6}, \quad K = \frac{V_{сш}}{V_{ЗППШ}} \cdot 100\%$$

Відносна похибка при обчисленні об'єму світлоносного шару не перевищує

$$\delta = \frac{\bar{\Delta}_{сш}}{V_{сш}} \cdot 100\%, \quad \bar{\Delta}_{сш} = \left(\left| \frac{\partial V_{сш}}{\partial a} \right| + \left| \frac{\partial V_{сш}}{\partial d} \right| + \left| \frac{\partial V_{сш}}{\partial h} \right| \right) \cdot \bar{\Delta},$$

$$V_{сш} = \frac{4}{3} \pi \left(\frac{3}{4} d^2 a + \frac{3}{2} d a^2 + a^3 \right) \cdot \left(1 - \frac{\sqrt{d^2 - h^2}}{d} \right) - \frac{\pi}{6} \left(\left(h^2 - \frac{d^3}{d + 2a} \right) \sqrt{(d + 2a)^2 - h^2} + \sqrt{(d^2 - h^2)^3} \right).$$

5.2. Дослідження геометричних параметрів зовнішніх поверхневих шарів композитів

Дослідження зразків композитних матеріалів із частками дисперсного наповнювача із застосуванням математичного апарату дозволяє визначити структурні характеристики і геометричні параметри вибраних об'єктів мікроструктур епоксикомпозитів. Зауважимо, що у такому випадку цікавим є дослідження як топології поверхні частинок наповнювача, так і параметрів зовнішніх поверхневих шарів навколо нього. Такий підхід дозволяє отримати точнішу інформацію про досліджувантй об'єкт і у подальшому прогнозувати експлуатаційні властивості матеріалів [68, 69].

У результаті обробки фрагментів за вказаною вище методикою було отримано матриці зернистості та градієнтів яскравостей на вибраних фрагментах. Згідно отриманих матриць було побудовано графіки вказаних

характеристик (рис. 2.1а, б). На рисунках яскравішим областям відповідають більші значення параметру (матриць грубозернистості та градієнтів), а темнішим – менші.

Відомо [68], що при формуванні КМ зшивання епоксидної матриці відбувається у присутності розвинутої поверхні наповнювача. У результаті адсорбції макромолекул на поверхні дисперсного наповнювача змінюються умови проходження процесу зшивання. Внаслідок впливу твердої поверхні змінюються умови дифузії макромолекул і блокуються їх функціональні групи. У результаті цього біля поверхні наповнювача виникають ЗПШ, які за своїми властивостями відрізняються від полімерної матриці. Це приводить до зміни градієнту яскравості, що відображається суттєвою його зміною при переході від наповнювача до полімерної матриці при аналізі усіх фрагментів. При цьому зауважимо, що зміну модуля градієнта спостерігали навіть у ненаповненій смолі, що свідчить про різний ступінь зшивання матеріалу ненаповненої смоли у різних ділянках матриці.

Це пов'язано з тим, що у процесі зшивання навіть без наявності наповнювача у олігомерій смолі утворюються глобулярні агрегати макромолекул. Такий процес приводить до утворення ЗПШ різної протяжності та густини навколо наповнювача. У ЗПШ формується гетерогенна полімерна сітка, структура і ступінь зшивання якої відрізняється для різних частин поверхні дисперсної частинки. На наш погляд це зумовлено впливом інших дисперсних частинок і порядку їх розташування у об'ємі композиту на формування ЗПШ у матриці. Отже, спільний вплив часток дисперсного наповнювача зумовлює появу області високих градієнтів з утворенням поверхневих шарів з високим ступенем зшивання. Макромолекули в області високих значень градієнту отримують більш сприятливі умови для адсорбції. У таких ділянках ЗПШ створюється насичення макромолекул, що приводить до збільшення густини зшивання у ЗПШ та утворення структури матриці з підвищеними фізико-механічними властивостями.

У області близьких до нуля значень модуля градієнту виникає збідненість поверхневих шарів макромолекулярними агрегатами, що приводить до утворення “м’яких” ЗПШ з невисоким ступенем зшивання. Внаслідок цих процесів утворюється більш дефектна “збіднена” область, яка має гірші фізико-механічні властивості. Звідси випливає, що навколо поверхні наповнювача утворюються як “жорсткі”, так і “м’які” ЗПШ, що підтверджує їхню гетерогенність навколо наповнювача. Компенсувати вплив таких областей можливо за рахунок прогнозованого уведення оптимальної кількості додаткового наповнювача меншого розміру, тобто використовувати різні наповнювачі по природі та дисперсності. Це приводить до заповнення областей низького градієнту більших дисперсних часток областями високих градієнтів наповнювачів менших розмірів. Це дозволить суттєво знизити дефекти структури ЗПШ.

Відомі не прямі методи дослідження структури ЗПШ матриці навколо наповнювача є трудомісткими і відзначаються значною похибкою експерименту [58]. Вони дозволяють розраховувати і оцінювати структуру поверхневих шарів після здійснення експериментальних досліджень властивостей матеріалів, що вносить значну похибку при аналізі структури КМ. У цьому плані перспективною є розробка нових методів досліджень структури поверхневих шарів матриці навколо наповнювача на основі цифрової оптичної мікроскопії з подальшою обробкою отриманих зображень з використанням програмного забезпечення у системі MathCAD. Це дозволить оцінити структурні характеристики сформованого матеріалу з незначною похибкою експерименту, що забезпечить підбір інгредієнтів композиту з оптимальними експлуатаційними характеристиками (додатки П, Р).

Виготовлення дослідних зразків виконували шляхом введення у епоксидну матрицю (епоксидна смола марки ЕД-20) дисперсних наповнювачів, після чого здійснювали суміщення компонентів протягом 3-5 хвилин з додаванням твердника ПЕПА. У подальшому композиції наносили на скляну основу товщиною $(0,40 \pm 0,01 \text{ мм})$. Полімеризацію зразків здійснювали протягом

24,0±0,2год. при нормальних умовах. Оцінювання структурних характеристик КМ у зшитому стані здійснювали, використовуючи розроблену оптичну апаратуру та програмне забезпечення на базі MathCad. На першому етапі виконували фотографування зразків з використанням мікроскопа XS-2610 MICROmed і фотоапарата марки OLYMPUS C-8080 з витримкою при фотографуванні $2\pm 0,1$ с. У результаті отримували фотографії у форматі JPG при збільшенні у 10^3 разів. Зображення з отриманих фотографій записували на комп'ютері. Далі виконували обробку фотографій у інтерактивному режимі. З кожної фотографії були вибрані фрагменти КМ, котрі містили одну або групу дисперсних часток наповнювача із ЗПШ. При розпізнаванні характеристик ЗПШ першим кроком є надане зображення, що розміщене у файлі F з форматом BMP, за допомогою вбудованої функції $A = READBMP(F)$.

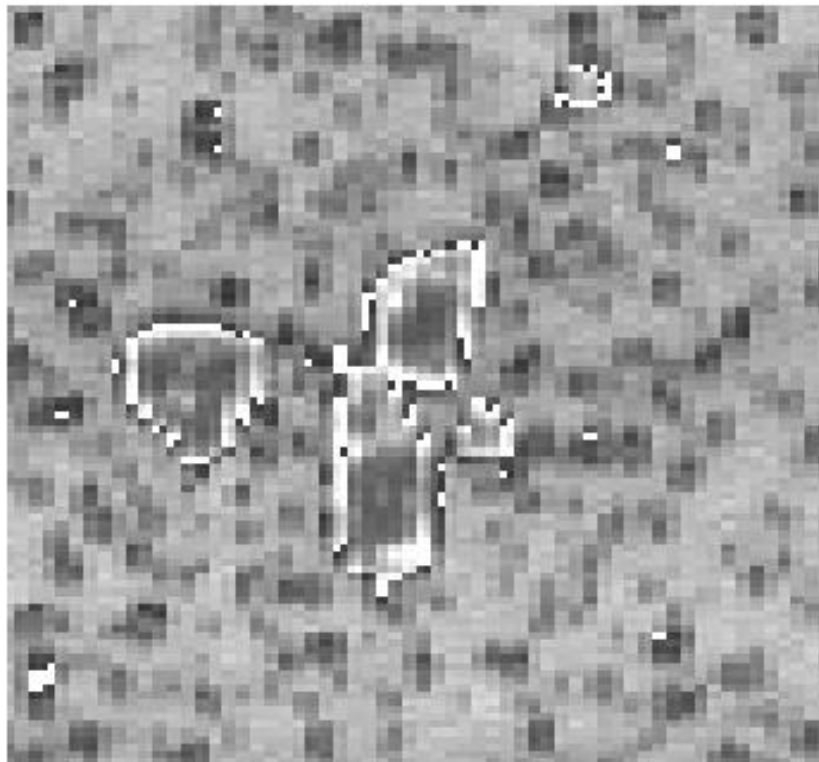


Рис. 5.3. Фото зразка епоксидного композиту з наповнювачем ферит 63мкм дисперсності у форматі BMP

Отримуємо матрицю (масив), кожен елемент якої відповідає інтенсивності чорно-білого прояву одного пікселя зображення і лежить у межах від 0 до 255. Виділивши фрагмент масиву A , що відповідає досліджуваному об'єкту,

$$P = \text{submatrix}(A, r1, r2, c1, c2)$$

за допомогою перетворення Фур'є та оберненого до нього:

$$K = \text{cfft}(P), \quad g_{i,j} = \text{if}(k1 \leq |K_{i,j}| \leq k2, K_{i,j}, 0), \quad C = \text{icfft}(g), \quad (4.1)$$

де i та j відповідні індекси рядка та стовпця масиву, позбуваємось шумів на фрагменті, обмежуючи набір частот за допомогою параметрів $k1$ та $k2$, що виділяють набір коефіцієнтів у Фур'є розкладі. Слід виконувати умову $r2 - r1 = 2^m$, $c2 - c1 = 2^m$, де m – ціле число. Різницева матриця, як аналог матриці похідних, збудована на основі матриці h – зернистості [59]. Елементи матриці утворені об'єднанням $h \times h$ ділянок матриці C фрагменту $D_{i,j}$:

$$D_{i,j} = \text{submatrix}(C, hi, h(i+1), hj, h(j+1)), \quad (5.2)$$

$$C_{i,j} = \max(D_{i,j}) - \min(D_{i,j}) \quad (5.3)$$

Проведені перетворення дозволяють здійснити «нечітке оконтурювання» об'єкта, геометрія якого залежить від міри зернистості зображення F . При умові достатньої гладкості палітри зображення фону та об'єкта, ефективне оцінювання a_2 яскравості межі зображення можна підібрати так, щоб при формуванні матриці $C2$:

$$C2_{i,j} = \text{if}(C_{i,j} \geq a_2, C_{i,j}, 0). \quad (5.4)$$

спостерігали лише "класичний" поверхневий шар. Число a_2 є верхньою межею інтервалу оцінювання параметра a ,

$$a_1 \leq a \leq a_2,$$

такого, що нижня межа a_1 відповідає найменшому порогу розрізнення між фоном та ЗПШ, а верхня межа a_2 відповідає мінімуму впливу поверхневого шару на оцінювання зображення матеріалу ядра об'єкта. Вибравши $a=a_2$, ми можемо оцінити ефективний периметр зображення об'єкта.

$$C3_{i,j} = \text{if}(C2_{i,j} \neq 0,1,0), \quad P = \sum_j \sum_i C3_{i,j} \quad (5.5)$$

Виділення контуру здійснювали побудовою складових зображення з подальшим його перетворенням за допомогою підбору вагових коефіцієнтів:

$$A1 := \text{READ_BLUE}(f), \quad A2 := \text{READ_GREEN}(f), \quad A3 := \text{READ_RED}(f),$$

$$C := b \cdot A1 + g \cdot A2 + r \cdot A3.$$

Після здійснення фільтрації повторюються операції (5.1) та (5.4) для знаходження периметра (5.5). У загальному випадку "нечіткий" контур охоплює "чіткий" контур і має ширину, більшу одного пікселя [60-62]. Центр об'єкта знаходимо, використовуючи метод найменших квадратів, координати якого є розв'язком системи рівнянь:

$$\sum_{i=0}^{\text{rows}(C2)-1} \sum_{j=0}^{\text{cols}(C2)-1} C2_{i,j} \sqrt{(x_n - x_j)^2 + (y_n - y_i)^2} = C, \quad (5.6)$$

$$\text{де:} \quad x_n = \frac{\text{cols}(C2)}{2}, \quad y_n = \frac{\text{rows}(C2)}{2},$$

Інший підхід розрахунку координат центру полягає у знаходженні точки перетину прямих ліній регресії хмарки точок зовнішнього поверхневого шару "нечіткого" контуру, заданого матрицею $C3$ [63, 64]. Формуємо аналог матриці кореляцій із використанням δ -функцій Кронекера:

$$d_{i,j} = if \left(C3_{i,j} = 0, 0, \sum_{l=j-1}^{j+1} \sum_{k=i-1}^{i+1} \delta(C3_{i,j}, C3_{k,l}) - 1 \right);$$

тобто кожен елемент матриці d рівний кількості повторів елемента матриці $C3$, відмінного від нуля, серед своїх восьми сусідів. Знаходимо параметри рівнянь:

$$y = r \cdot \frac{dy}{dx} \cdot (x - \bar{x}_v) + \bar{y}_v,$$

$$x = r \cdot \frac{dx}{dy} \cdot (y - \bar{y}_v) + \bar{x}_v.$$

відомими методами [64]. Розв'язком такої системи є координати шуканого центру поверхневого шару (X, Y) . Він не співпадає з центром об'єкту (xn, yn) (5.6). Асиметрія об'єкта характеризується параметрами відстані

$$R = \sqrt{(X - xn)^2 + (Y - yn)^2}$$

та вектором

$$as = \begin{pmatrix} xn \\ yn \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix},$$

де напрям головної осі об'єкта оцінюємо через кутовий коефіцієнт

$$K = \frac{t1 - t2}{1 - t1 \cdot t2},$$

де $t1$ та $t2$ знаходимо, розв'язуючи систему рівнянь:

$$r \cdot \frac{dy}{dx} = \frac{2 \cdot t_1}{1 - t_1^2}, \quad \frac{1}{r} \cdot \frac{dy}{dx} = \frac{2 \cdot t_2}{1 - t_2^2},$$

для малої ж півосі об'єкта $\bar{K} = -\frac{1}{K}.$

Крім того, ефективний агрегований діаметр дисперсної частки знаходили як середнє геометричне відрізків $d_{\max}$ та $d_{\min}$ проведених через центр частки у напрямку відповідно великої та малої півосей, які сполучали найближчі точки ЗПШ об'єкта:

$$d_a = \sqrt{d_{\min} \cdot d_{\max}}.$$

Міру округлості, що характеризує близькість форми проекції часток та об'єктів до кругової форми обчислювали за формулою

$$C = \frac{\pi \cdot d_a}{P}.$$

Дослідження зразків композитних матеріалів із застосуванням математичного апарату дозволяє визначити структурні характеристики і геометричні параметри вибраних об'єктів їх мікроструктур (додатки К, Е, И). Зауважимо, що у такому випадку цікавим є дослідження як топології поверхні частинок наповнювача, так і параметрів зовнішніх поверхневих шарів навколо нього. Такий підхід дозволяє отримати точнішу інформацію про досліджувантй об'єкт і у подальшому прогнозувати експлуатаційні властивості матеріалів.

5.3. Використання диференційних операторів І-го порядку для дослідження структури зовнішніх поверхневих шарів на межі поділу фаз

Проводили аналіз ділянок композита біля поверхні часток наповнювача, що дозволив дослідити кінетику утворення ЗПШ та їх параметри (протяжність і

ступінь зшивання). Використання диференційних операторів I-го порядку [64, 65, 67] при аналізі дозволить прогнозовано керувати процесами структуроутворення і, як наслідок, покращити їх експлуатаційні характеристики. При дослідженнях структури ЗПШ на першому етапі проводили фотографування зразків у процесі формування КМ через певні проміжки часу протягом усього процесу зшивання (п.п. 5.2). Далі проводили розрахунок площі проекцій дисперсних часток та ЗПШ на площину світлин згідно методики роботи [66]. Попередньо встановлено, що найбільш інтенсивно процес зшивання проходить на протязі 60 хвилин після введення твердника для КМ, наповнених діа- та феромагнетиком (ЗПШ найбільші) і на протязі 180 хвилин у КМ, наповнених парамагнетиком. Дослідження зон проводили в околі часових відліків: 5 хв., 15хв., 30хв., 60 хв., 120хв., 180 хв., 240хв., 300 хв. після введення твердника. Композит наносили на скляну основу і для створення рівномірного шару матеріалу з товщиною $h = 0,4 \pm 0,1$ мм зверху накладали скляний субстрат з антиадгезійною плівкою. Фотографування проводили згідно описаної методики. Було вибрано фрагменти, які містили одну дисперсну частинку для кожного виду наповнювача. Для аналізу структури КМ використовували диференціальні оператори I-го порядку, будуючи відповідні матриці частинних похідних оцінок градієнту яскравостей.

Для цього формували матрицю D (5.2),

$$D_{i,j} = \text{submatrix} (A, h_i, h(i+1), h_j, h(j+1)),$$

виходячи з матриці зображення досліджуваного фрагменту A , застосовуючи до неї принцип зернистості (п.п. 3.1.2) розподілу з просторовим кроком h [67]. Найчастіше обирали $h=3$ або $h=5$. Розглянемо функцію $f(x)$, відліків яскравості зображення композиту з дисперсним наповнювачем ферит 1500 НМЗ, x – протяжність у пікселях ($h=1$) для перетворення одновимірного перерізу фрагменту зображення КМ із дисперсним наповнювачем ферит, (рис. 5.3).

Перетворення, пов'язане із укрупненням кроку дискретизації h , необхідне для

аналізу змін структури КМ, на яке не впливають випадкові і окремі сторонні збурення яскравості зображення. У цьому випадку отримуємо нову діаграму перерізу зображення, позбавлену випадкових збурень. Шумів позбуваємось шляхом усереднення значень: $n_{i,j} = \text{mean}(D_{i,j}) / \mu$, де: $\text{mean}(D_{i,j})$ – середнє значення масиву $D_{i,j}$; μ – нормуючий дільник, що враховує розподіл значень кольорів у масиві $D_{i,j}$. Для виділення меж довільно орієнтованих структур застосовують диференціальний оператор непарного (градієнт) порядку [68, 69]. Градієнт дозволяє оцінити зміну структури матеріалу у вибраному фрагменті КМ. У нашому випадку це зміна розмірів зони між фазної взаємодії навколо наповнювача. При цьому проводили оцінку величини модуля градієнту G за формулою:

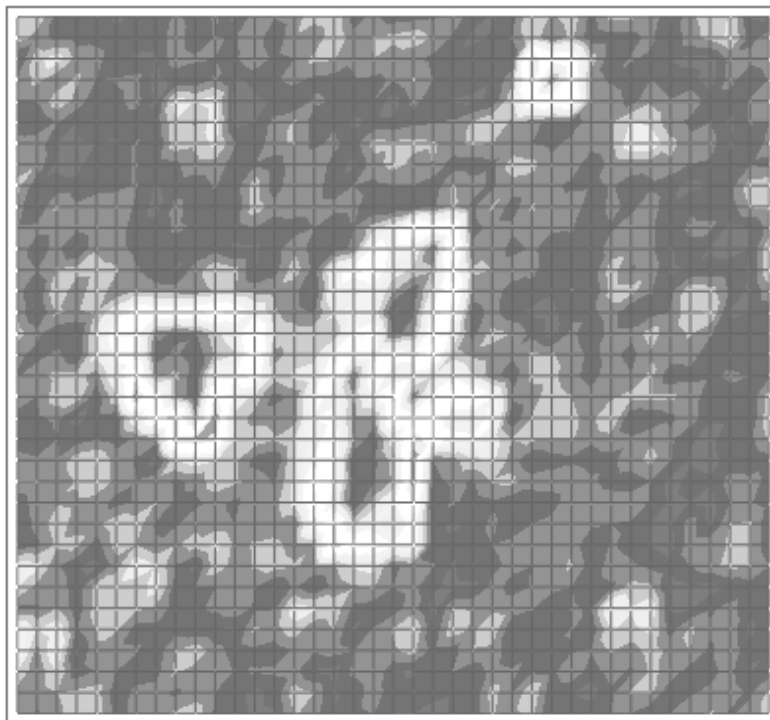
$$G_{i,j} = \sqrt{(nx_{i,j})^2 + (ny_{i,j})^2}, \quad (5.7)$$

де:

$$nx_{i,j} = \frac{n_{i+1,j+1} - n_{i-1,j+1} + n_{i+1,j-1} - n_{i-1,j-1}}{4 \cdot h1};$$
$$ny_{i,j} = \frac{n_{i+1,j+1} - n_{i+1,j-1} + n_{i-1,j+1} - n_{i-1,j-1}}{4 \cdot h2}$$

є числовими оцінками перших частинних похідних фактору яскравостей з кроками $h1$ та $h2$ (у нашому випадку $h1=1$ та $h2=1$) [70]. У результаті було отримано матриці зернистості та градієнтів яскравостей на вибраних фрагментах (рис. 5.4).

Внаслідок впливу твердої поверхні змінюються умови дифузії макромолекул і блокуються їх функціональні групи [71]. Біля поверхні наповнювача виникають ЗПШ, які за своїми властивостями відрізняються від полімерної матриці. Це приводить до зміни градієнту яскравості при переході від наповнювача до полімерної матриці при аналізі усіх фрагментів. При цьому вибіркова адсорбція макромолекул поверхнею наповнювача приводить до формування "м'яких" ЗПШ (додатки А, І).



с

Рис.5.4. Діаграма максимального градієнту яскравостей
зображення ділянки епоксикомпозиту

Явище формування мікроструктур композитів при наявності дисперсних включень моделюється системами, в яких враховується не лише миттєвий (теперішній) стан чи початкові значення параметрів, що визначають її початковий стан, але також усі попередні положення, які займала дана система. В таких випадках, коли досліджуване явище залежить від попередньої історії системи (у даному випадку розвитку структур ЗПШ, що має фіксований початок), його називають *ередитарним* [72]. В більшості випадків дослідження таких явищ зводяться до інтегро-диференціальних рівнянь [73].

Для того щоб отримати модель систем невеликої розмірності, вводиться *грубозернисту функцію розподілу* [74]. Формально, одновимірна функція розподілу (густина розподілу) $f(x,t)$ визначається ймовірністю виявити систему в момент часу t в елементі об'єму dx в околі точки x . Багатовимірна функція розподілу $f(x_1, x_2, \dots, x_N, t)$ визначається як ймовірність виявити систему

в момент часу t в елементі об'єму $dx_1 \times dx_2 \times \dots \times dx_N$ поблизу точки X з координатами $(x_1, x_2, \dots, x_N)$ простору R^N . В даній роботі під *простором* ми розуміємо простір Ω абстрактної сукупності характеристик, як носій, так що N може бути більшим ніж 3.

Представимо однотипні *елементи* цього простору залежні (плаваючі) від розміщення в деякій однорідній середовищі R ресурсу, і все це поміщено в деяку область, яка містить і ресурс і елементи, в якості викладеному вище, як деяку єдність, що в результаті і створює *систему*, для прикладу розглянемо модель, компонентом якої є аналог перерізу зображення (рис. 5.5). Елементи можуть обмінюватись між собою ресурсами в розумінні „миттєвих” парних взаємодій.

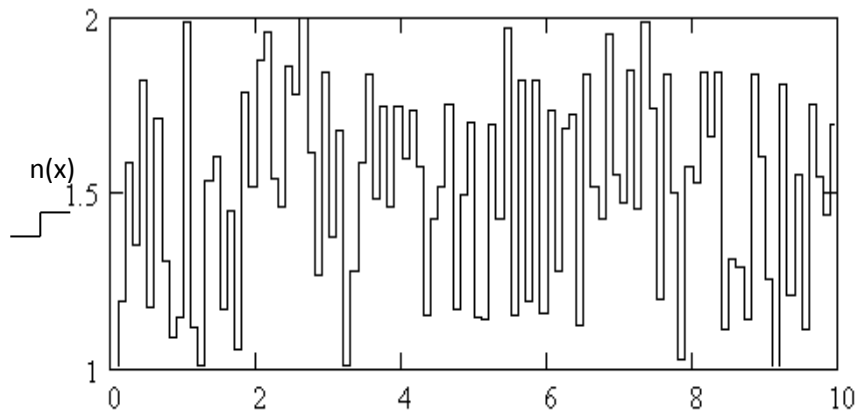


Рис. 5.5. Графік реалізації моделі, що характеризує рівень яскравості пікселів поперечного перерізу зображення мікроструктур композиту з дисперсним наповнювачем

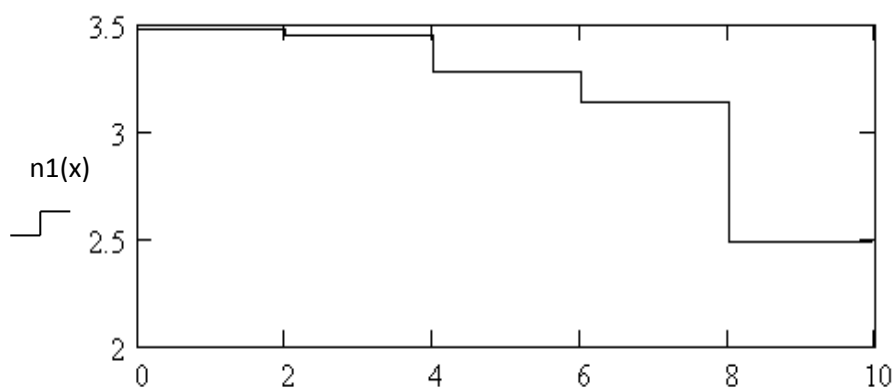


Рис. 5.5. Моделювання з допомогою комірок низької грубозернистості

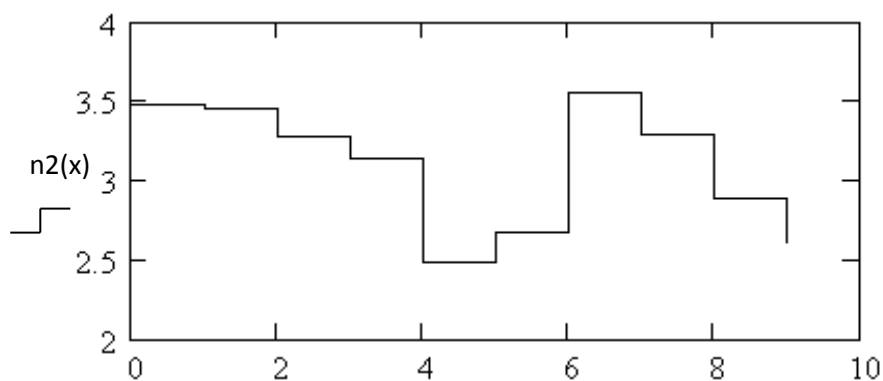


Рис. 5.6. Моделювання з допомогою комірок середньої грубозернисті

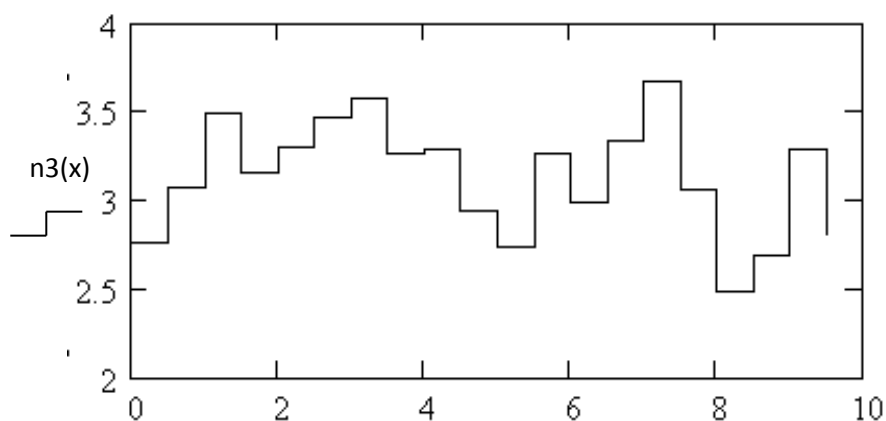


Рис. 5.7. Моделювання з допомогою комірок високої грубозернисті

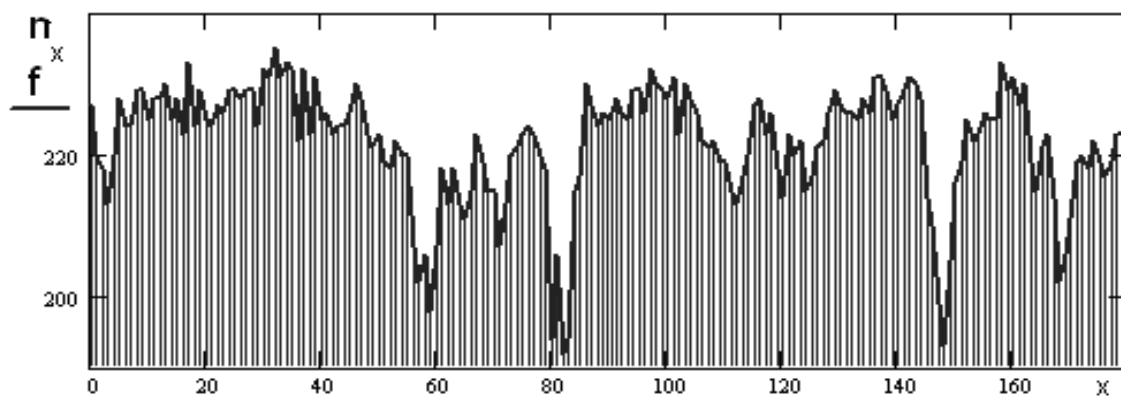


Рис. 5.8. Дискретні відліки n_x яскравості перерізу зображення КМ по прямій, що проходить лише по ділянках зв'язувача та наближення f функції відліків дискретних відліків яскравості n_x даного перерізу

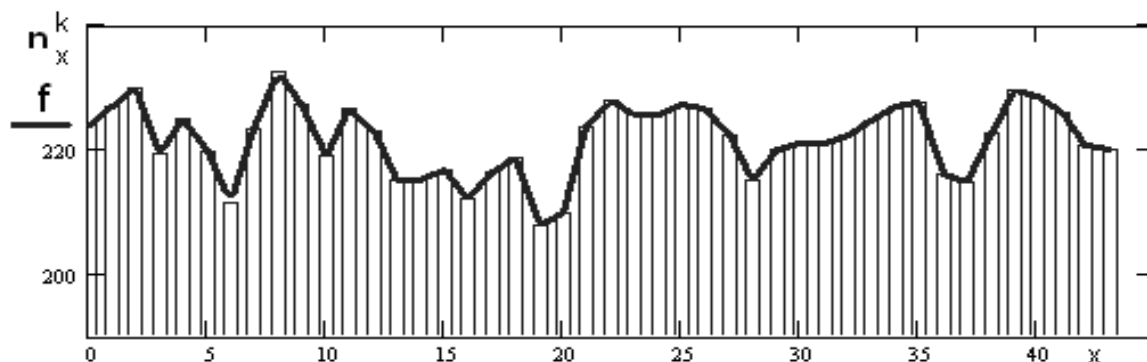


Рис. 5.9. Побудова для кроку $h = 4$ для прикладу КМ на рис.4.10 апроксимації відповідної для отриманої гістограми грубозернистої функції відліків

Водночас орієнтація ділянок макромолекул біля поверхні твердої фази може суттєво підвищити когезійні характеристики композитів за рахунок утворення "жорстких" ЗПШ. Зауважимо, що незначну зміну градієнта спостерігали у ненаповненій смолі, що свідчить про різний ступінь зшивання матеріалу ненаповненої смоли у різних ділянках матриці (рис. 5.10а).

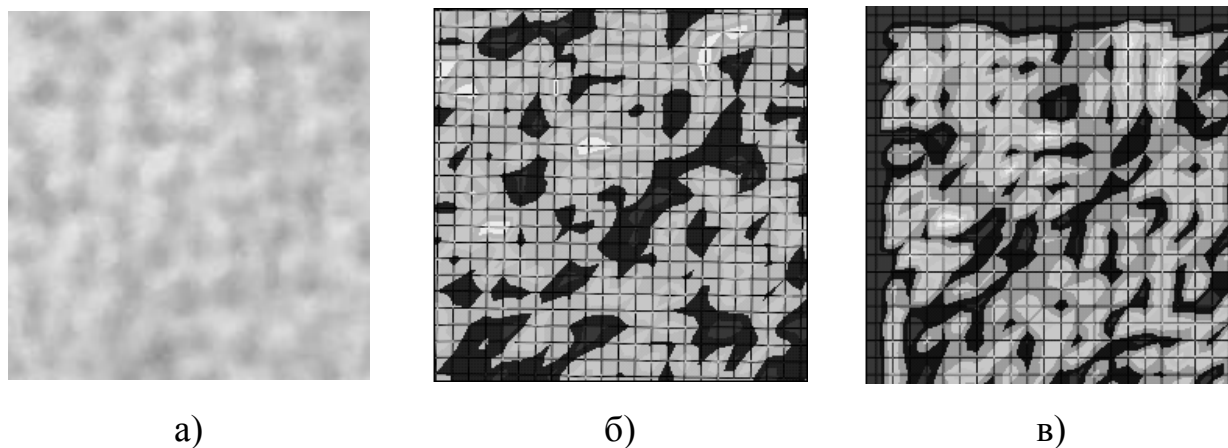


Рис. 5.10. Діаграми матриць цифрового зображення у форматі BMP (а), грубозернистості (б), модуля градієнтів (в) для фрагменту КМ із ненаповненою матрицею

Це пов'язано з тим, що у процесі зшивання навіть без наявності наповнювача у олігомерій смолі утворюються глобулярні агрегати макромолекул. У ЗПШ формується гетерогенна полімерна сітка, структура і ступінь зшивання якої відрізняється для різних частин поверхні дисперсної частинки. На наш погляд це зумовлено впливом інших дисперсних частинок і порядку їх розташування у об'ємі композиту на формування ЗПШ у матриці. Отже, спільний вплив часток дисперсного наповнювача зумовлює появу області високих градієнтів з утворенням поверхневих шарів з високим ступенем зшивання. Макромолекули в області високих значень градієнту отримують більш сприятливі умови для адсорбції, що приводить до збільшення густини зшивання у ЗПШ та формуванням матеріалу з покращеними властивостями.

Таким чином, досліджено структуру зовнішніх поверхневих шарів навколо наповнювача у епоксикомпозитних матеріалах з використанням диференційних операторів першого порядку [75-77]. Встановлено суттєвий вплив активності наповнювачів на структуроутворення при зшиванні полімерної матриці та кінетику формування поверхневих шарів (додатки К, И).

5.4. Алгоритми визначення кластерних структур у епоксидних композитах

Дослідження і моделювання структуроутворення при формуванні епоксидних композитів дозволило встановити механізм перебігу процесів на межі поділу фаз між епоксидним зв'язувачем і наповнювачем [64-67, 71-74]. У цьому плані перспективним є аналіз структури зовнішніх поверхневих шарів (ЗПШ) у матриці навколо наповнювача на основі цифрової оптичної мікроскопії з подальшою обробкою отриманих зображень на основі розробленої програми використання у системі MathCad.

Оцінювання структурних характеристик КМ у зшитому стані здійснювали, використовуючи розроблену оптичну апаратуру та програмне забезпечення на базі MathCad. На першому етапі виконували фотографування

зразків за допомогою мікроскопа МБС-10 і фотоапарата марки OLYMPUS C-8080 з витримкою при фотографуванні $2 \pm 0,1$ с після полімеризації. У результаті отримували світлини у форматі JPG при збільшенні у 10^3 разів. Це дозволяє якісно і кількісно оцінити структурні характеристики сформованого матеріалу із використанням перетворення Фур'є. Відомо, що значення спектра досліджуваних сигналів (замірів) носять випадковий характер і для звичайного Фур'є-перетворення випадкового сигналу оцінку для похибки не знаходять. А тому замість них треба застосовувати спектри потужності (енергетичні спектри), для яких такі оцінки існують. Під спектральною густиною потужності (СГП) у фізиці і обробці сигналів розуміють функцію, що задає розподіл потужності сигналу по частотах. Значення її мають розмірність потужності діленої на частоту [75, 76].

Алгоритм розрахунків СГП зводиться до наступного: обчисленню автокореляційної функції; її проріджування й (або) згладжування (з метою зменшення впливу скінченності вибірки); і, нарешті, розрахунків її Фур'є-перетворення. Результат обчислення з допомогою програми MathCad спектра потужності (рис. 5.11) показаний для залежностей зміни відліків яскравостей перерізу по рядку масиву даних (рис. 5.12) моделі двовимірних структур епоксикомпозиту.

$$\begin{aligned}
 & \text{file1} := "D:\a\11" & \underline{A} &:= \text{READBMP}(\text{file1}) & x &:= A^T \\
 & \underline{c} := \text{cols}(A) & c &= 217 & r := \text{rows}(A) & r = 239 \\
 & k := 25 & \underline{l} &:= 0..c-1 & j := 0..r-1 & Y_l := x_{k,l} \\
 & \underline{m} := \text{mean}(Y) & D &:= \text{var}(Y) & \underline{N} &:= c-1 \\
 & M := 65 & \underline{R}(l) &:= \frac{1}{N-2M} \cdot \sum_{i=M}^{N-M} \frac{(Y_{i+1}-m) \cdot (Y_l-m)}{D} \\
 & l := 0..M-1 & \underline{r}_{M+M-2} &:= R(l) & z &:= \text{fft}(r)
 \end{aligned}$$

Рис. 5.11. Лістинг розрахунку СГП для одновимірного масиву яскравостей x пікселів поперечного перерізу зразка затвердженого епоксидного зв'язувача

Отриманий графік дає можливість оцінити періодичність проявів максимальної яскравості структур зв'язувача по випадково вибраному напрямку на цифровому фото. Для наведеного прикладу отримуємо набір періодів: 6; 18; 36 та 42 пікселя досліджуваного зображення, що відповідає, із врахуванням масштабу $0,67^{\text{мкм}}/\text{пікс}$, 4; 12; 24 та 28 мкм відповідно.

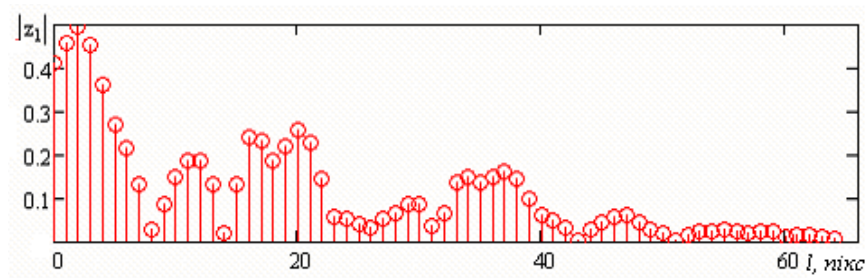


Рис. 5.12. Графік модуля $|z_l|$ СГП експериментальних даних замірів яскравостей по періоду кореляції l , $0 < l < M$, $M-1=2^6$

Використовуючи оператори MathCAD для виконання перетворення Фур'є на двовимірному масиві даних, після відповідного згладжування (рис. 5.13), отримуємо результати у вигляді двовимірного графіка, які дають можливість оцінити періодичність проявів (рис. 5.14) структури матеріалу для кожного рядка цифрового зображення вибраного фрагменту [77, 78].

$$\begin{aligned}
 & c := \text{cols}(A) \quad c = 217 \quad r := \text{rows}(A) \quad r = 239 \quad k := 0..201 \\
 & m_k := \text{mean}\left[\left(x^T\right)^{(k)}\right] \quad D_k := \text{var}\left[\left(x^T\right)^{(k)}\right] \quad N := 96 \quad M := 65 \\
 & l := 0..M-1 \quad R_{k,l} := \frac{1}{N-2M} \cdot \sum_{i=M}^{N-M} \frac{\left(x_{k,l+i-m_k}\right) \cdot \left(x_{k,l-m_k}\right)}{D_k} \\
 & b := 11 \quad (w)^{(k)} := \text{medsmooth}\left[\left(R^T\right)^{(k)}, b\right] \\
 & y := \text{CFFT}\left\{w^T\right\} \quad \text{cols}(y) = 65 \quad \text{rows}(y) = 202 \\
 & z := \text{submatrix}(y, 10, 192, 3, 62)
 \end{aligned}$$

Рис. 5.13. Лістинг розрахунку СГП для двовимірного масиву яскравостей A рядків цифрового зображення зразка затвердженого епоксидного зв'язувача

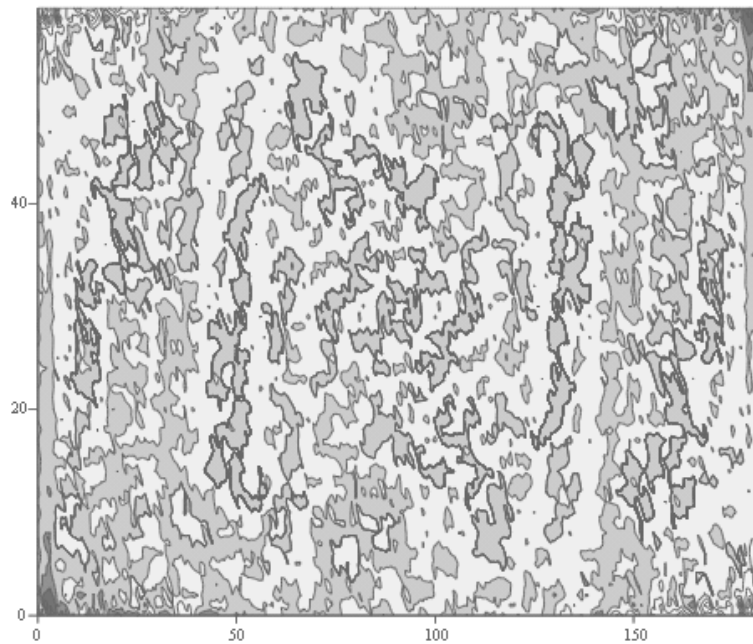


Рис. 5.14. Діагонально симетричний графік залежності СПГ від замірів яскравостей рядків (по горизонталі) та періоду кореляції (по вертикалі). Рівень залежності визначається кольором (від темнішого до світлішого)

Отримані результати можна представити у вигляді матриці. Вони характеризують розподіл яскравостей проявів періодичних структур затвердженого епоксидного зв'язувача і корелюють із отриманими висновками для одновимірного випадку.

При цьому зауважимо, що отримані результати добре узгоджуються з результатами робіт [79-88]. Проведені дослідження зміни модуля градієнта поля яскравостей спостерігали навіть у ненаповненій смолі, що свідчить про різний ступінь зшивання матеріалу зв'язувача у різних ділянках матриці.

Результати досліджень дають змогу кількісно оцінити параметри зовнішніх поверхневих шарів, що у свою чергу дають змогу керувати властивостями епоксикомпозитів шляхом науково обґрунтованого введення наповнювачів в матеріал.

5.5. Алгоритми виділення квазістаціонарних інтервалів зміни оптичних характеристик епоксикомпозитів

Результати експериментальних досліджень на основі використання методу оптичної мікроскопії і програмного забезпечення у системі MathCad дозволяють проводити аналіз кінетики формування структури композитних матеріалів з наповнювачами різної природи. Керування таким процесом дозволяє регулювати когезійні характеристики досліджуваних матеріалів шляхом введення у матрицю оптимальної концентрації наповнювачів [89].

Процес поширення мікроструктур від поверхні дисперсної частки можна розглядати як випадковий нестационарний процес. Математичне сподівання, дисперсія і кореляція відліків яскравостей послідовності пікселів зображення композитів змінюються у часі. Оскільки дослідження таких процесів пов'язане із значними труднощами, актуальним стає питання виділення обмежених інтервалів квазістаціонарності досліджуваного процесу. Такий процес протікає у обмеженій системі і поширюється у ній так, що за час розповсюдження його у межах системи її стан не встигає змінитись. Іншими словами, часоподібна змінна відбувається дуже повільно. У проміжках між дискретними кроками зміни основні характеристики процесу є стабільними.

Вибравши в якості часоподібної змінної дискретну послідовність пікселів, що змінюється у межах квадратної матриці $A = (a_{ij})_{n \times n}$ цифрового зображення тонкої плівки КМ, застосовували до усіх n^2 спостережень яскравостей w ранговий критерій розсіювання Зігеля і Тьюкі. Порівнюючи розподіли дисперсій рангових сум із законом розподілу χ^2 , приймали або ж відмовлялися із наперед заданим рівнем значимості $\alpha = 0.9$ гіпотезу про квазістаціонарність процесу

$$X = (a_{ij}), \quad t = i = \tau_m, \dots, \tau_{m+k-1}, \quad j = 1, \dots, l; \quad m \cdot k = n, \quad l \leq n;$$

на проміжку $[\tau_m, \tau_{m+k-1}]$. Даний метод легко реалізується для машинної обробки і дозволяє виділяти проміжки сталих характеристик КМ (рис. 5.15).

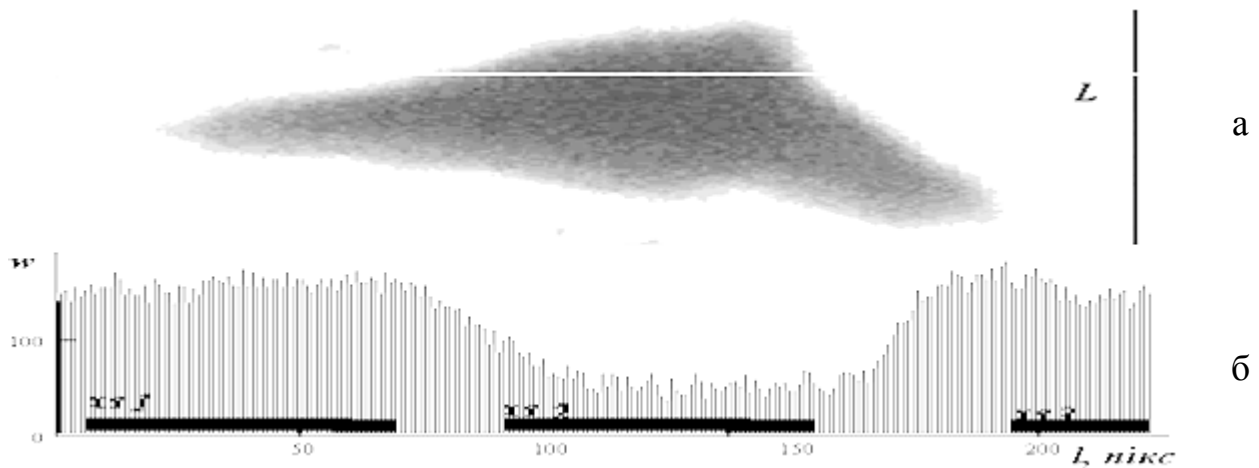


Рис. 5.15. а) Цифрове зображення ділянки композиту з часткою карбіду бору 63мкм дисперсності із пробним перерізом по лінії L

б) Дискретні відліки n_x яскравості w по перерізі L зображення (рис. 5.15)
 l – протяжність у пікселях перерізу L із ділянками x_s квазістаціонарності

5.6. Дослідження формування кластерних структур епоксикомпозитів

Розглядали композитні матеріали на основі епоксидних смол із рівномірно розподіленим наповнювачем заданої природи і дисперсності. Окреслення контурів (рис. 5.10) зовнішніх поверхневих шарів (ЗПШ) окремих часток (зерен) та їх кластерів (рис. 5.16), як областей синергічного результату взаємодії та їх об'єднання є одним із способів оцінки властивостей композитів (додатки К, Д, И). Експериментально встановлено [81, 82], що при зшиванні матриці у присутності наповнювача навколо його частинок (чи волокон) у об'ємі смоли утворюються ЗПШ, форма, розміри і механічні властивості яких залежать від хімічної природи наповнювача а також від дисперсності, форми і топології поверхні наповнювачів. Зауважимо, що у випадку великої кількості включень і при наявності особливих точок поля напружень точні розрахунки усіх взаємодій стають малодоступними [83].

Під час проведення досліджень виділяли п'ять основних зон КМ у тонких покриттях (рис. 5.17, 5.18). У процесі тверднення гель-фракція складає 4-ту

зону композиту, що підлягає впливу згідно принципу „найближчого сусіда” одного із кластерів.

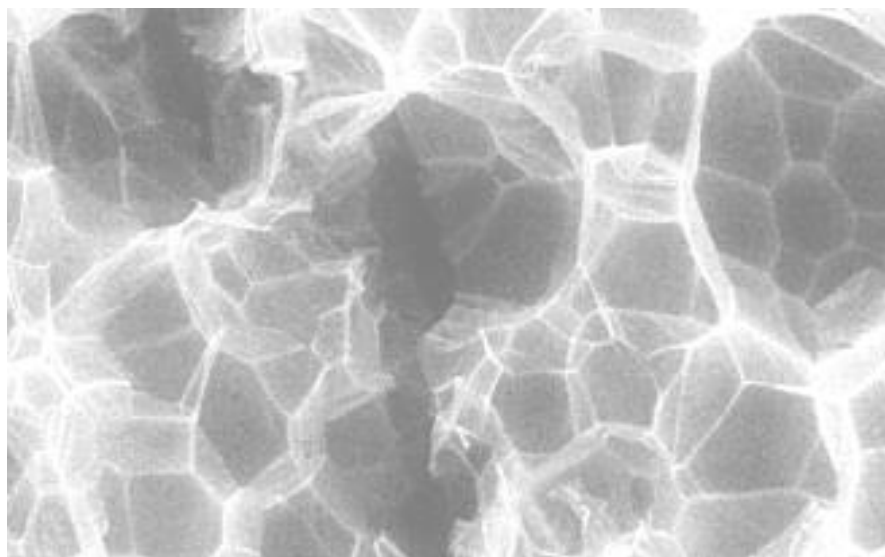


Рис. 5.16. Фото кластерних структур, як синергічного об'єднання ЗПШ дисперсних часток ЕК

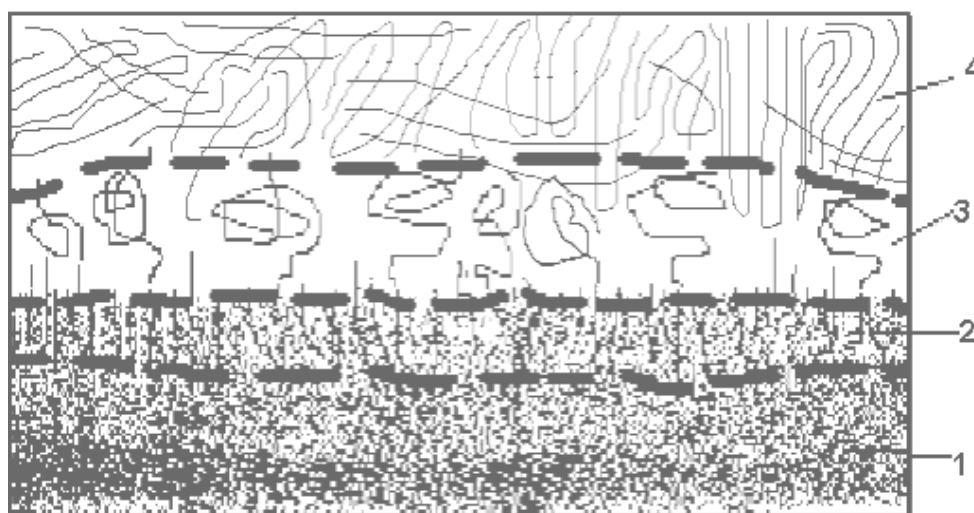


Рис. 5.17. Стан структури зовнішніх поверхневих шарів матриці біля наповнювача в перерізі, нормальному до поверхні зерна наповнювача.
1 – зерно дисперсного наповнювача; 2 – поверхневий шар, як складова ЗПШ, що визначається фрактальністю поверхні зерна; 3 – ЗПШ навколо зерен у матеріалі матриці; 4 – гель-фракція

Мірою „віддаленості” тут служить величина потенціалу прояву ЗПШ дисперсних часток. До завершення процесу зшивання усі чотири зони перебувають у динаміці, змінюючи свою форму, об’єм, топологію.

Вводимо припущення про існування потенціалу взаємодій як суми впливу із все більш складною структурою симетрій по мірі зростання радіальної відстані від центру однієї із часток, який ми вибираємо в якості початку координат. Розглядатимемо лише одну пару часток, оцінюючи потенціал в залежності від часу протікання процесу зшивання структури композиту. Розглядаючи потенціал U (5.8) структури, зауважимо, мова йде про спосіб опису просторової неоднорідності композиту або анізотропії часових змін прояву ЗПШ [90-93].

$$U = U_0 + U_1 + U_2 + \dots, \quad \dots\dots(5.8)$$

де U_0 – фоновий потенціал, тобто коли відсутня взаємодія між включеннями, U_1 – наближення потенціалу однорідної взаємодії між включеннями (зона 1, рис. 4.13), U_2 – наближення для об’єму ускладненої структури (зона 1 та 2, рис. 4.13) і т.д.

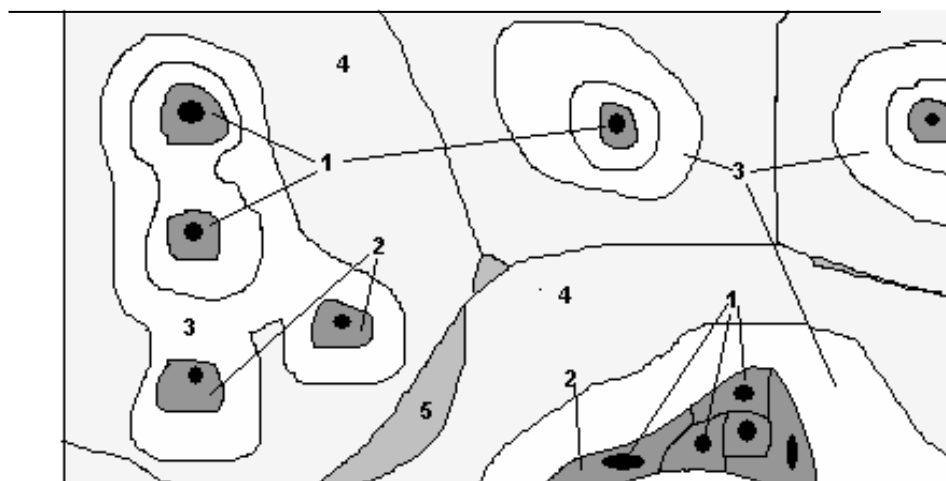


Рис. 5.18. Схема структури зовнішніх поверхневих шарів епоксикомпозиту з дисперсним наповнювачем (5 – перерозподілена поміж сусідніми кластерами зона матриці, інші позначення ті ж, що і на рис. 5.7)

Використовуючи матрицю модулів градієнтів $(c_{ij})_{m \times n}$ яскравостей зображень мікроструктур (5.5) [84], формуємо матрицю моделі потенціальних структур $(s_{ij})_{m \times n}$ композиту як суму потенціалів проявів ЗПШ дисперсних часток:

$$s_{i,j} = \sum_z \sum_v e^{-a\sqrt{(i-z)^2 + (j-v)^2}} \frac{c_{i,j} \cdot \text{if}(c_{z,v} > E, 1, 0)}{1 + b \cdot c_{i,j}},$$

або (5.9)

$$s_{i,j} = \sum_z \sum_v \frac{\text{if}(|c_{z,v} - c_{i,j}| < E, 1, 0)}{1 + a \cdot ((i-z)^2 + (j-v)^2) + b \cdot (c_{i,j} - c_{z,v})^2}$$

де параметри $a > 0$, b , E характеризують матеріал матриці та ЗПШ. Потенціал кластерної структури композиту визначається по принципу "найближчого сусіда" матрицею p для межового параметру $F \leq 8$, що визначається на еталонних точках (пікселях) матриці ЗПШ.

$$p_{i,j} = \text{if}\left(\sum_{k=i-1}^{i+1} \sum_{l=j-1}^{j+1} s_{i,j} < F, 0, 1\right). \quad (5.10)$$

У якості прикладу приведемо отримані з допомогою програми MathCAD двовимірних проекцій зображення ЗПШ (рис. 5.19, 5.20) дисперсних частинок фериту шляхом застосування до матриць яскравостей диференціальних операторів першого порядку [85, 93-96].

Початок росту ЗПШ характеризується високим рівнем потенціалів ЗПШ дисперсних часток наповнювача, які експоненційно зменшуються по мірі міграції макромолекул епоксидного олігомера до межі поділу фаз та формування ЗПШ, збільшення його протяжності (рис. 5.16 та 5.17).

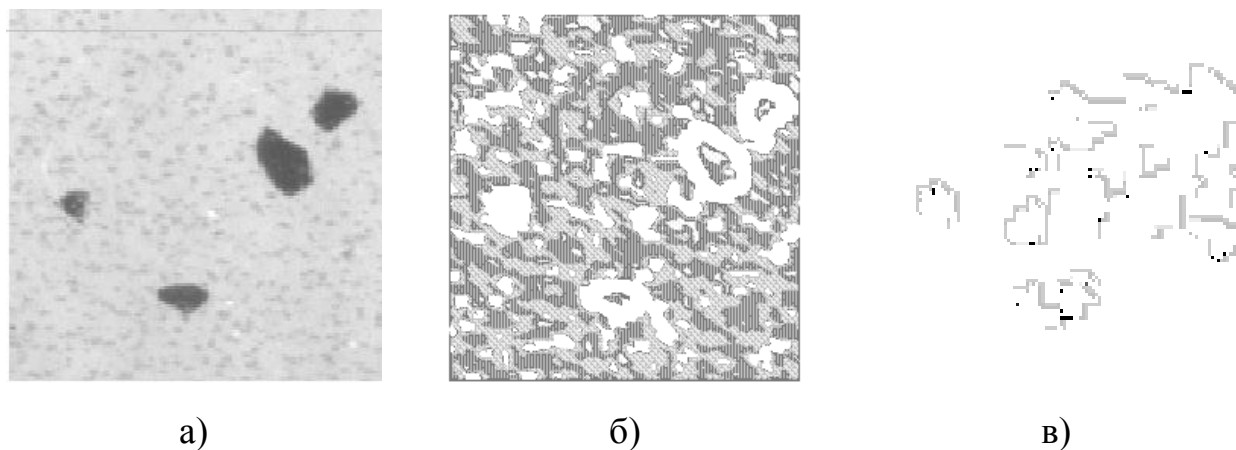


Рис. 5.19 а) Фото КМ із малою (10%) концентрацією наповнювача фериту;
б) зображення ЗПШ цієї ж структури після комп'ютерної обробки.
в) зображення кластеру ЗПШ цієї ж структури як результату взаємодії їх потенціалів (5.10)

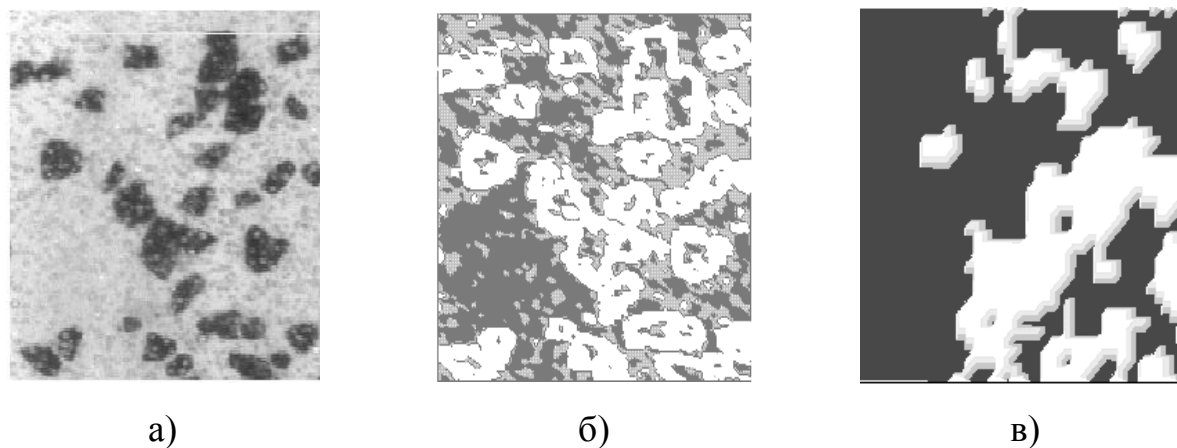


Рис. 5.20. а) Фото КМ середньої ($\approx 40\%$) концентрації наповнювача фериту;
б) зображення ЗПШ структури КМ після комп'ютерної обробки;
в) зображення кластерів ЗПШ структури як результату взаємодії їх потенціалів

Збільшення рухливості макромолекул під час взаємопроникнення ЗПШ у матеріалі матриці призводить до різкого зменшення потенціалів (рис. 5.18).

Після об'єднання у кластер (рис.5.19в) потенціали ЗПШ часток [75, 86] збільшуються, не перевищуючи деякого граничного рівня, і надалі асимптотично спадають до фоновому рівня U_0 . Міру зміни у часі потенціалів U (5.8) дисперсних часток у композиті описували з допомогою дробової функції виду:

$$f(t) = a_0 + \frac{\Phi(t-t_0)}{a_1 + \frac{\Phi(t-t_1)}{a_2 + \frac{\Phi(t-t_2)}{a_3 + \frac{\Phi(t-t_3)}{a_4}}} \cdot e^{-\alpha(t-t_0)}, \quad (5.11)$$

де: $\Phi(t)$ – функція Хевісайда, t_0, t_1, t_2, t_3 – початки відповідних етапів зшивання пари ЗПШ дисперсних зерен наповнювача; $a_0, a_1, a_2, a_3, \alpha > 0$ – деякі сталі величини, що залежать від матеріалу складових та умов зшивання (рис. 5.20).

Функція (5.11) приймає значення від 0 до 1, як міра відносної яскравості на діаграмах матриць зернистості або градієнтів прояву ЗПШ. Внаслідок великої кількості пар частинок наповнювача і дії закону великих чисел графік зміни потенціалу (рис. 5.21) ЗПШ композиту набуває згладженої форми (рис. 5.22).

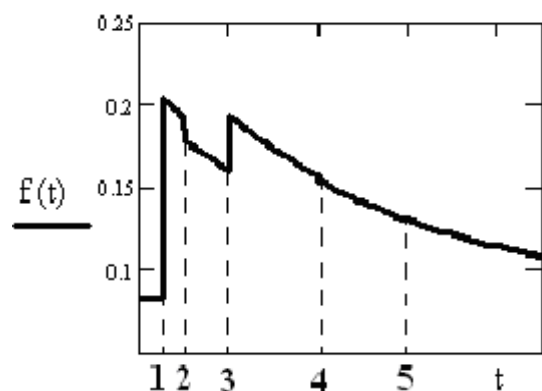


Рис. 5.21. Моделювання з допомогою дробової функції $f(t)$ (5.11) графіку потенціалу ЗПШ пари дисперсних часток КМ

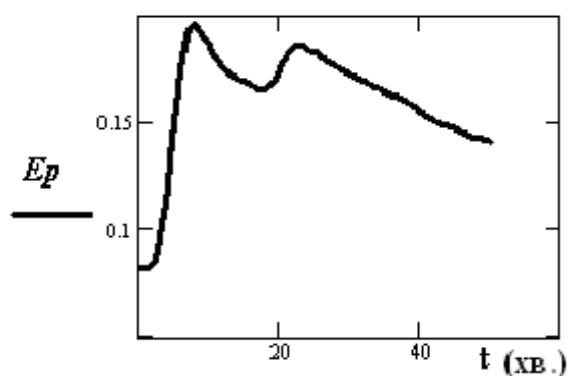


Рис. 5.22. Залежність зміни від часу середнього рівня потенціалу E_p зовнішніх поверхневих шарів КМ з дисперсним наповнювачем карбід бору

Дослідження проведені над оцінками поширення ЗПШ епоксикомпозитів з різними дисперсними наповнювачами показали, що часові проміжки (1; 2) та (3; 4) (рис. 5.21) є проміжками росту структур ЗПШ навколо дисперсного зерна наповнювача, а проміжки (2; 3) та (4; 5) відповідають зменшенню протяжності ЗПШ (рис. 5.23 – 5.26).

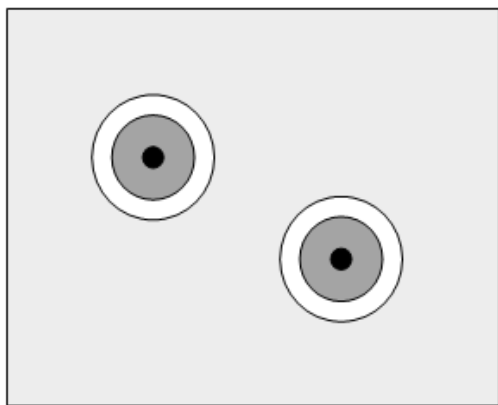


Рис. 5.23. Міграція макромолекул до межі поділу фаз

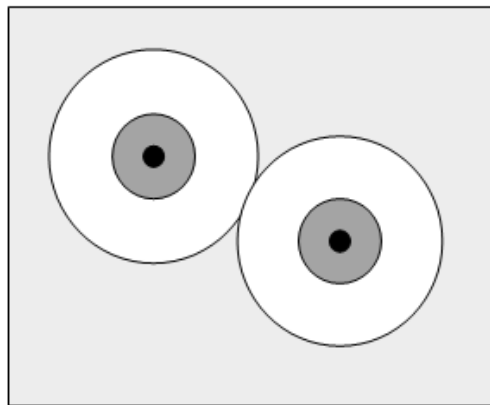


Рис. 5.24. Формування зовнішніх поверхневих шарів

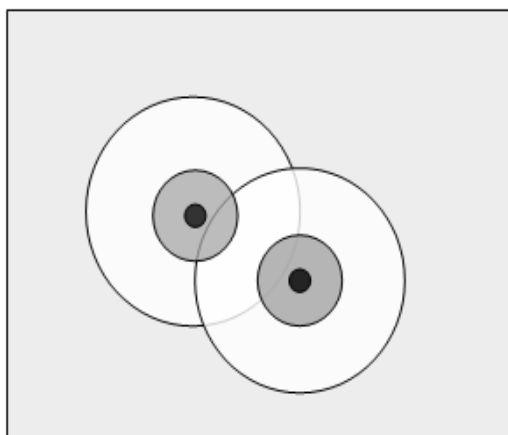


Рис. 5.25. Взаємопроникнення зовнішніх поверхневих шарів

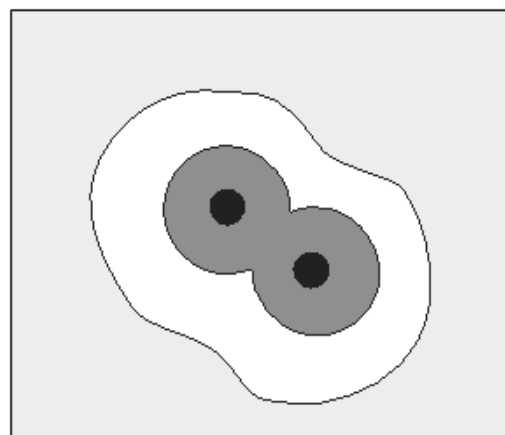


Рис. 5.26. Формування кластеру ЗПШ в структурі композиту

Окреслені межі кластерів потенціалів ЗПШ дисперсного наповнювача, їх просторова анізотропія (ізотропія), протяжність та топологія визначають механічні характеристики епоксикомпозитів (додатки Ж, О, П).

5.7. Моделювання динаміки коміркової структури при формуванні епоксикомпозитів

Дослідження над мікроструктурами КМ дають можливість стверджувати, що ЗПШ, які утворюються навколо дисперсних часток наповнювача у процесі тверднення композиту, ростуть у часі не рівномірно і навіть не рівносповільнено [96-98]. Динаміку метричних змін останніх можна охарактеризувати як комбінацію асимптотично спадного інерційного та затухаючого коливного процесів. Кількість змін напрямів поширення мікроструктур ЕК для різних дисперсних наповнювачів варіюється від 3 до 5 раз на проміжку тверднення від 5 до 45хв. Явище зменшення протяжності ЗПШ на певних етапах процесу формування структур ЕК назвемо **відкатом**. Розглянемо задачу на знаходження меж відкатів p структур ЗПШ (рис. 5.27) в напрямку вибраної магістральної лінії m . Під межею відкату для однієї конкретної частки розуміємо ділянку (борт) лінії, прямої чи кривої, яка в процесі формування ЗПШ даної частки не перетинається фронтом fr його поширення за виключенням окремих точок дотику. Прослідкуємо зміну швидкості $z(t)$ фронту fr поширення ЗПШ в двовимірній системі координат (C, x_1, x_2) вздовж деякої магістральної лінії m , що проходить через центр C дисперсної частки наповнювача, як функції двох змінних виду:

$$z(x_1, x_2) = a_1(t_k) \cdot x_1(t_k) + a_2(t_k) \cdot x_2(t_k), \quad (5.12)$$

де параметр t_k набуває значень із деякої додатної числової послідовності. Таким чином в деякий момент t_0 вектор найшвидшого зростання $\vec{G}(t_0) \equiv \text{grad}_0 z = \alpha_0 \vec{i} + \beta_0 \vec{j}$ може змінити напрям на $\vec{g} = \alpha_1 \vec{i} + \beta_1 \vec{j}$ в точці $A(x_a; y_a)$ області обмежень внаслідок взаємодії із інших сусідніх дисперсних часток.

Використовуючи метод математичного більярду для випуклих областей (рис. 2), перетворення коефіцієнтів функції $z(t)$ (5.12) можна промоделювати як відбивання пружної кульки від борту області обмежень – відрізка деякої прямої p (межі відкатів), аналітичне представлення якої знаходимо, прийнявши до

уваги той факт, що зміна напрямку градієнту $G(t)$ швидкості поширення ЗПШ проходить у точці $A = m \cap p$ так, щоб зберігалась величина кута із перпендикуляром q проведеного до прямої p в точці A :

$$(q \wedge \vec{g}) = (\vec{G}(t_0) \wedge q) = \varphi. \quad (5.13)$$

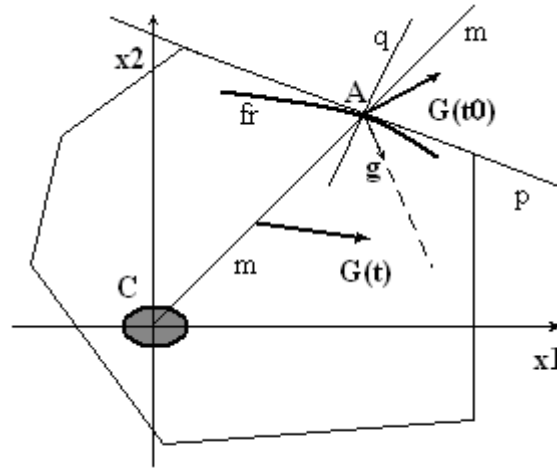


Рис. 5.27. Схема поширення фронту зовнішніх поверхневих шарів тонкої плівки епоксикомпозиту в процесі формування вздовж магістральної лінії

При цьому, якщо позначити $(\vec{G}(t_0) \wedge m) = \psi$, тоді:

$$(m \wedge \vec{g}) = \varphi + \psi < \pi/2, \quad \dots (5.14)$$

де ψ – кут між магістральною лінією m і нормаллю q до поверхні фронту fr поширення ЗПШ частки C в точці A дотику до межі p відкату.

Рівняння прямої p отримуємо, використовуючи відповідні твердження аналітичної геометрії:

$$(r_1 \beta_0 - r_2 \beta_1)x - (r_1 \alpha_0 + r_2 \alpha_1)y + r_1 \omega_0 - r_2 \omega_1 = 0, \quad (5.15)$$

де $\omega_k = \beta_k x_a - \alpha_k y_a, \quad k = 1; 2.$

$$r_1 = \left| \vec{G} \right| = G \cdot \cos(\varphi - \psi), \quad r_2 = \left| \vec{g} \right| = G \cdot \cos(\varphi + \psi), \quad (5.16)$$

параметри φ та ψ задовільняють умови (5.13) і (5.14).

Для випадку $r_1 = r_2$ спостерігається абсолютно пружне відбивання, що з точки зору фізики епоксикомпозитів означає зміну орієнтації поширення мікроструктур в процесі тверднення без втрат, що виходять за рамки розглядуваної замкненої фізичної системи, але необхідні для того, щоб розглядуваний процес не виходив за межі допустимої області. На практиці такі втрати неминучі, а тому завжди $r_1 > r_2 \neq 0$, таким чином із (5.15) і (5.16) отримуємо оцінку відношення інтенсивностей поширення ЗПШ до і після реакції “борту” [97-102]:

$$s_1 \equiv \frac{r_1}{r_2} = \frac{\cos(\varphi - \psi)}{\cos(\varphi + \psi)} < \left| \frac{\beta_1(\alpha_0 - \beta_0)}{\beta_0(\alpha_0 + \beta_0)} \right| < 1. \quad (5.17)$$

Процес відбивання від бортів-обмежень може відбуватись надалі і, таким чином можна отримати набір обмежень у вигляді набору прямих, які власне і формують деяку область за межі якої не можуть поширитись ЗПШ даної розглянутої частки дисперсного наповнювача (рис. 5.28).



Рис. 5.28. Фото (зліва) зразка тонкої плівки епоксикомпозиту з наповнювачем феритом марки 1500 НМЗ із дисперсністю 63мкм в якості наповнювача та діаграма візуалізації (справа) з допомогою оператора максимального градієнту зовнішніх поверхневих шарів часток фериту цього ж зразка. Межі комірок поширення шарів зображено тонкими лініями

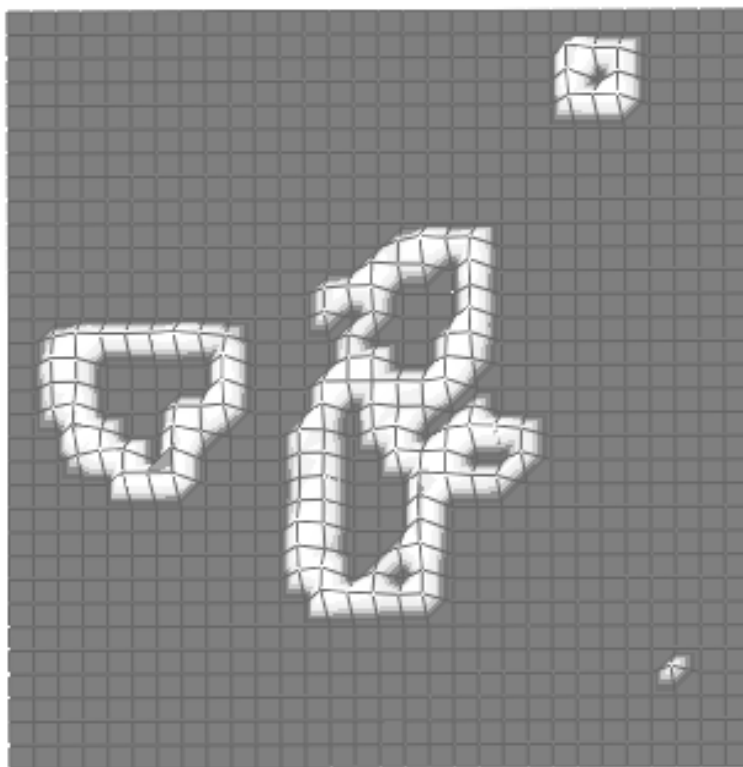


Рис. 5.29. Діаграма комірок ЗППШ, потенціал яких є визначальним при формуванні кластерних структур

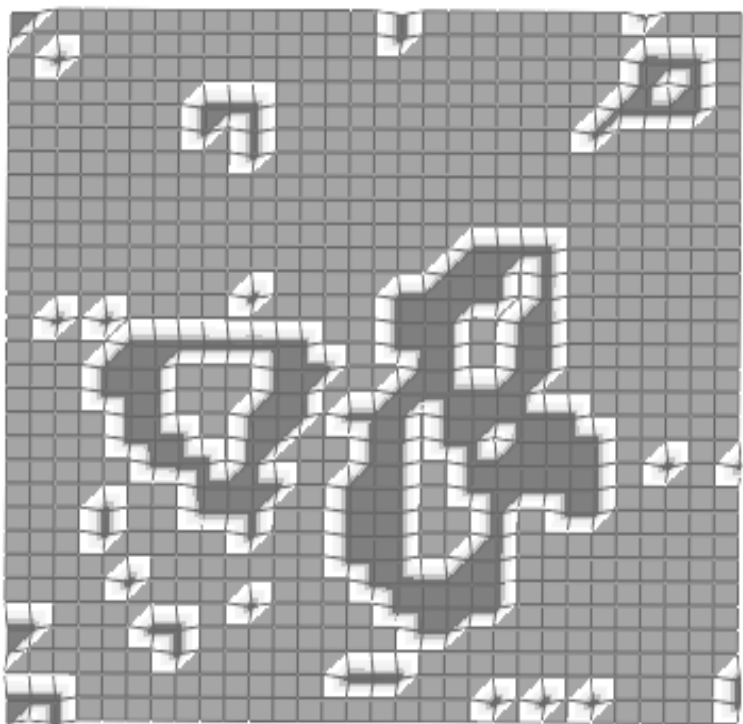
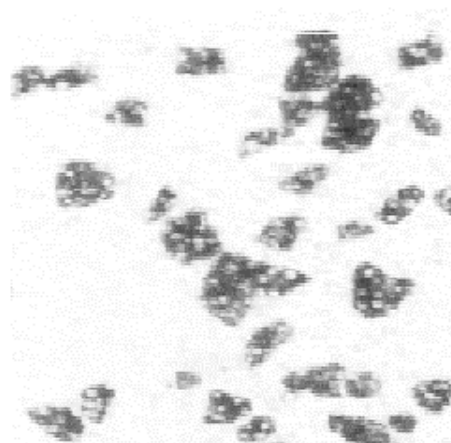


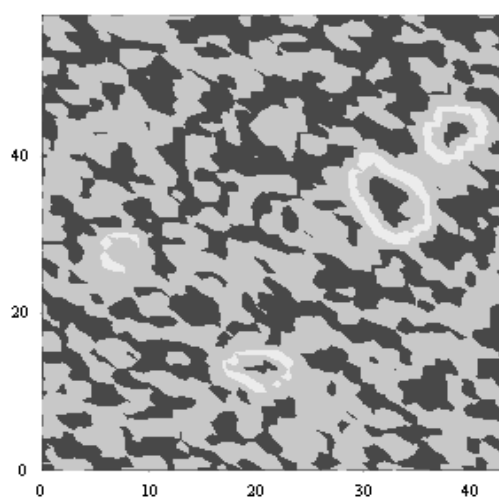
Рис. 5.30. Ділянки ЗППШ і ділянка кластерів, отримані для межі значимості σ прояву мікроструктур шарів



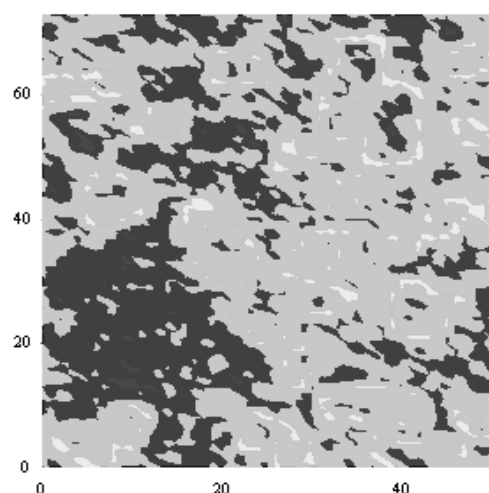
а)



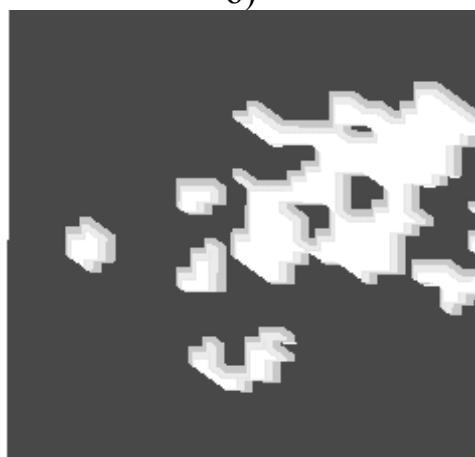
а)



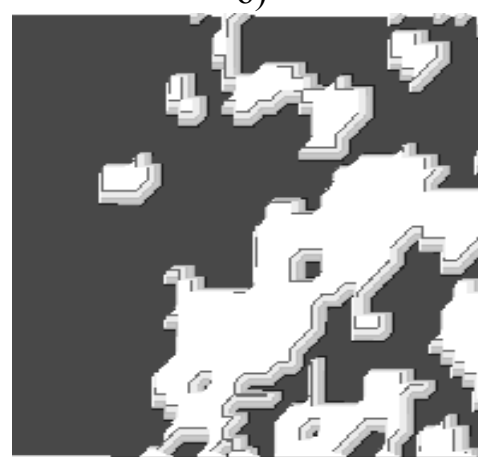
б)



б)



в)



в)

Рис. 5.31 а) фото структури композиту із малою концентрацією наповнювача. б) зображення ЗПШ цієї ж структури після комп'ютерної обробки із застосуванням градієнтного оператора
в) зображення кластеру ЗПШ цієї ж структури як результату взаємодії їх потенціальних полів (5.8)

Рис. 5.32 а) фото структури композиту із середньою концентрацією наповнювача. б) зображення сформованих ЗПШ цієї ж структури після комп'ютерної обробки. в) зображення кластерів ЗПШ структури як результату взаємодії їх потенціальних полів (5.8)

Кількість змін напрямку градієнту $\vec{G}(t)$ може бути лише скінченною. Існує r_{kp} – критичне значення модуля градієнту функції $z(t)$, для якого вже стає беззмістовною задача пошуку умов найбільшого зростання. Коефіцієнт втрат, як узагальнення (5.17),

$$s_k = \frac{r_k}{r_{k+1}}, \quad k = 1, 2, 3, \dots \quad (5.18)$$

характеризується очевидно властивостями реакції “бортів”, тобто фізико-хімічними умовами формування ЗПШ. Досягнення ж r_{kp} в ході процесу тверднення КМ фактично означає завершення процесів поширення і формування зовнішніх меж ЗПШ дисперсної частки [98-102] (додатки Д, М).

5.8. Фазові характеристики процесу формування мікроструктур епоксикомпозитів із дисперсним наповнювачем

Окреслення контурів ЗПШ та динаміка формування мікроструктур епоксикомпозитів у процесі тверднення представляє процес формування ЗПШ протягом 300 год. Можна виділити два типи розвитку ЗПШ: рівно- і різночасовості, які базуються на двох різних критеріях. Згідно першого – порядок прояву ЗПШ визначається проекціями потенціалів (як спосіб опису просторової анізотропії композиту) точок на відповідні площини координат [84, 87, 103]. За другим критерієм досліджуваний порядок визначався б черговістю прояву відповідних точок ЗПШ у часі. Перший, координатно-геометричний критерій, не допускає реалізації абсолютної рівномірності. При цьому була б втрачена можливість передбачення перспективи формування структур композиту. Невідомим, по суті, був би напрямок перебігу зліченної послідовності спостережуваних станів КМ (від попередніх до наступних) у силу того, що термодинаміка характеризує додатній напрям часу як спонтанне розгортання подій, при якому зростає ентропія.

Визнати, що минулий стан відрізняється від майбутнього як існуюче від не існуючого, – значить, визнати реальність переходу від не проявленого стану до проявленого. Приймаючи його для кожної магістральної лінії поширення зони ЗПШ окремо, ми повинні поставити і розв’язати питання про зв’язок між процесами прояву різних магістральних ліній поширення ЗПШ, що відповідає даній моделі і які не можуть реалізуватись у повній ізоляції, враховуючи їх взаємозв’язок. Магістральні лінії – прямі чи криві, прийняті у вибраній системі координат для задання зміни параметра, що може описувати поширення змін у структурі КМ. Явище руху точок-показників розглядуваної моделі представляє множину точок фіксації змін потенціалу і є подібним за своєю геометричною природою до явища розповсюдження імпульсного сигналу, який відповідає величині зміни стану (потенціалу) за одиницю часу. Досліджували вплив граничних параметрів, які мають зміст інтенсивності і дають можливість проводити системні вимірювання в часі тієї чи іншої міри прояву ЗПШ. Нерівномірність росту ЗПШ розглянемо на прикладі зразка КМ на основі зв’язувача – епоксидний діановий олігомер марки ЕД-20. У якості (63мкм) наповнювача, враховуючи високий ступінь корельованості процесів формування ЗПШ для усіх наповнювачів, використано ферит марки 1500 НМЗ. Досліджували область КМ, що прилягає до вибраного ізольованого зерна наповнювача. У дослідженні виходили з припущення, що такий процес може бути змодельований шляхом застосування просторових форм псевдоевклідового простору. У такій моделі сукупність точок, що відділяють на кожній магістральній лінії проявлену частину її від непроявленої, утворюють межу криву (границю) між проявленою і непроявленою областями простору розповсюдження ЗПШ. Назвемо цю криву фронтом проявлення. У точках, до яких процес проявлення ще не дійшов, передача характеристик ЗПШ не відбувається. Таке тлумачення про фронт прояву ЗПШ не суперечить координатно-геометричним відмінностям між минулим та майбутнім стану формування мікроструктур КМ, коли у якості параметру якісних змін вибрано час [103-106].

Одночасовість на магістральних лініях може втратити абсолютний характер і прийняти відносну форму у деякій іншій координатній системі. Кожне фіксоване положення фронту прояву, зображеного на рис. 5.33, включає в себе магістральні точки, які разом переходять від неіснування до існування, тобто є абсолютно рівночасовими. Проявляються ж магістральні лінії лише тому, що змінюється структура об'ємних зон (елементарних комірок) епоксикомпозиту в залежності від умов формування ЗПШ. Можливе і необхідне представлення про зворотній процес як прояву факторів поновлення, що знайде своє відображення по всіх магістральних лініях. Фронт проявлення (А) тут перетворюється у фронт стирання (В).

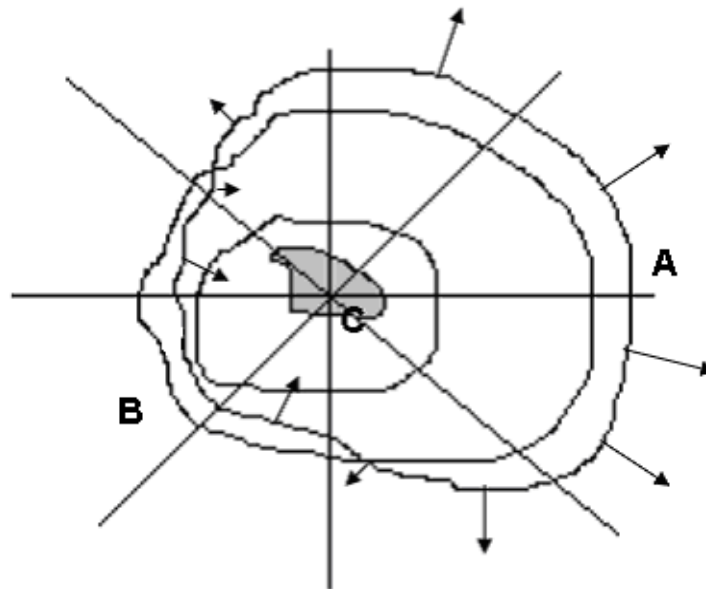


Рис. 5.33. Діаграма багатомірного процесу прояву фронтів ЗПШ ізольованої дисперсної частки вздовж вибраних магістральних ліній

Виходячи з емпіричних даних, можна визначити константу c , що представляє собою граничний рівень прояву характеристик ЗПШ у двовимірному лінійному просторі із ненульовою кривизною за одиничний проміжок часу. Тоді геометрія моделі визначається диференціальним співвідношенням:

$$ds^2 = c^2 dT^2 - dx^2 - dy^2, \quad (5.19)$$

де ds^2 є інваріантою, величина якої не залежить від вибору координат, dT – часовий вимір прояву ЗПШ на відтинку dl , ($dl^2 = dx^2 + dy^2$).

Інтервал ds^2 складається з двох частин – додатної, що має часовоподібний характер та від’ємної – просторовоподібної. У різних системах відліку цей показник буде різним і поняття довжини двовимірного відрізка як еталона виміру в побудованій таким чином моделі не буде мати абсолютного характеру. Найбільш простим випадком моделі є вимірювання просторових характеристик ЗПШ, в рівномірно-пропорційному (без прискорення) поширенні структуроутворення в околі дисперсної частки наповнювача відносно її центру. Зауважимо при цьому, що в кожній системі відліку може бути задана своя міра довжини пов’язана із вибором крупнозернистості двовимірного простору експерименту. Найбільш наглядно це проявляється тоді, коли застосовується стабільний еквівалент (еталон) вимірювання обсягу прояву структуроутворення: $l = X_2 - X_1$, де X_1 та X_2 – показники, взяті відповідно для різних моментів часу T_1 та T_2 , таких, що $T_2 > T_1$, $X_2 > X_1$. Розглянемо дві рівномірно-пропорційні системи відліку: P та p деяких показників, які функціонують одна відносно одної в розмірі v . Відмінності та динаміка функціонування можуть бути викликані різними фізико-хімічними умовами формування КМ, навіть відмінностями у способах вимірювань, спостережень та фіксації результатів. Виберемо координати, відповідно (X, Y, Z, T) та (x, y, z, t) таким чином, щоб осі координат в цих системах були однаково напрямлені (5.19), тобто:

$$dS^2 = c^2 dT^2 - dX^2 - dY^2 - dZ^2, \quad (5.20)$$

$$ds^2 = c^2 dt^2 - dx^2 - dy^2 - dz^2, \quad (5.21)$$

відповідно. Не обмежуючи загальності, будемо вважати, що динаміка показника v напрямлена вздовж осі абсцис. За визначенням фактору швидкості поширення ЗПШ: $w = \frac{X_2 - X_1}{T_2 - T_1} \geq 0$; можна вважати, що для деяких двох зразків,

структура яких досліджується в різних рівномірно-пропорційних системах відліку P та p із вибраними системами координат відповідно (X, Y, Z, T) та (x, y, z, t) таким чином, щоб осі координат в цих системах були однаково напрямлені з метрикою типу (5.22). Нехай крім того система P функціонує відносно p по поширенню структуроутворення у розмірі v . Тоді величина інтервалу s між двома подіями (X_1, Y_1, Z_1, T_1) та (X_2, Y_2, Z_2, T_2) у системі відліку P визначатиметься рівністю:

$$s^2 = c^2(T_2 - T_1)^2 - (X_2 - X_1)^2. \quad (5.22)$$

Можливі два основні співвідношення між часовоподібною та просторовоподібною складовими метрики (5.22).

А. $s^2 > 0$. У цьому випадку показник v знаходиться всередині конуса $uv = c$, тобто $uw < c$, тоді для двох подій, для яких величина швидкостей прояву задовольняє нерівність $w < c$. Тоді міра інтервалу в системі p має вигляд $s^2 = c^2(t_2 - t_1)^2$.

В. Для $s^2 < 0$ точка-показник знаходиться поза конусом $uw > c$. У цьому випадку існує лише одна система відліку із $v = c^2/w$, в якій події відбуваються одночасно, а інтервал задається співвідношенням $s^2 = -l^2$.

Обробляли цифрові фотографії у форматі BMP (рис. 5.34) досліджуваних матеріалів [88, 89]. В ході досліджень використовували розроблену методику (п.п. 4.2) визначення і візуалізації матриці максимального градієнта зображення композитів (рис. 5.34). Використовували представлення функції $F(t)$ (рис. 5.35) прояву ЗПШ по контуру L на відстані вибраного ефективного радіуса R дисперсної частки із приєднаними ЗПШ (рис. 5.36) будуємо діаграму прояву фронтів зміни геометричних координат ЗПШ (рис. 5.37) і матричну апроксимацію функції $U(r, \phi)$ (5.23), в умовних одиницях яскравості ($0 \leq U \leq 255$) з допомогою розрахунку [84, 87] інтегралу Пуассона (5.23) у виді

$$U_{k,m} = u(r_k, \phi_m), \text{ де } r_k = \frac{R \cdot k}{K}, \quad \phi_m = \frac{2 \cdot \pi \cdot m}{M}, \text{ в нашому випадку } K = 10, M = 20.$$

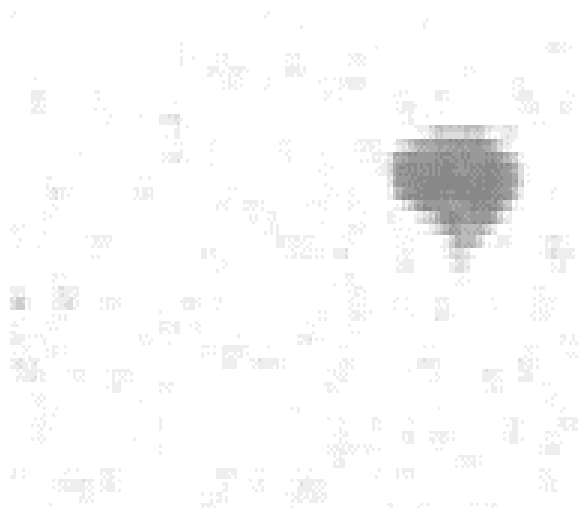


Рис. 5.34. Фотографія зразка КМ в околі зерна дисперсного наповнювача карбід бору

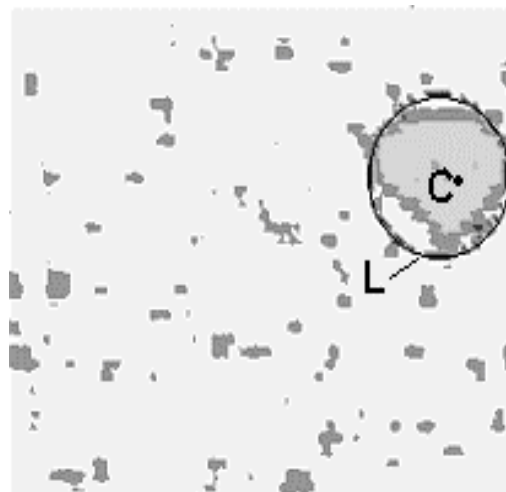


Рис. 5.35. Градієнтна діаграма матриці яскравостей із виділеним околom дослідження прояву ЗПШ

Фрагмент матриці U (5.23) приведено, в системі полярних координат із центром у точці C (рис. 5.35) всередині контура L :

$$U_{k,m} = \frac{1}{2 \cdot \pi} \int_{-\pi}^{\pi} F(t) \cdot \frac{R^2 - r^2}{R^2 - 2 \cdot R \cdot r \cdot \cos(t - \varphi) + r^2} dt \quad ..(5.23)$$

Таким чином ми добиваємося чисельної візуалізації проявів ЗПШ в області, яка зайнята проекцією частки наповнювача та прилеглих до неї зон: U_0 , U_1 , ..., U_K , розміщених концентрично відносно центру C . Отримані наближення дають змогу оцінити динаміку зміни ЗПШ в околі дисперсної частки відносно положення умовної рівноваги U_0 .

На рис. 5.36 виражені проміжки кутових зон як додатного прояву фронту (A), так і від'ємного (B). На рис. 5.37 відображені зміни поширення ЗПШ по радіальних прямих φ_m пучка з центром у точці C та кроком $\pi/10$ в околі дисперсної частки. Остання діаграма дає можливість екстраполяції поведінки росту ЗПШ на ділянки, що лежать поза межами контуру L .

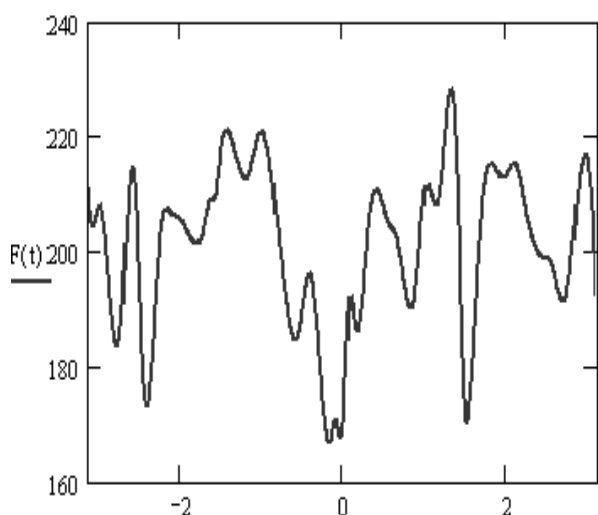


Рис. 5.36. Апроксимація в полярних координатах функції $F(t)$ рівня прояву ЗППШ на межі L околу проекції дисперсної частки

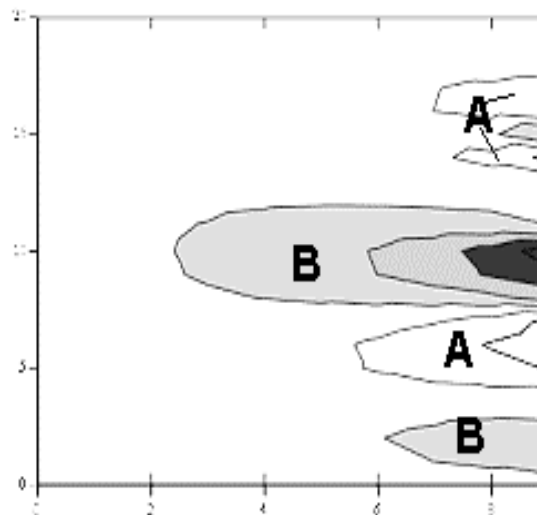


Рис. 5.37. Діаграма в полярних координатах відносно центру C фронтів A прояву та фронтів B стирання двовимірних проекцій ЗППШ частки

Перевіряли гіпотези про нормальний розподіл характеристик прояву ЗППШ на концентричних лініях відносно центру проекції окремої дисперсної (63 мкм) частки наповнювача карбіду бору з допомогою критерію Пірсона [90, 91]. Встановлено відсутність підстав відкидання гіпотез для рівня надійності $\gamma=0,95$ на відстанях порядку 15-20 мкм від поверхні частки та для рівня надійності $\gamma=0,90$ для відстаней 20-30 мкм і для критичних значень $\chi^2_{кр}(3; 0,95)=7,815$ та $\chi^2_{кр}(3; 0,90)=6,251$ відповідно. У випадках $\chi^2_{спост} > \chi^2_{кр}$ гіпотеза приймалась на відповідному рівні надійності (табл. 5.1). Спостереження динаміки ЗППШ, аналогічні описаним у роботі, проводили над зразками епоксикомпозитів із наповнювачами різного складу, його вмісту у КМ та дисперсності. Були отримані результати, що підтверджують наявність різних темпів (різночасовості) формування шарів по вибраних напрямках відносно часток для різних систем спостереження.

Таким чином, побудовано математичну модель ресурсообміну в процесі тверднення композиту, що виявляє характер зміни об'єму ЗППШ навколо дисперсних часток наповнювача з допомогою рівнянь (3.5, 3.6). Дослідженнями структуроутворення ЗППШ у часі підтверджено наявність часових проміжків

тверднення КМ, які характеризують різну швидкість процесу тверднення матеріалів з частками різної фізичної природи.

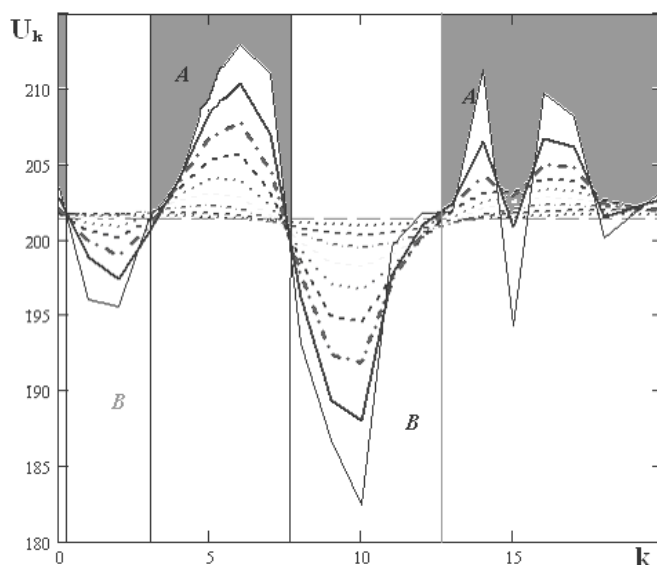


Рис. 5.38. Діаграма динаміки фронтів прояву (А) – стирання (В) ЗПШ відносно центру початкового стану U_0 концентричних рівнів візуалізації ЗПШ

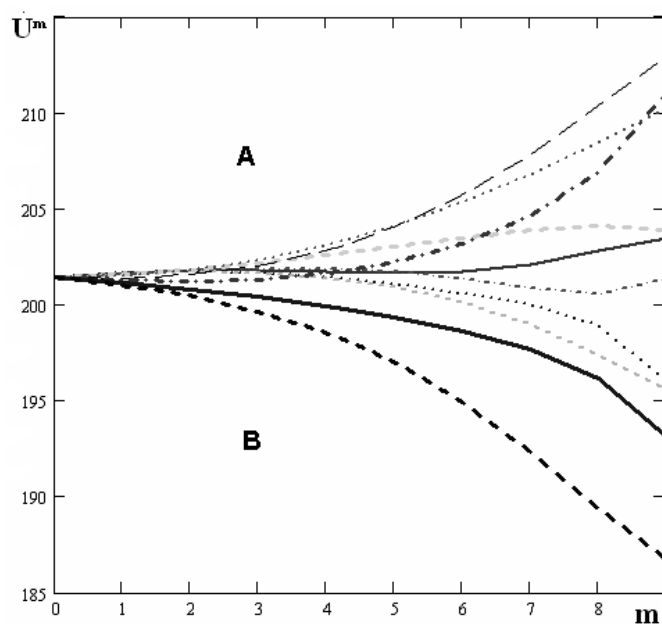


Рис. 5.39. Діаграма динаміки прояву (додатній нахил) – стирання (від'ємний нахил кривих) ЗПШ відносно точки – початкового стану U_0 радіальних рівнів візуалізації ЗПШ

Таблиця 5.1

Середнє вибіркове m та стандартне відхилення s прояву ЗППШ.

Спостережуване значення критерію χ^2 для центральних відстаней r

r , мкм	m	s	$\chi^2_{\text{спост.}}$
15	201,4	2,1	8,198
18	201,4	3,0	9,913
21	201,5	4,1	7,410
24	201,5	5,7	7,129
27	201,4	8,0	7,293

Запропоновані алгоритми дозволяють досліджувати структури зовнішніх поверхневих шарів та їхні межі як в околі дисперсної частки та пояснити особливості поширення областей зовнішніх поверхневих шарів для різних фізико – хімічних умов формування композитних матеріалів. Це дасть можливість більш точно досліджувати процес структуроутворення композитів. Керування ними дасть змогу формувати матеріали із наперед заданими характеристиками.

5.9. Алгоритми ідентифікації параметрів динаміки поширення мікроструктур композитів

Виділяли часові проміжки тверднення КМ, що суттєво відмінні за своїм характером поширення ЗППШ при дослідженні кінетики ЗППШ в процесі тверднення КМ, що містять дисперсні частки (зерна) різної фізичної природи [92]. У дослідженнях процесу поширення ЗППШ користуватимемось поняттям магістральної лінії – прямої чи кривої, яка прийнята у вибраній системі координат для задання зміни параметра, що може описувати поширення змін у структурі КМ [93, 106]. Явище руху точок-показників розглядуваної моделі представляє множину точок фіксації змін стану матеріалу композиту і є подібним за своєю геометричною природою до явища розповсюдження

імпульсного сигналу. Дослідження (табл. 5.1) показують, що формування ЗПШ проходить проміжки часу, які на різних магістральних лініях можуть бути як інтервалами зростання так і спадання (рис. 5.38, 5.39). Тому зауважимо, що інтегральна оцінка приросту протяжності ЗПШ по кільці **К**: $R_i \leq r \leq R_{i+1}$ по усіх магістральних лініях може мати знак, що відрізняється від знаку приросту по деякій вибраній лінії на проміжку часу $T_i \leq t \leq T_{i+1}$. Для випадку зображеному на рис. 5.38 сумарний приріст протяжності ЗПШ по кільці формування **К** є додатнім: $\iint_K y(r, \psi) d\sigma > 0$, де змінна $0 \leq \psi < 2\pi$ – кутовий параметр, що визначає орієнтацію магістральної лінії, r – радіальна змінна: $R \leq r \leq R_{i+1}$. Поведінку елементу КМ на одній із вибраних магістральних лініях можна простежити на фазових діаграмах процесу поширення структур ЗПШ для кожного із дисперсних наповнювачів (рис. 5.41).

По фазових діаграмах точок (a, v) , де $a = a(t)$ – протяжність ЗПШ на момент часу t , $v = \frac{d}{dt} a$, досліджуваних процесів визначаємо положення точки **A** локального максимуму протяжності ЗПШ у часі із наступними осциляціями які візуалізуються у вигляді петель, що охоплюють горизонтальну вісь. Такі діаграми описують систему із в'язким тертям, сила якого

$$F(v) = \frac{F_0}{\varepsilon}, \quad F_0 > 0, \quad |v| < \varepsilon. \quad (5.24)$$

Параметр ε визначається положенням прямих **a1** та **a2**, розміщених по обидві сторони горизонтальної осі діаграм, на яких $F(v)$ стрибкоподібно змінює своє значення, створюючи гістерезисну неідеальність [107-110].

Рис. 5.40. Формування ЗПШ в околі частки наповнювача із центром **С** (рис. 4.30) по магістральних лініях 1, 2, 3, 8 проходить у напрямку зростання, а по лініях 4, 5, 6 та 7 по спаданню протяжності. **А** – фронт росту; **В** – фронт зменшення протяжності структур ЗПШ; **Р** – внутрішня, **RR** – зовнішня межа кільця формування ЗПШ. Стрілками показано нормальні вектори локальних поширень фронту ЗПШ

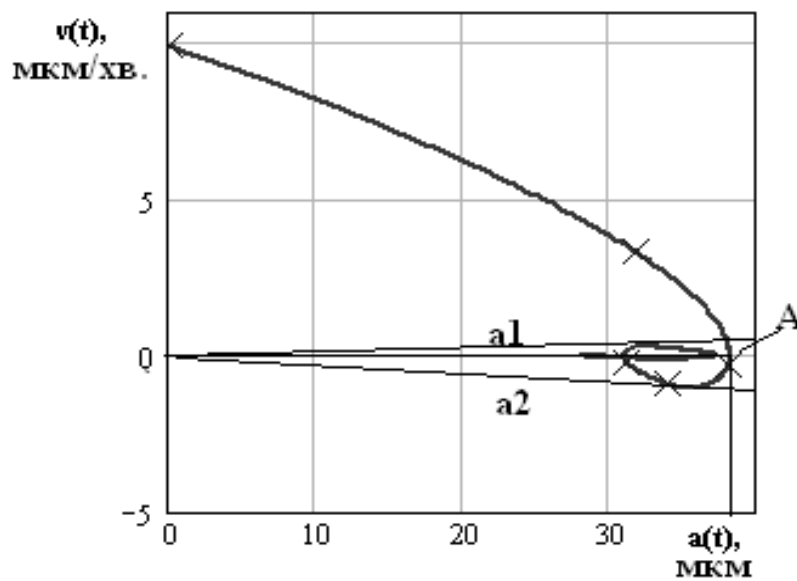


Рис. 5.41. Визначення точки *A* локального максимуму протяжності ЗПШ для КМ з феритом по фазових діаграмах: протяжність (мм) – швидкість (мм/хв.). Часові точки (перші 5) з проміжком у 10хв. на діаграмах позначені значком $\times$

Прямі **a1** та **a2** утворюють кут із деякою віссю симетрії **b**, на якій здійснюються перемикання режимів поширення ЗПШ, тобто забезпечується осциляція поширення з певною частотою

$$\gamma = \frac{a}{k(t)}, \quad a > 0, \quad (5.25)$$

яка на самій осі **b** повинна бути нескінченно великою. Оскільки $\gamma \rightarrow \infty$ в околі нулів знаменника γ , (коренів $k(t)$), то наближення частоти осциляції, яка на різних етапах тверднення буде різною, ми здійснюємо по часових координатах точок (рис.5.41) поширення ЗПШ, що лежать на фазовій траєкторії близько до осі **b**.

Таким чином для кожного виду КМ отримано декілька осциляційних проміжків поширення ЗПШ із індивідуальною характеристикою частоти (табл. 5.2). Встановили аналітичні та графічні залежності між метричними характеристиками ЗПШ у процесі структуроутворення КМ а також створили моделі вимірювання і аналізу протяжності та швидкості поширення мікроструктур у процесі тверднення композитів з дисперсними наповнювачами різної фізичної природи. Результати дослідження мікроструктури КМ дають можливість стверджувати, що ЗПШ, які утворюються навколо дисперсних часток наповнювача у процесі тверднення композиту, ростуть у часі не рівномірно а також не рівносповільнено. Динаміку метричних змін таких шарів можна охарактеризувати як комбінацію асимптотично зростаючого інерційного та затухаючого коливного процесів (5.26).

Аналітичне представлення процесу розповсюдження ЗПШ відносно центру дисперсної частки може бути записане у вигляді:

$$y(t) = q_0 + q_1 e^{-\alpha t} + q_2 e^{-\beta t} \sin(\gamma t + \varphi), \quad (5.26)$$

де параметри $\alpha > 0$, $\beta > 0$, γ та φ визначаються із графічного представлення експериментальних даних замірів протяжності ЗПШ, функціонально залежних від часу, q_0, q_1, q_2 – сталі.

Таблиця 5.2

Аналітичний вираз наближення характеристики $k(t)$ частоти γ осциляції швидкості поширення ЗПШ епоксикомпозиту для різних дисперсних наповнювачів

Дисперсний наповнювач	Електро-корунд	ферит	карбід кремнію	карбід бору
Часові проміжки (хв.)	(50; 160)	(70;190)	(70;120)	(40;100)
поширення ЗПШ та характеристики частоти $k(t)$	$t^2 - 210t + 8000$	$t^2 - 260t + 13300$	$t^2 - 190t + 8400$	$t^2 - 140t + 4000$
	(160;270)	(190;280)	(120;200)	(100;230)
	$t^2 - 430t + 43200$	$t^2 - 470t + 53200$	$t^2 - 320t + 24000$	$t^2 - 330t + 23000$
	—	—	(200;300) $t^2 - 500t + 60000$	(230;400) $t^2 - 630t + 92000$

Виходячи із фізичного змісту коливної складової процесу (5.26) та аналітичних особливостей локалізації точок екстремуму та перегину гладкої функції $y(t)$, визначаються параметри α , β , γ та φ на кожному із розглянутих етапів формування ЗПШ вздовж вибраних магістральних ліній, що починаються у центрі дисперсної частки і мають своє продовження в деякому її околі в об'ємі зв'язувача. Величину γ оцінюємо, обчислюючи $1/\gamma$ – період зміни знаку похідної $y(t)$ для значень змінної t із деякого часового проміжку $t > T_0 > 0$, або ж для зовнішності деякого околу точки, яку ми вибираємо за початкову (центр дисперсної частки) $r > R_0 > 0$, такого, де вплив інерційної складової майже не впливає на характер монотонності $y(t)$. Параметр φ обчислюємо, знаючи частку φ/γ – зміщення локальних максимумів процесу $y(t)$ від точок виду $\frac{1}{\gamma}(\frac{\pi}{2} + 2k\pi)$, k – ціле число, або ж локальних мінімумів $y(t)$ від часових точок $\frac{1}{\gamma}(\frac{3\pi}{2} + 2k\pi)$, або ж для аналогічних зміщень відповідно кінців (початків) інтервалів, на яких $\text{sign}(\frac{dy}{dt}) > 0$ у даному процесі. Диференціюючи (5.26), отримуємо:

$$y'(t) = -q_1 \alpha e^{-\alpha t} + \frac{q_2}{\sqrt{\gamma^2 + \beta^2}} e^{-\beta t} \sin(\gamma t + \varphi + \theta), \quad (5.27)$$

або ж:

$$y'(t) = del(t) + osc(t),$$

де експоненціальна складова $del(t)$ носить швидко затухаючий характер функції Дірака і є відкликом на початок структуроутворення ЗПШ, а коливна $osc(t)$ є відгуком на релаксаційні повільно затухаючі процеси навколо дискретного зерна наповнювача. У формулі (5.27) маємо: $\theta = -\arctg \frac{\gamma}{\beta}$, таким чином параметр θ є змога обчислити із частки $\frac{\varphi + \theta}{\gamma}$, яка визначається як зміщення максимумів похідної $\frac{dy}{dt}$ від часових точок виду $2\pi k$, або ж мінімумів від точок $\pi(1+2k)$, k – ціле число. Такі зміщення зручніше відшукувати по відповідно початках (кінцях) інтервалів позитивності другої похідної $a(t)$ у даному процесі. отримуємо: $\beta = -\gamma \operatorname{ctg} \theta$.

Отримані коливні складові дають змогу обчислити решту параметрів аналітичного виразу (5.27). Перетворимо представлення процесу (5.28) до вигляду:

$$(y(t) - q_0) e^{\beta t} = q_1 e^{(\beta - \alpha)t} + c(t), \quad (5.28)$$

де $c(t) = q_2 \sin(\gamma t + \varphi)$ – обмежена функція для значень змінної t , що належать проміжку між першими екстремумами, починаючи із T_0 , процесу $y(t)$, а фактично лише коливної складової $y(t)$. Перепозначимо ліву частину (5.28), здійснивши одночасно наближення виразу у правій частині:

$$z(t) = s_0 + s_1 e^{s_2 t}, \quad (5.29)$$

підібравши відповідними числовими методами параметри s_0, s_1, s_2 так щоб мінімізувати відхилення між правими частинами (5.28) і (5.29). Тоді $\beta - \alpha = s_2$, звідки отримуємо α . Отримавши оцінки параметрів α, β, γ та φ представлення (5.28) процесу поширення ЗПШ обчислюємо сталі q_0, q_1 та q_2 , що реалізують регресію даних експерименту на одному вибраному етапі процесу. Фактично α, β, γ та φ змінюються на кожному із етапів а тому є залежними від часу формування мікроструктур КМ із врахуванням усієї попередньої історії формування, а отже і від радіальної координати $r > R_i > 0, i \geq 0$ – ціле число, що визначає етап формування ЗПШ, причому число R_i може бути різним для кожної магістральної лінії.

З допомогою апроксимації експериментальних даних отримали графіки зміни параметрів ЗПШ (протяжності та швидкості зміни розмірів) відносно часу тверднення КМ (рис. 5.42). Графіки вимірювань протяжності $a(t)$ (перпендикулярних до поверхні зерна наповнювача) та швидкості $v(t)$ (рис. 5.43) росту ЗПШ дають можливість оцінити параметри функції відліків швидкості (мкм/хв.) поширення структур КМ з різними наповнювачами як швидкості обміну ресурсами між елементами структур композитів на початкових стадіях тверднення [111-112].

Для усіх використаних наповнювачів графіки швидкостей поширення ЗПШ мають аналогічний вид. Для зразків КМ із дисперсними наповнювачами: електрокорунд, ферит, карбід кремнію, карбід бору, оксид міді та коричневий шлам функцію відліків швидкості поширення ЗПШ $f(t) = \frac{da(t)}{dt}$ шукали як наближення експоненціальної функції у виді:

$$f_1(x) = \frac{\alpha}{\sqrt{\pi}} \cdot e^{-\beta^2 x^2} \quad (5.30)$$

або у вигляді раціональної функції:

$$f_2(x) = \frac{\gamma}{1 + \delta^2 \cdot x^2} \quad (5.31)$$

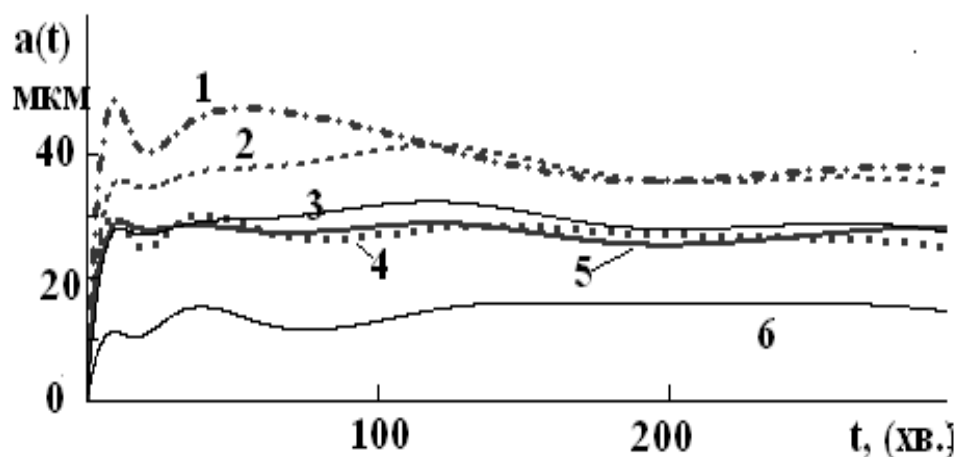


Рис. 5.42. Графіки залежностей протяжності ЗПШ від часу тверднення КМ для наповнювачів: 1 – ферит, 2 – оксид міді, 3 – карбід бору, 4 – електрокорунд, 5 – карбід кремнію, 6 – коричневий шлам

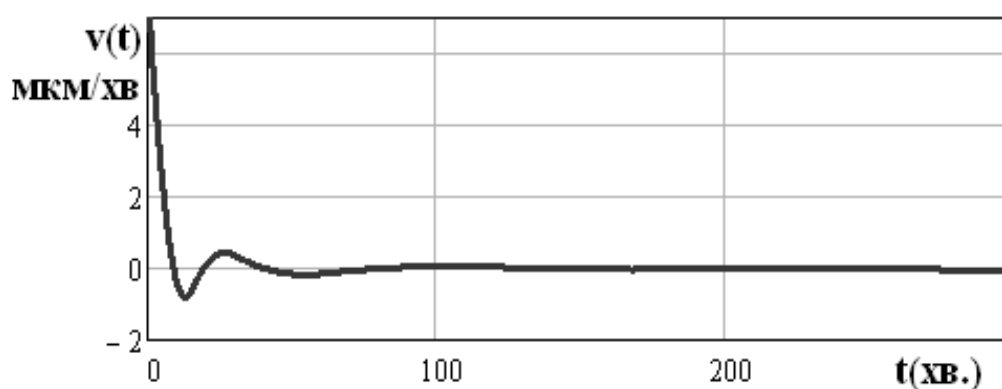


Рис. 5.43. Графік залежності швидкості поширення ЗПШ від часу тверднення КМ із наповнювачем електрокорунд. Для інших наповнювачів графіки швидкостей мають аналогічний вид

де α , β , γ , δ – деякі константи, які визначались чисельними методами для кожного із видів наповнювача та умов тверднення КМ для спостережуваних значень швидкостей поширення ЗПШ на початку (до другого нуля $\frac{d^2 a(t)}{dt^2}$ або ж другої точки перегину графіку швидкості поширення ЗПШ, який важче візуалізувати), тобто до $t_p=120$ хв. процесу тверднення КМ.

Знаючи аналітичний вираз функцій відліків швидкостей (5.30 – 5.31) для даного виду композиту, обчислюємо ефективну протяжність ЗПШ для окремої дисперсної частки наповнювачів:

$$\tilde{a} = a(t_1) + \int_{t_1}^{t_p} f(t)dt,$$

де t_1 – час першого заміру протяжності ЗПШ (табл.5.3).

Таблиця 5.3

Коефіцієнти апроксимації функцій відліку швидкостей поширення структур ЗПШ у процесі тверднення для КМ з наповнювачами (63мкм) різної фізичної природи та ефективні протяжності ЗПШ після завершення процесу тверднення

Характеристики функції відліків ЗПШ для дисперсного наповнювача КМ	електрокорунд	ферит	карбід кремнію	карбід бору	оксид міді	коричневий шлам
$c = \frac{\alpha}{\sqrt{\pi}}$	7,96	12,67	6,52	6,39	8,15	2,97
β^2	0,046	0,045	0,036	0,037	0,037	0,046
γ	7,98	12,70	6,58	6,44	8,21	2,97
δ^2	0,12	0,12	0,08	0,08	0,08	0,11
$\tilde{a} \text{ 1(мкм)}$	32,82	53,09	30,38	29,50	37,65	12,3
$\tilde{a} \text{ 2(мкм)}$	20,52	33,23	20,45	19,73	25,32	8,02

Параметри аналітичних виразів функцій відліку швидкостей поширення ЗПШ отримані засобами MathCAD по статистичних даних результатів експериментів, описаних вище, по зафіксованому діапазону зміни швидкостей. Вид функцій характеризує нерівномірність розподілу швидкостей з найвищим значенням в околі нуля, що відповідає часу початку структуроутворення, із

різким зниженням до нуля в діапазонах симетрично віддалених від екстремуму. Зауважимо, що в граничних випадках, для великих значень $\alpha = \beta^2$, функція (5.30, 5.31) є апроксимацією функції Дірака [94], що характеризує ріст ЗПШ, як наслідок імпульсного впливу частки наповнювача на початку структуроутворення в КМ.

Графіки потенціальних (експоненціальних та дробово-раціональних) складових носять асимптотично спадний до нуля характер. Коливну складову $osc(t)$ швидкості поширення ЗПШ отримуємо як різницю між похідною по часу процесу поширення $y'(t)$ і експоненційної складової $del(t)$. Графік затухаючої коливної складової швидкості поширення ЗПШ для КМ із феритом приведений як приклад на рис. 5.44. Експоненційна чи дробово-раціональна складові $del(t)$ носять швидко затухаючий характер поза околom початку формування структуроутворення ЗПШ, а коливна складова $osc(t) = v(t) - del(t)$ є відгуком на релаксаційні повільно затухаючі процеси в об'ємі КМ навколо дискретного зерна наповнювача (рис. 5.45).

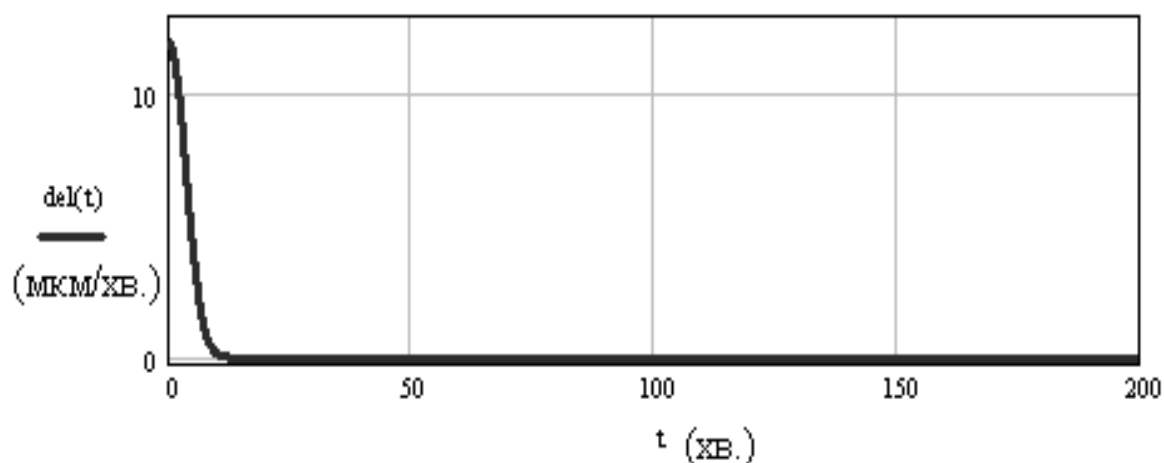


Рис. 5.44. Експоненційна складова радіальної швидкості $v(t) = \frac{d}{dt} a(t)$ розповсюдження структур ЗПШ епоксикомпозиту з феритом у якості дисперсного наповнювача

Експоненційні та раціональні складові (табл. 5.3) швидкостей розповсюдження ЗПШ інших видів наповнювачів мають аналогічні графіки.

Отримані результати дають можливість розрізнити два основні часові етапи формування мікроструктур ЗПШ у епоксикомпозиті. Перший характеризується переважаючим впливом потенціальної складової миттєвої швидкості поширення ЗПШ. На другому етапі при співрозмірності або ж вищого порядку малості потенціальної складової у порівнянні із осциляційною завершається однорідність фізико-хімічних процесів у безпосередній близькості до поверхні зерна наповнювача.

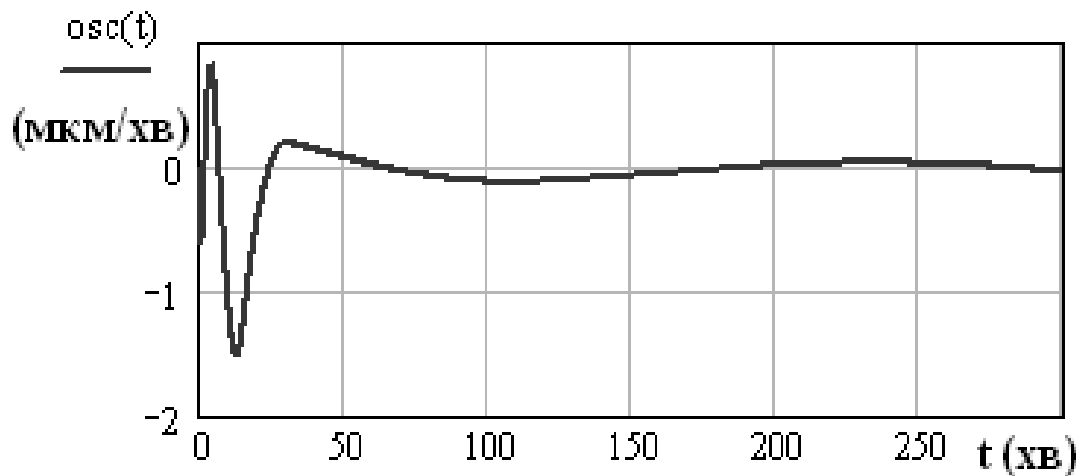


Рис. 5.45. Коливна складова радіальної швидкості розповсюдження структур ЗПШ епоксикомпозиту з феритом в якості дисперсного наповнювача

Фронтальне поширення процесів потенціальних взаємодій продовжується по мірі міграції макромолекул епоксидного олігомера до межі поділу фаз і перерозподілом окремих ділянок матриці між різними центрами структуроутворення.

Другий етап формування між фазних структур характеризується затухаючим коливним характером інтенсивності поширення структур КМ. Швидкості поширення міняють свій знак у процесі тверднення епоксикомпозитів, що спричиняє затухаючу коливність протяжності шарів навколо певного значення і тим самим визначає ефективний розмір протяжності ЗПШ після завершення (≥ 72 год.) їх формування [95]. Побудована модель осциляції поширення ЗПШ дозволяє дослідити динаміку формування

мікроструктур КМ в залежності від природи вибраних наповнювачів та часових режимів тверднення.

Результати проведених досліджень дають можливість ціленаправлено регулювати об'єм зовнішніх поверхневих шарів у залежності від концентрації та природи наповнювачів, що дасть можливість запропонувати оптимальні з точки зору експлуатаційних характеристик композитів, температурно-часові режими їх формування (додаток П).

5.10. Моделювання параметричних залежностей фізико-механічних характеристик епоксикомпозитів з дисперсними наповнювачами

На основі результатів дослідження для різних діапазонів вмісту наповнювачів у матриці встановлено критичні значення вмісту наповнювачів у КМ. Критичні точки на графіках кореляційних залежностей залишкових напружень та руйнівних напружень при згинанні визначалися за умови зміни монотонності обох характеристик при збільшенні вмісту наповнювача. Алгоритм знаходження критичних точок на кривих залежності $\sigma_p - \sigma_z$ наведено на рис. 5.46. Процес знаходження критичних точок складається з таких етапів. На початку за трьома масивами експериментально визначених даних (σ_p , σ_z , q) будували апроксимації функцій з неперервним аргументом $\sigma_p(q)$, $\sigma_z(q)$, використовуючи кубічні сплайни. На наступному етапі будували параметричні криві $\sigma_p(q) - \sigma_z(q)$ (рис. 5.46). Далі критичні точки на кривих знаходили за зміною знаку хоча б однієї з похідних абсолютних значень показників фізико-механічних властивостей у критичних точках [90-93] (додаток О).

Вважали, що дві критичні точки $A_i(\sigma_z(q_i), \sigma_p(q_i))$ та $A_j(\sigma_z(q_j), \sigma_p(q_j))$ співпадають за умови, якщо виконується кожна з нерівностей:

$$|\sigma_z(q_i) - \sigma_z(q_j)| < \varepsilon_1, \quad |\sigma_p(q_i) - \sigma_p(q_j)| < \varepsilon_2,$$

де: ε_1 — допустимі значення різниці значень залишкових напружень у контрольних точках; ε_2 — допустимі значення різниці значень руйнівних напружень при згинанні у контрольних точках.

Розкид значень при дослідженнях показників залишкових напружень становив 3% від номінального, тому допустиме значення $\varepsilon_1=0,25\text{МПа}$.

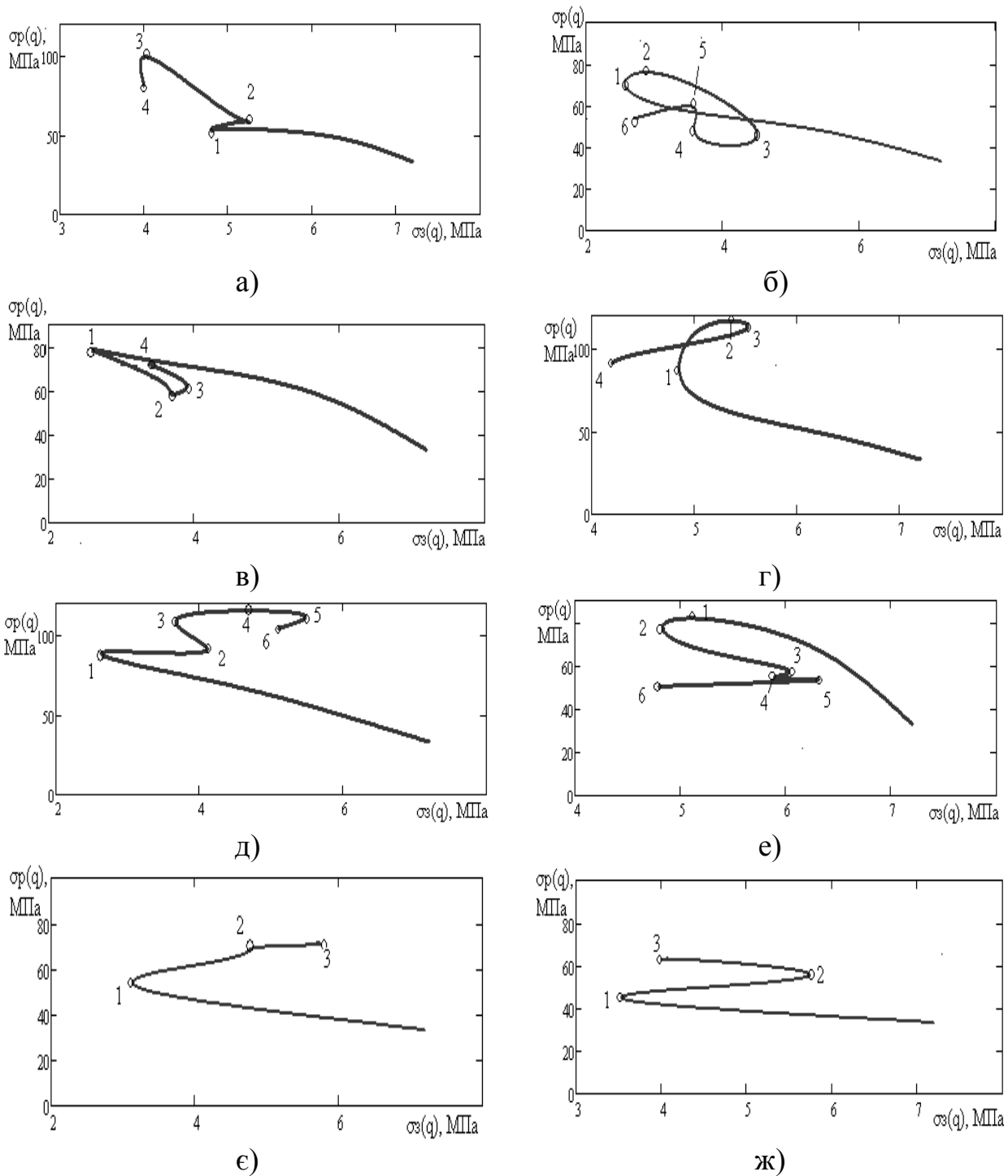


Рис. 5.46. Графіки параметричних залежностей руйнівних напружень при згинанні $\sigma_p(q)$ від залишкових напружень $\sigma_z(q)$ КМ з дисперсними наповнювачами: а)електрокорунд; б)коричневий шлам; в)цемент; г)ферит; д)оксид міді; е)оксид хрому; є)технічний графіт; ж)газова сажа

Аналогічно розкид значень при дослідженнях показників руйнівних напружень при згинанні становив 8% від номінального, тому допустиме значення $\varepsilon_2=4,8\text{МПа}$.

Вибираючи оптимальний вміст наповнювача на основі аналізу значень руйнівного напруження при згинанні і залишкових напружень у аналітично встановлених критичних точках керувались такими положеннями. Використовуючи методи задач класифікації об'єктів, описували навколо критичних точок прямокутник із сторонами, паралельними до осей координат. Отриману фігуру ділили на чотири прямокутники відрізками, що проходять через середини сторін даного прямокутника, на перетині яких знаходиться. В результаті отримали чотири квадранти матриці значущості. Виходили з умови, що у КМ з підвищеними експлуатаційними характеристиками, у тому числі і фізико-механічними, залишкові напруження повинні бути близькими до нуля, а показники руйнівного напруження при згинанні максимальними. Тоді перший за значущістю квадрант буде знаходитись у верхньому лівому куті прямокутника. Далі квадранти знаходяться за значущістю у такій послідовності: II, III, IV. Зазначимо, що вибрані фактори фізико-механічних властивостей приймали рівними за значущістю. На наступному етапі, починаючи з першого квадранта, знаходили міру близькості кожної точки до правого нижнього кута описаного прямокутника – точки умовного нуля С з координатами C_1 і C_2 (рис. 5.48). Шуканою критичною точкою, що визначає оптимальний вміст наповнювача у КМ, вважали таку, відстань від якої до умовного нуля була найбільшою. Крім того, зазначимо, що міру близькості критичних точок до умовного нуля визначали за формулою:

$$r_i = \sqrt{(\sigma_p(q_i) - C_1)^2 + (\sigma_s(q_i) - C_2)^2}.$$

У випадку відсутності критичних точок у квадранті, аналізували наступний за значущістю квадрант. Алгоритм знаходження оптимального

вмісту наповнювачів у КМ з підвищеними експлуатаційними характеристиками згідно методу побудови матриці переваг наведено в додатках.

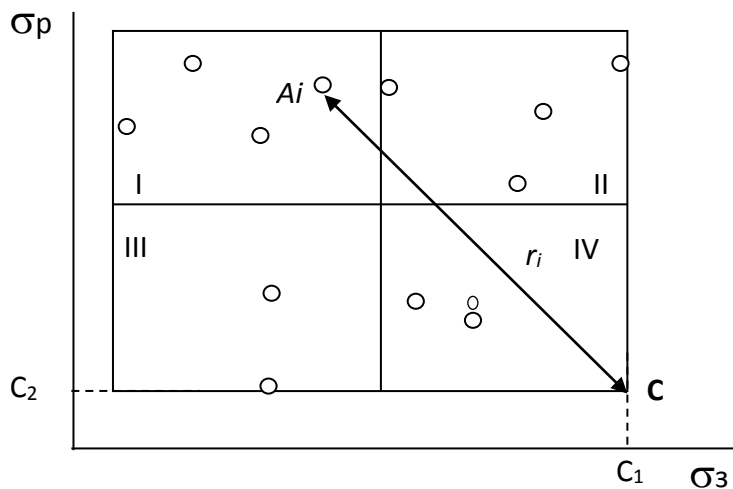


Рис. 5.48. Схема побудови матриці переваг для знаходження оптимального вмісту наповнювача у КМ.

Виходячи з використаного математичного апарату і описаної моделі у роботі встановлено оптимальний вміст наповнювача у КМ з підвищеними експлуатаційними характеристиками. Водночас при оцінюванні критичного вмісту наповнювача у КМ необхідно враховувати фізичну природу інгредієнтів композиції і явища фізико-хімічної взаємодії при структуроутворенні матеріалів. Тобто, при різному вмісті часток у КМ змінюються умови перебігу фізико-хімічних процесів взаємодії на межі поділу фаз, внаслідок чого навколо наповнювача утворюються зовнішні поверхневі шари. Саме характер структуроутворення таких шарів у зв'язувачі і визначає критичний вміст наповнювача у матеріалі. При цьому можливий механізм структуроутворення КМ, коли при різному вмісті наповнювача матеріал матриці майже повністю переходить у стан ЗПШ. Тобто передбачено утворення КМ з підвищеними характеристиками при різному вмісті одного і того ж наповнювача [96, 97]. Дані положення можна пояснити на прикладі декількох КМ з досліджуваними наповнювачами.

Зокрема, для КМ з феритом існує дві критичні точки з параметрами близькими до оптимального вмісту наповнювача (рис. 6.47г). На графіку залежності залишкових напружень (σ_3) від руйнівного напруження при згинанні

(σ_p) при досягненні вмісту у КМ наповнювача $q_2=68,4$ мас.ч. на 100мас.ч. зв'язувача та при $q_3=77,9$ мас.ч. на 100мас.ч. зв'язувача спостерігали перегини. Внаслідок збільшення вмісту наповнювача в точці 2 до стану в точці 3 зростали показники залишкових напружень (3,6%) при спаданні руйнівних напружень лише на 2,4%, тобто дана точка є лише точкою перегину і не може бути віднесена до точки оптимуму. Коефіцієнт факторних змін $k=-0,67$. Точка 3 є близькою до красної точки 4 на кривій і в її околі при збільшенні вмісту наповнювача руйнівні напруження спадають в незначній мірі (22%) порівняно із спаданням залишкових напружень (31%), а тому $k=0,71$. Введення дисперсного наповнювача при такому оптимальному вмісті $q_{\text{опт}}=118,0$ мас.ч. на 100мас.ч. епоксидного олігомера забезпечує утворення КМ з підвищеними показниками когезійної міцності матеріалу і незначними залишковими напруженнями до 4,2МПа [93, 97].

Також показано, що для КМ, наповненого електрокорундом введення в епоксикомпозит часток електрокорунду спричиняє появу на кривій залежності залишкових напружень (σ_z) від руйнівного напруження при згинанні (σ_p) двох критичних точок (рис. 5.47б). На даній кривій при досягненні вмісту у КМ наповнювача $q_3=81,8,3$ мас.ч. на 100мас.ч. зв'язувача (точка 3) та при $q_4=99,3$ мас.ч. на 100мас.ч. зв'язувача (точка 4) спостерігали перегини. В точці 3 ($q_3=81,8$ мас.ч.) при подальшій зміні вмісту часток у матеріалі спостерігали водночас незначне спадання показників залишкових напружень (2,5%) при одночасному спаданні (17,6%) значень σ_p КМ. Таким чином коефіцієнт факторних змін при переході від точки 3 до точки 4 є від'ємним і більшим одиниці по модулю, $k=-7,04$. Тому є всі підстави вважати точку 3 оптимальною.

Отже, при встановленні критичного вмісту наповнювача у КМ слід враховувати як результати моделювання, що ґрунтуються на експериментальних результатах дослідження, так і явища фізико-хімічної взаємодії на межі поділу фаз, які забезпечують формування ЗПШ (додаток П).

Водночас при виборі з двох (або кількох) критичних точок оптимальної слід враховувати не лише показники досліджуваних властивостей, але й економічні критерії, такі як вартість наповнювача, його поширеність в межах України та доступність, і вимоги екологічної безпеки.

Список використаної літератури

1. Айзерман М.А., Браверман Э.М., Розоноэр Л.И. Метод потенциальных функций в теории обучения машин. – М. : Наука, 2004. – 384 с.
2. Вапник В.Н., Червоненкис А.Я. Теория распознавания образов. – М.: Наука, 1974. – 416 с.
3. Загоруйко Н.Г., Методы распознавания и их применения. – М.: «Советское радио», 1972 – 364 с.
4. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов. – М.: Наука, 1979 – 367 с.
5. Фу К. Структурные методы в распознавании образов. – М.: Мир, 1977 – 360 с.
6. Журавлев Ю.И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации // Проблемы кибернетики. – М.: Наука, 2005. – Вып. 33. С. 5 – 68.
7. Фомин Я.А., Тарловский Г.Р. Статистическая теория распознавания образов. – М.: Радио и связь, 1986. – 263 с.
8. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. – М.: "Мир", 1978 – 412 с.
9. Рудаков К.В. Об алгебраической теории универсальных и локальных ограничений для задач классификации // Распознавание, классификация, прогноз. Математические методы и их применение. Вып. 1. – М.: Наука, 2007. – С. 176 – 200.
10. Фомин Я.А. Распознавание образов: теория и применения. 2-е изд. – М.: ФАЗИС, 2012. – 429 с.
11. Неймарк Ю.И., Баталова З.С. и др. Распознавание образов и медицинская диагностика. – М., «Наука», 1972. – 316 с.
12. Горелик А.Л., Скрипкин В.А. Методы распознавания. 4-е изд. – М.: Высшая школа, 1984, 2004. – 262 с.

13. Растригин Л.А., Эренштейн Р.Х. Метод коллективного распознавания. – М.: Энергоиздат, 2006. – 80 с.
14. Потапов А.С. Распознавание образов и машинное восприятие. – СПб.: Политехника, 2007. – 548 с.
15. Мазуров В.Д. Комитеты систем неравенств и задача распознавания // Кибернетика, 2004, № 2. – С. 140 – 146.
16. Минский М., Пейперт С. Перцептроны. – М.: Мир, 2007. – 261 с.
17. Васильев В.И. Распознающие системы. Справочник. – 2-е изд. – К.: Наукова думка, 1983. – 424 с.
18. Стокман Дж., Шапиро Л. Компьютерное зрение. – М.: Бином. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с.
19. Форсайт А.Д., Понс Дж. Компьютерное зрение. Современный подход: A Modern Approach. – М.: Вильямс, 2004. – 928 с.
20. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение. – М.: Бином. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с.
21. Carlson, Nicholas At Last – The Full Story Of How Facebook Was Founded. Business Insider (5 березня 2010).
22. Facebook Beats In Q2 With \$2.91 Billion In Revenue, 62% Of Ad Revenue From Mobile, 1.32B Users, techcrunch.com (24 червня 2014).
23. Фу К. Структурные методы в распознавании образов. – М.: Мир, 2005. – 144 с.
24. Харкевич А.А. Оpozнaвание образов // Радиотехника. 1959. Т. 14, № 5. С. 3 – 9.
25. Ковалевский В.А., Современное состояние проблемы распознавания образов. // М.: Кибернетика, № 5, 1967.
26. Горбань А., Россиев Д. Нейронные сети на персональном компьютере. // Новосибирск, Наука, 1996. – С 114 – 119.
27. Чэн Ш.-К. Принципы проектирования систем визуальной информации. – М.: Мир, 1994. – 408 с.

28. Ю.И.Журавлев. Избранные научные труды: сборник научных трудов. – М.: Магистр, 1998. – 417 с.
29. Закс Ш. Теория статистических выводов. – М.: Мир, 1975. – 776 с.
30. Леман Э. Проверка статистических гипотез. – М.: Наука, 1979. – 408 с.
31. Добротвор І.Г. Визначення діапазонів оптимального вмісту дисперсного наповнювача в епоксикомпозитах / І.Г. Добротвор, А.В. Букетов, П.Д. Стухляк // Фізико-хімічна механіка матеріалів. – том 45. – № 6. – 2009. – С. 32 – 39.
32. Сойфер В.А. Компьютерная обработка изображений // Соросовский образовательный журнал – 1996. – № 2. – С. 118 – 124.
33. Сойфер В.А. Компьютерная обработка изображений // Соросовский образовательный журнал – 1996. – № 3. – С. 110 – 121.
34. Горелик А.Л., Скрипкин В.А. Методы распознавания. – 4-е изд. – М.: Высшая школа, 1984, 2004. – 262 с.
35. Вапник В.Н., Червоненкис А.Я. Теория распознавания образов. – М.: Наука, 1974. – 416 с.
36. Васильев В.И. Распознающие системы. Справочник. – 2-е изд. – К.: Наукова думка, 1983. – 424 с.
37. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение = Computer Vision. – М.: Бином. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с. – ISBN 5-947-74384-1.
38. Фомин Я.А. Распознавание образов: теория и применения. – 2-е изд. – М.: ФАЗИС, 2012. – 429 с. – ISBN 978-5-7036-0130-4.
39. Фомин Я.А., Тарловский Г.Р. Статистическая теория распознавания образов. – М.: Радио и связь, 1986. – 624 с.
40. Форсайт Д.А., Понс Дж. Компьютерное зрение. Современный подход = Computer Vision: A Modern Approach. – М.: Вильямс, 2004. – 928 с. – ISBN 0-13-085198-1.
41. Чэн Ш.-К. Принципы проектирования систем визуальной информации. – М.: Мир, 1994. – 408 с.

42. Лбов Г.С. Методы обработки разнотипных экспериментальных данных. – Новосибирск: Наука, 1981. – 157 с.
43. Джонсон Н. Статистика и планирование эксперимента / Н. Джонсон, Ф. Лион. – М.: Из-во „Мир”. – 1980. – 510 с.
44. Вапник В.Н. Червоненкис А.Я. Теория распознавания образов (статистические проблемы обучения). – М.: Наука, 1979. – 416 с.
45. Корн Г. Справочник по математике для научных работников и инженеров / Г. Корн, Т. Корн. – М. : Изд-во «Наука». – 1984. – 832 с.
46. Перегудов Ф.И. Тарасенко Ф.П. Введение в системный анализ: Учеб. Пособие для вузов. – М.: Высш.шк., 1989. – 367 с.
47. Айвазян С.А. Классификация многомерных наблюдений / С.А. Айвазян, З.И. Бежаева, О.В. Староверов – М.: Изд-во «Статистика» – 1974. – 240 с.
48. Ларичев О.И., Мошкович Е.М. Качественные методы принятия решений. – М.: Наука-Физматлит, 1996. – 278 с.
49. Быков Р.Е. Цифровое преобразование изображений / Р.Е. Быков, Р.Фрайер, К.В. Иванов, А.А Манцветов. – М.: Горячая линия – Телеком. – 2003. – 228 с.
50. Горелик А.Л. Систематические аспекты проблемы распознавания объектов и явлений // Радиотехника. 1990, № 9. С. 13 – 16.
51. Репин В.Г., Тартаковский Г.П. Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптация информационных систем. – М.: Сов. Радио, 1977. – 432 с.
52. Певцов Г.В. Колисниченко Д.А. Синтез алгоритмов многоальтернативного распознавания образов, заданных сложными эталонными описаниями, при наличии класса неизвестных объектов // Изв. вузов. Радиоэлектроника. Т. 48. 2005, № 12. С. 27 – 31.
53. Миленький А.В. Классификация сигналов в условиях неопределенности. – М.: Советское радио, 1975. – 328 с.

54. Сенин А.Г. Распознавание случайных сигналов. – Новосибирск: Наука, 1974. – 76 с.
55. Натан А.А., Самыловский А.И. Распознавание гауссовских случайных процессов на основе локального анализа их свойств // Техническая кибернетика. 1985, № 6. С. 172 – 180.
56. Хуанг Т.С. и др. Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений. – М.: Радио и связь, 1984. – 224 с.
57. Певцов Г.В., Лупандин В.А. Синтез алгоритмов многоальтернативного распознавания образов на основе проверки сложных статистических гипотез по критерию максимума апостериорной вероятности // Изв. вузов. Радиоэлектроника. 2001, № 11. С. 77 – 80.
58. Певцов Г.В. Синтез статистических алгоритмов распознавания образов, заданных составными эталонными описаниями // Изв. вузов. Радиоэлектроника. Т. 47. 2004, № 12. С. 45 – 54.
59. Костюк Ю.Л. Алгоритмы векторизации цветных растровых изображений на основе триангуляции и их реализация/ Ю.Л. Костюк., А.Б. Кон., Ю.Л. Новиков // Весник ТГУ. 2003. – № 280. – С. 275 – 280.
60. Семенов А.Д. Идентификация объектов управления/ А.Д. Семенов, Д.В. Артамонов, А.В. Брюхачев. Учебн. пособие. – Пенза: Изд-во Пенз. гос. ун-та, 2003. – 211 с.
61. Малкин А.Я. Методы измерения механических свойств полимеров / А.Я. Малкин. – М., Изд-во «Химия». – 1978. – 336 с.
62. Корольков, Д.В. Теоретическая химия / Д.В. Корольков, Г.А. Скоробогатов. – СПб. : Изд-во СПбГУ. – 2001. – 427 с.
63. Скоробогатов Г.А. Кинетические уравнения физики с точки зрения формальной химической кинетики / Г.А. Скоробогатов, Б.Э. Дзевитский // Журн. физ. Химии. – 1973. – т. 43. – № 3. – С. 566 – 570.
64. Добротвор І.Г. Дослідження геометричних розмірів та структурних параметрів зовнішніх поверхневих шарів у наповнених епоксикомпозитах /

[І.Г. Добротвор, П.Д. Стухляк, А.В. Букетов та ін.]. Вісник Тернопільського державного технічного університету. – № 2. – 2008. – С. 34 – 42.

65. Стухляк П.Д., Митник М.М., Микитишин А.Г. Дослідження релаксаційних процесів затвердження оксидонаповнених епоксидних систем // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах – Київ. – 2000. – № 7. – С. 91 – 94.

66. Букетов А., Стухляк П., Митник М., Микитишин А. Вплив міжфазної взаємодії на фізико-механічні властивості епоксикомпозитів // Машинознавство. – 2002. – № 7. – С. 9 – 13.

67. Букетов А.В., Стухляк П.Д., Микитишин А.Г. Вплив інгредієнтів адгезійного шару на фізико-механічні властивості захисних покриттів // Машинознавство. – 2003. – № 1. – С. 44 – 47.

68. Липатов Ю.С. Межфазные явления в полимерах / Ю.С. Липатов. – К.: Наукова Думка, 1980. – 260 с.

69. Нізельський Ю.М. Поліуретанові сітки на основі мікробного полісахариду ксантану та блокованих поліізоціанатів / [Ю.М. Нізельський, Н.В. Козак, А.В. Губіна та ін.] // Наукові записки НАУКМА. – 2005. – Т. 29. – С. 58 – 64.

70. Терехина А.Ю. Анализ данных методами многомерного шкалирования / А.Ю. Терехина. – М. : Наука. – 1986. – 168 с.

71. Добротвор І.Г. Методика дослідження геометричних характеристик поверхневих шарів у епоксикомпозитах / І.Г. Добротвор. Вопросы химии и химической технологии. – Днепропетровск. – 2006. – № 4. – С. 109 – 112.

72. Схема структури зовнішніх шарів дисперсного наповнювача в епоксикомпозитах / І. Добротвор, К. Мороз // Матеріали одинадцятої наукової конференції Тернопільського державного технічного університету імені Івана Пулюя. – Тернопіль. – 2007. – С. 125.

73. Очков, В.Ф. MathCad 8 Pro для студентов и инженеров / В.Ф. Очков. – М. : Компьютер Прес, 1999. – 523 с.

74. O.Dunets, C.Wolf, A.Sachenko, G.Hladij, I.Dobrotvor Multi-agent System of IT Project Planning. The 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications 21 – 23 September, 2017, Bucharest, Romania, vol. 1, – P. 548 – 552. ISBN 978-1-586-0696-4.

75. Дослідження впливу природи наповнювачів і товщини покриттів на зміну градієнта кольорів та внутрішні напруження в епоксикомпозитах / П.Д. Стухляк, І.Г. Добротвор, Р.З. Золотий, А.В. Букетов // Вісник КНУДТ. – № 5. – 2006. – С. 82 – 87.

76. Стухляк П.Д. Розробка методики дослідження параметрів поверхневих шарів у епоксикомпозитах з використанням спектрального аналізу ділянок полімера / [П.Д. Стухляк, І.Г. Добротвор, А.В. Букетов та ін.] // Вісник Технологічного університету Поділля. – 2005. – Т. 1. – № 5. – С. 92 – 98.

77. Корякина, М.И. Испытание лакокрасочных материалов и покрытий / М.И. Корякина. – М. : Химия, 1988. – 272 с.

78. Джонсон Н. Статистика и планирование эксперимента / Н. Джонсон, Ф. Лион. – М. : Из-во „Мир”. – 1980. – 510 с.

79. Схема структури зовнішніх шарів дисперсного наповнювача в епоксикомпозитах / І. Добротвор, К. Мороз // Матеріали одинадцятої наукової конференції Тернопільського державного технічного університету імені Івана Пулюя. – Тернопіль. – 2007. – С. 125.

80. І. Добротвор, Д. Стухляк Моделювання мікроструктур композитних матеріалів рівняннями в частинних похідних Міжнародна науково-технічна конференція «Сучасні технології одержання та переробки полімерних матеріалів», Збірник тез доповідей, 21 – 23 вересня 2016 р., – Львів – С. 13.

81. P.Stukhljak, I.Dobrotvor, M.Mytnyk, A. Mykytyshyn Investigation of the phenomena revealed on phase interface in epoxide-composites. Przetworstwo tworzyw. Polymer processing. 2017 (styczen-luty) – N1 (175)/23, p. 53 – 63.

82. І. Добротвор, Д. Стухляк Дослідження проявів меж структур композитів методами розпізнавання образів Матеріали III Всеукраїнської

науково-технічної конференції «Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки і приладобудування», 8 – 9 червня 2017 року, – Тернопіль, 2017. – С. 8 – 10.

83. Поршневу, С.В. Численные методы на базе Mathcad / СПб.: БХВ-Петербург. – 2005 – 464 с.

84. Годунов, С. Уравнения математической физики / Годунов С. – М. : Изд-во "Наука". – 1979. – 392 с.

85. Релаксационные явления в полимерах / [Под. Ред. Г.М. Бартенева, Ю.В. Зеленева] – Л. : Химия. – 1972. – 257 с.

86. Гащук, П.М. Лінійні динамічні системи і звичайні диференціальні рівняння / П.М. Гащук. – Львів : Українські технології. – 2002. – 608 с.

87. Вольтерра В. Теория функционалов, интегральных и интегродифференциальных уравнений / В. Вольтерра. – М. : Наука. – 1982. – 304 с.

88. Бардзокас, Д.И. Математическое моделирование физических процессов в композиционных материалах периодической структуры / Д.И. Бардзокас, А.И. Зобнин. – М. : Едиториал УРСС. – 2003. – 376 с.

89. Специализированная информационно-измерительная система на базе микро-ЭВМ / А.А. Саченко, И.Г. Добротвор, А.Ф. Карачка, М.И. Чирка // Электронная техника, сер.8 „Управление качеством, стандартизация, метрология, испытания”, – вып. 2 (125), – 1987, С. 127 – 132.

89. I. Paliy, D Zahorodnia, Y.Pigovsky, I. Dobrotvor, P.Bykovyy, V.Krylov Structural Statistic Method Identifying Facial Images by Countour Characteristic Points IEEE 8th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications, 23 – 27 September 2015, Warsaw, Poland, pp.295 – 298.

90. Використання диференційних операторів I – го порядку для дослідження структури поверхневих шарів на межі поділу фаз у епоксикомпозитах / П.Д. Стухляк, І.Г. Добротвор, А.В. Букетов, Р.З. Золотий // Вісник Хмельницького національного університету, Технічні науки. – 2006. – том 2. – № 2. – С. 160 – 163.

91. Микитишин А.Г., Стухляк П.Д., Митник М.М. Моделювання затвердження реактопластів три- і чотириелементними математичними моделями в'язкопружних тіл // Вісник Тернопільського державного технічного університету. – 2001. – т.6 – № 2. С. 40 – 48.

92. Стухляк П.Д., Микитишин А.Г., Митник М.М., Букетов А.В. Автоматизація дослідження кінетики отвердження епоксиполімерних композитів // Вісник Технологічного університету Поділля. – 2002. – № 3. Т. 2. – С.59 – 62.

93. Дослідження формування зовнішніх поверхневих шарів у епоксикомпозитах / І.Г. Добротвор, А.В. Букетов, П.Д. Стухляк // Фізико-хімічна механіка матеріалів. – том 45. – № 4. – 2009. – С. 99 – 103.

94. Компьютерное моделирование структуры малых кластеров окисла вольфрама / Е.А. Никитина, М.Е. Прохорский, Л.В. Туниченко, А.Д. Фофанов // Кристаллография, – т. 49, № 5, – 2004. – с. 799 – 805.

95. Селяв, В.П. Анализ микроструктуры эпоксидных композиционных материалов / В.П. Селяв, Т.А. Низина, Ю.А. Ланкина, В.В. Цыганов, М.В. Гребешечникова // Вестник Волжского регионального отделения, вып.6 – Нижний Новгород: ВРО РААСН, – 2003, – с. 81 – 88.

96. Дослідження ефективної площі поверхні дисперсного наповнювача з використанням наближених числових методів / П.Д. Стухляк, А.В. Букетов, І.Г. Добротвор, Р.З. Золотий // Вісник Тернопільського державного технічного університету, – № 1, – 2006, – С. 24 – 31.

97. Епоксикомпозити. Вплив ультразвукової обробки у водяному середовищі на релаксаційні процеси / П.Д. Стухляк, А.В. Букетов, І.В. Чихіра, А.Г. Микитишин // Хімічна промисловість України. – 2005, – № 3, – с. 29 – 34.

98. Липатов Ю.С. Физико-химические процессы на границе раздела полимерных композициях / Ю.С. Липатов // Физическая химия полимерных композиций. – К. : Наукова думка, 1974. – С. 3 – 17.

99. Тот, Л.Ф. Расположения на плоскости, на сфере и в пространстве / Л.Ф. Тот – М.: Госуд. изд. физ-матем. литер-ры, 1958. – 363 с.

100. Елесин, В.Ф. Компьютерное моделирование конфигураций и свойств энергонасыщенных азотных кластеров, их ансамблей и полимерных форм / В.Ф. Елесин, Н.Н. Дегтяренко, К.С. Пажитных // Всероссийская конференция «Многомасштабное моделирование процессов и структур нанотехнологиях: Сборник тезисов докладов, – М., 2008, – с. 81.

101. Kim, H. Multi-scale fracture modeling of asphalt composite structures / H. Kim, W.G. Buttlar // Composites Science and Technology, – Vol. 69, Iss. 15 – 16 December 2009. – P. 2716 – 2723.

102. Иванов В.В. Методы вычислений на ЭВМ. Справочное пособие / В.В. Иванов. – К. : Наукова думка. – 1986. – 176 с.

103. Малкин А.Я. Методы измерения механических свойств полимеров / А.Я. Малкин. – М., Изд-во «Химия». – 1978. – 336 с.

104. Стухляк П.Д., Митник М.М., Микитишин А.Г. Торсійний маятник для дослідження динамічних характеристик полімерних матеріалів // Фіз.-хім. механіка матеріалів. – Львів. – 2000. – № 3. – С. 82 – 83.

105. Добротвор, І.Г. Визначення параметрів коміркової структури епоксикомпозитних матеріалів для покриттів / І.Г. Добротвор. Нафтова і газова промисловість. – № 1. – 2010. – С. 42 – 45.

106. Добротвор, І.Г. Детальна рівновага систем ресурсообмінних елементів / І.Г. Добротвор, В.Г. Нікітаєв, Н.М. Цепенюк // Матеріали дев'ятої наукової конференції Тернопільського державного технічного університету імені Івана Пулюя. – Тернопіль. – 2005. – С. 197.

107. Гросберг, А.Ю. Статистическая физика макромолекул / А.Ю. Гросберг, А.Р. Хохлов. – М. : Наука. – 1989. – 342 с.

108. Чоговадзе, Г.И. Композиционные полимерные материалы для энергетики / Г.И. Чоговадзе, М.И. Толгнашвили, Л.М. Ханашвили // Пласт. массы. – 1982. – № 10. – С. 12 – 13.

109. Sahraie, A.J. Metal Matrix Composites Reinforced with Nano-sized Reinforcements. An analytical method for predicting cutting forces in orthogonal

machining of unidirectional composites / A. Sahraie Jahromi, B. Bahr // Composites Science and Technology, – Vol. 70, Issue 16, 31 December 2010, – P. 2290 – 2297.

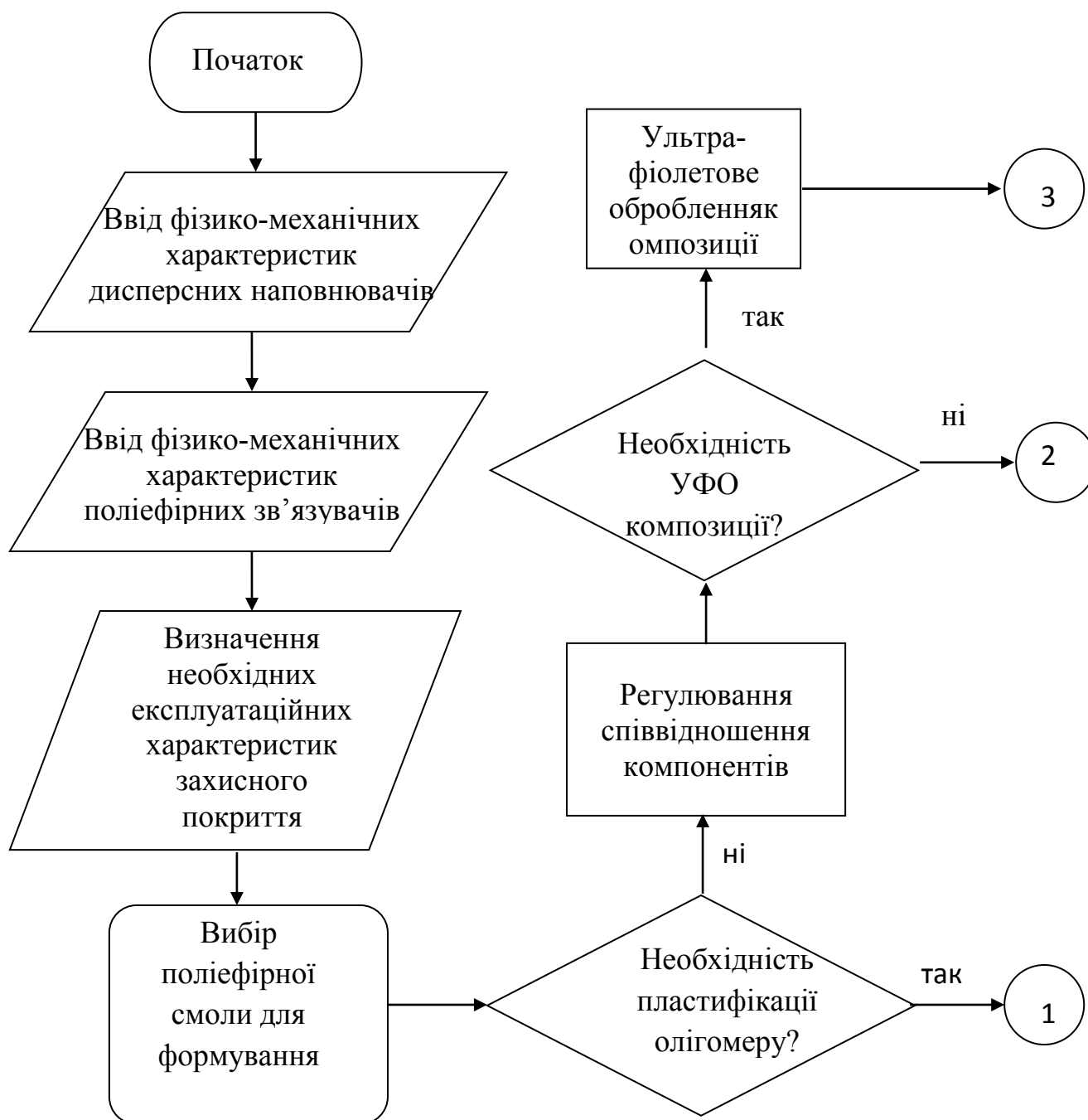
110. Добротвор, І.Г. Моделювання росту мікроструктур епоксикомпозитів функціями дискретних відліків / І.Г. Добротвор // Наукові нотатки. Міжвузівський збірник (за напрямом "Інженерна механіка"), випуск 21 (березень, 2008), – Луцьк, – 2008, – с. 64 – 73.

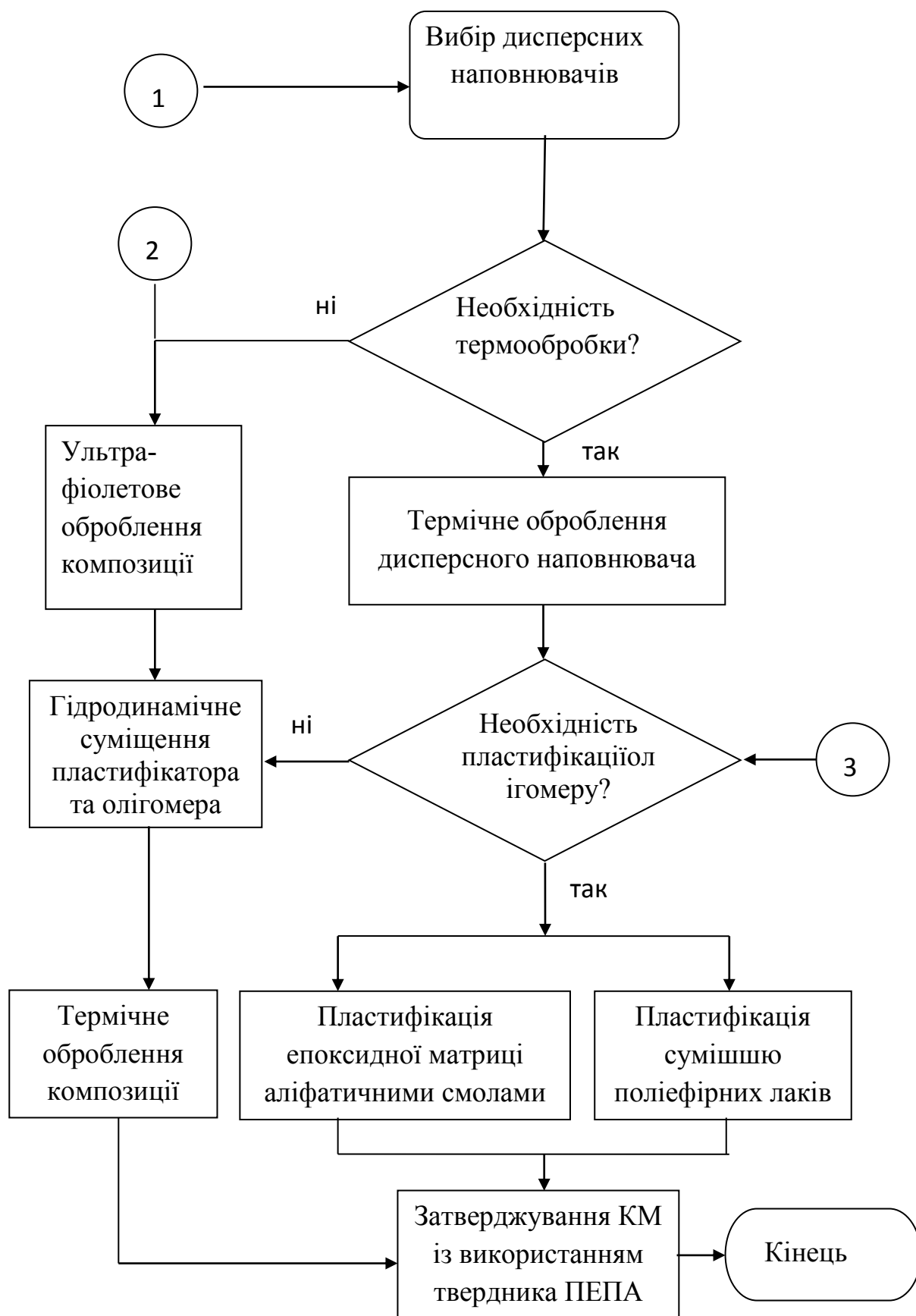
111. Стухляк, П.Д. Використання полімеркомпозиційних покриттів в промисловості України / П.Д. Стухляк // Вісник Харківського технологічного університету сільського господарства. – Вип. 14. „Підвищення надійності відновлюємих деталей машин”. – Харків, – 2003, – с. 109 – 113.

112. Новиков, В.У. Моделирование межфазного слоя в анизотропных композитах / В.У. Новиков, О.Ю. Бурьян // Прикладная физика, – 2000, – № 1, – с. 67 – 78.

ДОДАТКИ

БЛОК-СХЕМА АЛГОРИТМУ ТЕХНОЛОГІЇ ФОРМУВАННЯ ЕПОКСИДНИХ КОМПОЗИТІВ З ДИСПЕРСНИМ НАПОВНЮВАЧЕМ





Додаток Б

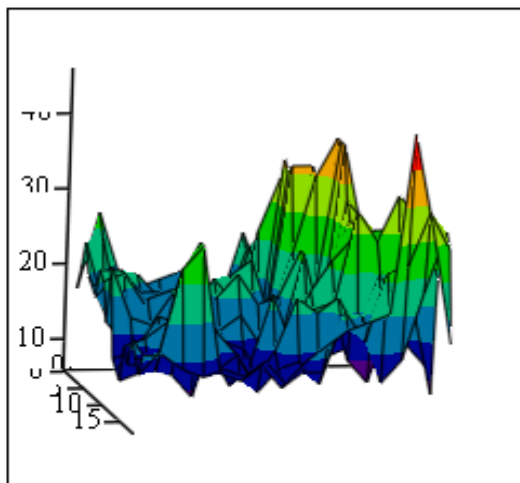
ОЦІНКИ РЕЛЬЄФНИХ ХАРАКТЕРИСТИК ЗПШ

```
c1 := submatrix(cz, 6, 24, 15, 30)
```

```
z1 := rows(c z1 = 19
```

```
v1 := cols(c1) v1 = 16
```

```
i := 0..z1 - 1 j := 0..v1 - 1
```



c1

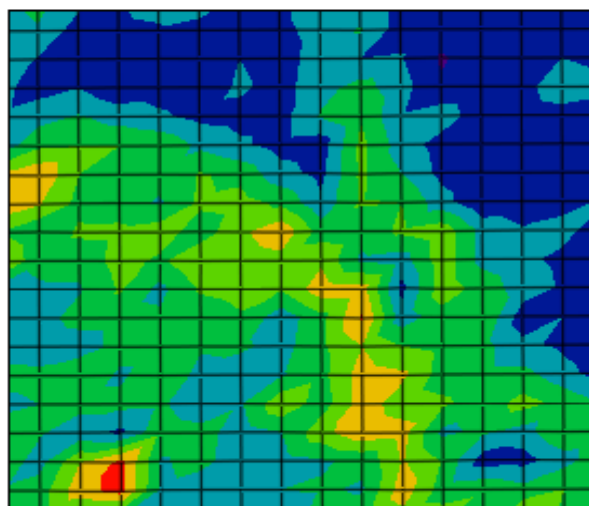
```
cc1 := submatrix(cc, 6, 24, 15, 30)
```

```
zz1 := rows(cc1)
```

```
zz1 = 19
```

```
vv1 := cols(cc1)
```

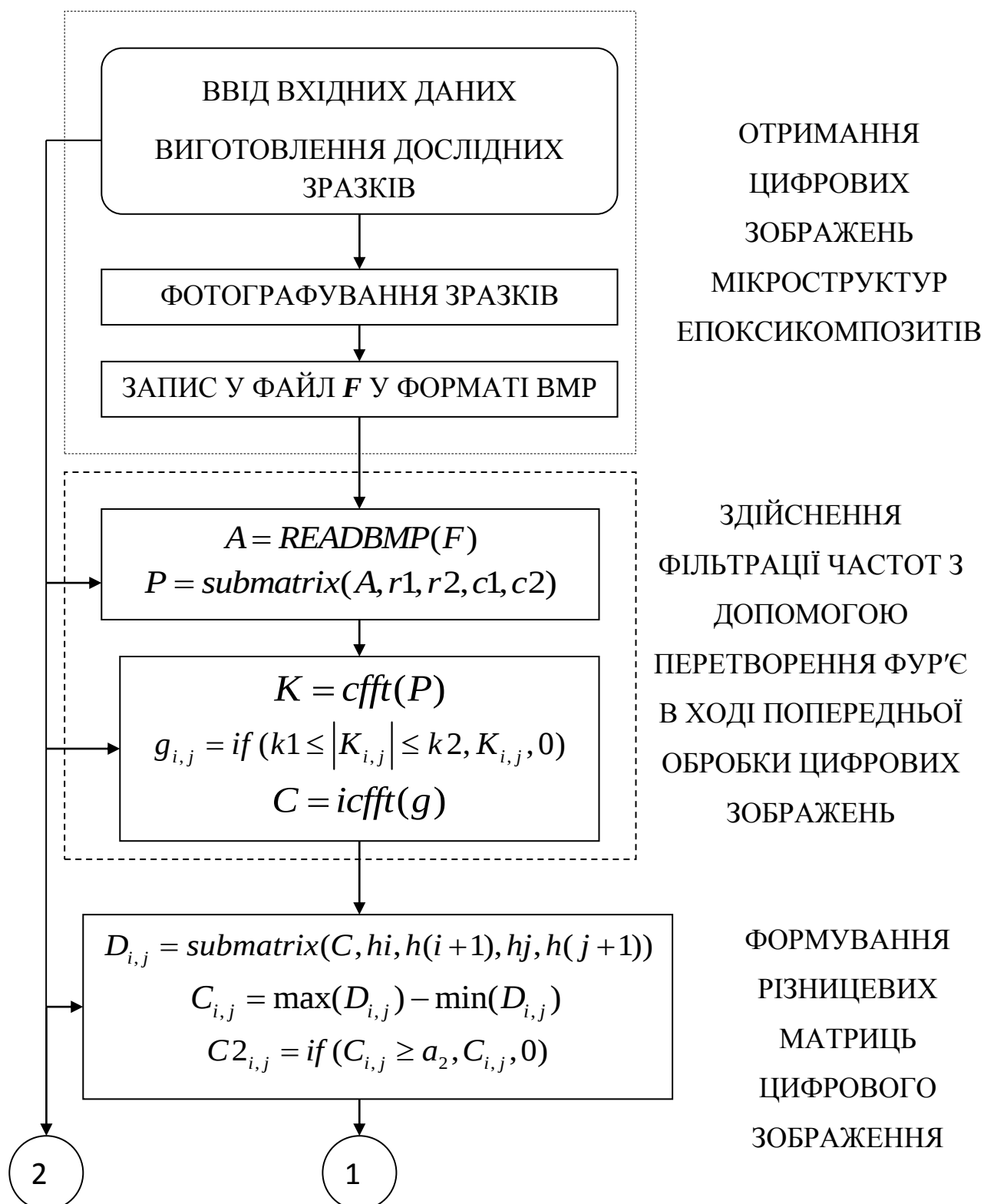
```
vv1 = 16
```

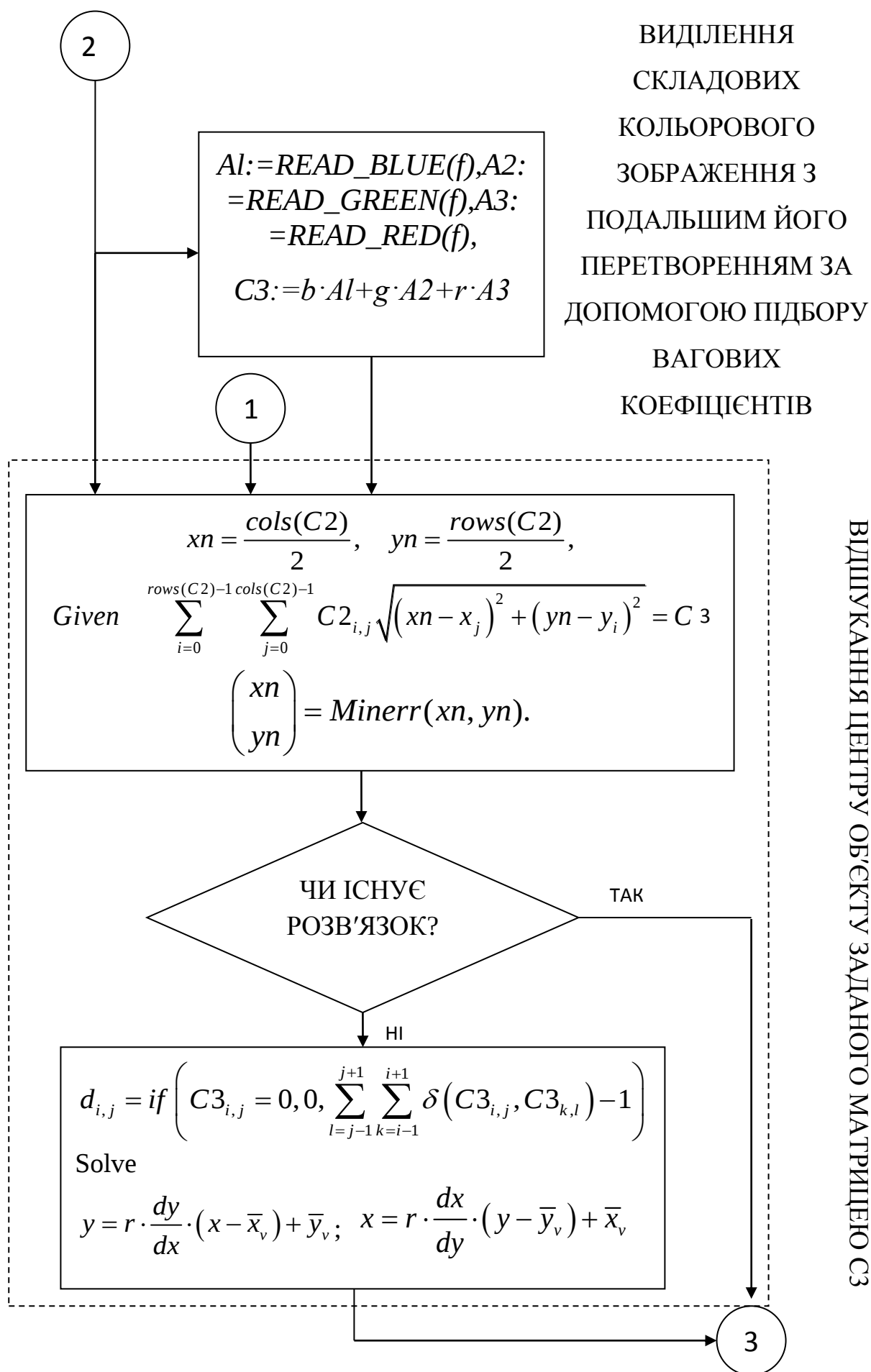


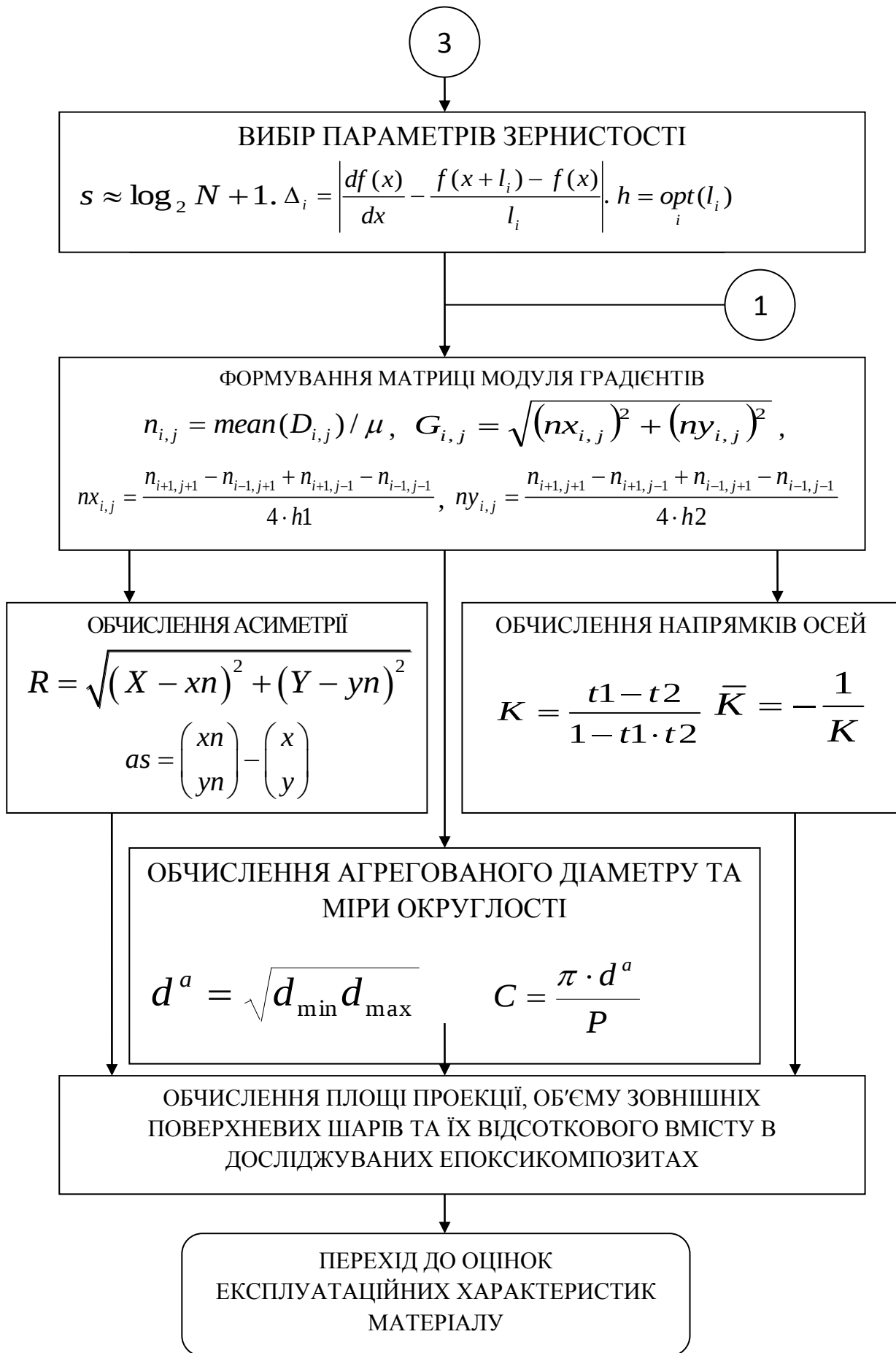
cc1

Програма візуалізації зон інтенсивності зовнішніх поверхневих шарів для тонких плівок епоксидних композитів в околі частинки дисперсного наповнювача з допомогою матриць зернистості

АЛГОРИТМ ВИЗНАЧЕННЯ ПРОТЯЖНОСТЕЙ МІКРОСТРУКТУР ЕПОКСИКОМПОЗИТІВ З ДОПОМОГОЮ АНАЛІЗУ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ







**ПРОГРАМА ВІЗУАЛІЗАЦІЇ ЗОН ІНТЕНСИВНОСТІ ЗПШ ДЛЯ ТОНКИХ
ПЛІВОК ЕПОКСИДНИХ КОМПОЗИТІВ В ОКОЛІ ЧАСТИНКИ
ДИСПЕРСНОГО НАПОВНЮВАЧА З ДОПОМОГОЮ МАТРИЦЬ
ЗЕРНИСТОСТІ**

```

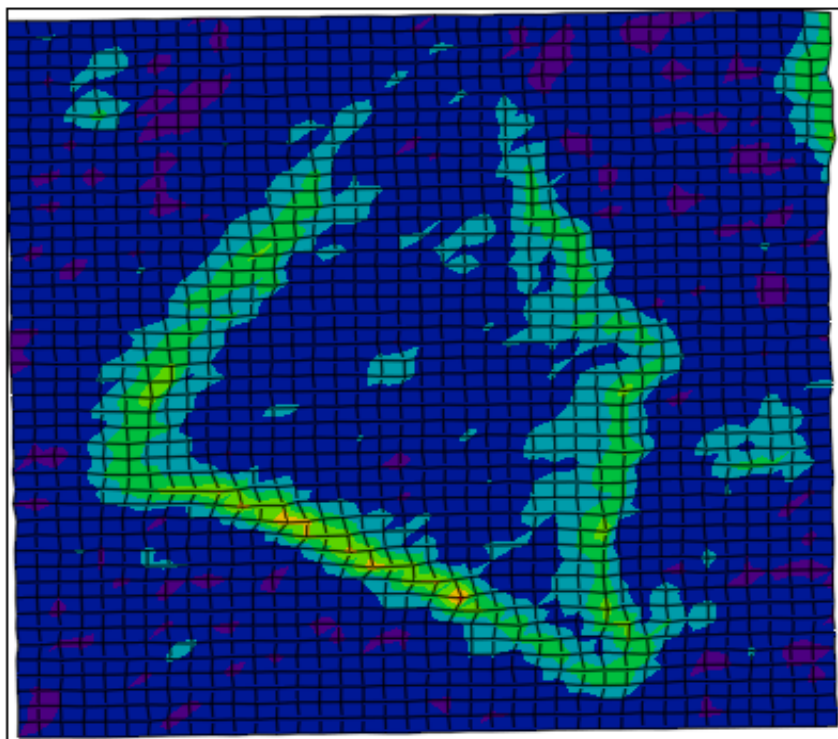
file1 := "G:\ternopol, ZPSh\22.bmp"   A := READBMP(file1)

c := cols(A) c = 199      r := rows(A)   r = 236      h := 5
z := floor((r-1)/h) z = 47    v := floor((c-1)/h) v = 39
C := submatrix(A, 0, r-1, 0, c-1)   i := 0..z-1   j := 0..v-1

Di,j := submatrix[C, h*i, h*(i+1), h*j, h*(j+1)]

mi,j := max(Di,j) li,j := min(Di,j) cz := m-1

```



cz

Рис. К1. Зовнішні поверхневі шари навколо дисперсної (63 мкм)
частинки фериту

ВИДІЛЕННЯ УЧАСТКІВ ЗПШ ДЛЯ ТОНКИХ ПЛІВОК КМ З НАПОВНЮВАЧЕМ ФЕРИТ З
ДОПОМОГОЮ РОЗБИТТЯ ДВОВИМІРНОГО СИГНАЛУ ЗОБРАЖЕННЯ НА СКЛАДОВІ

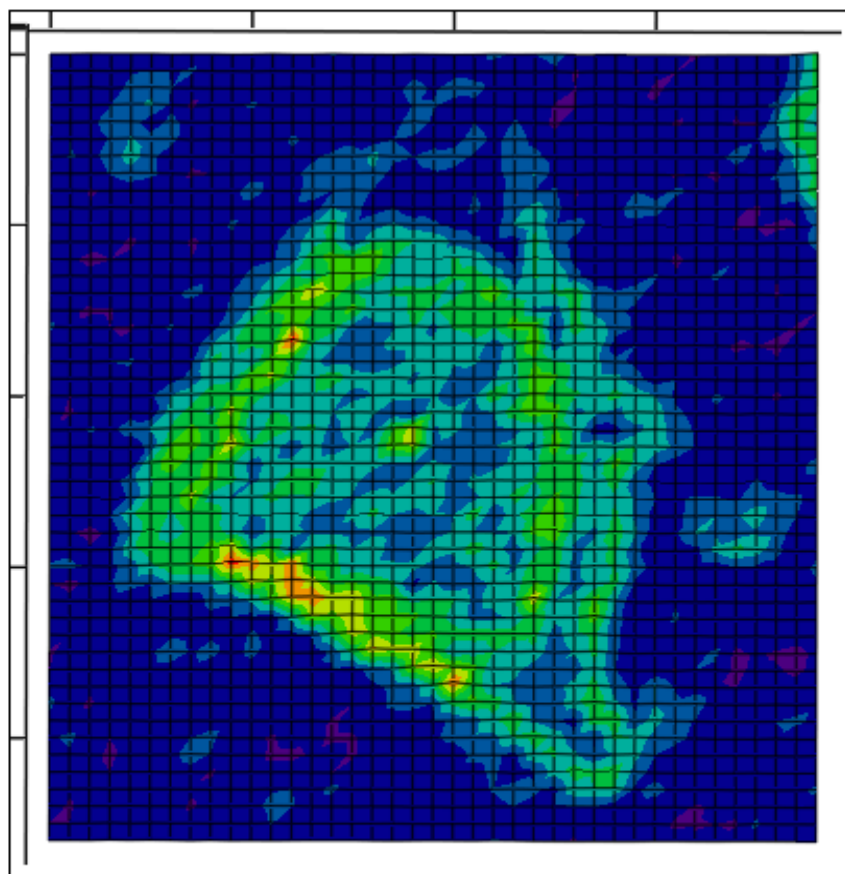
```

AB := READ_BLUE(file1)    AR := READ_RED(file1)

AG := READ_GREEN(file1)  AC := AB + AG + AR    AA := AC - A
CC := submatrix(AA, 0, r - 1, 0, c - 1 := 0..z - 1    j := 0..v - 1
DDi,j := submatrix[CC, h - i, h - (i + 1), h - j, h - (j + 1)]

mmi,j := max(DDi,j)    lli,j := min(DDi,j)    cc := mm - ll

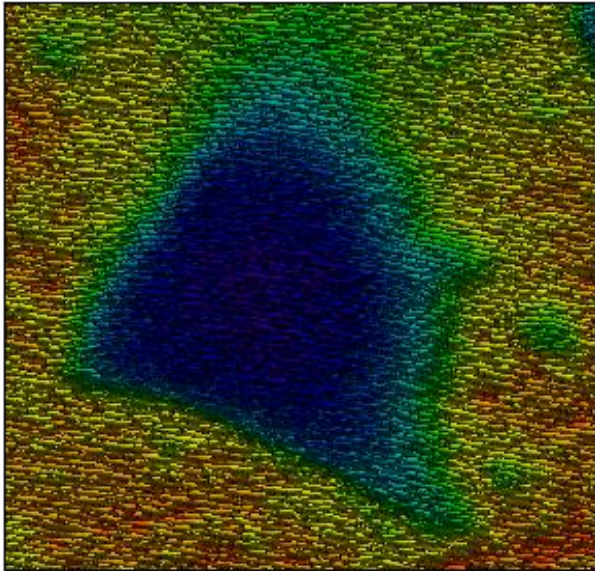
```



cc

Додаток Е

Програма застосування швидкого дискретного перетворення Фур'є для згладжування високочастотних шумів та низькочастотних трендів для двовимірного фрагменту цифрового зображення ділянки ЕК покриття.



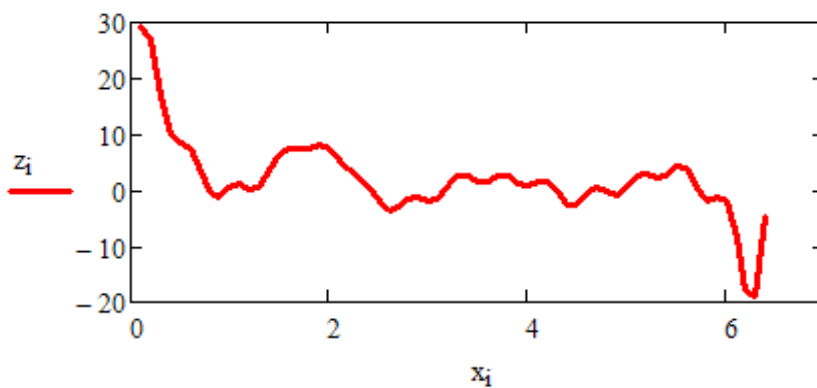
A

```

YP := submatrix(A, 40, 104, 30, 94)    i := 0..64    j := 0..64
Kyy := cfft(YP)    k1 := 40    k2 := 200

gii,j := if(k1 ≤ |Kii,j| ≤ k2, Kii,j, 0)    YA := icfft(g)

i := 1..64    k := 40
xi := i·0.1    zi := YAi,k
    
```



Графік перерізу на рівні z-того рядка згладженого дискретного цифрового двовимірного зображення, заданого масивом A

**ПРОГРАМА ЗАСТОСУВАННЯ ШВИДКОГО ДИСКРЕТНОГО
ПЕРЕТВОРЕННЯ ФУР'Є ДЛЯ ЗГЛАДЖУВАННЯ
ВИСОКОЧАСТОТНИХ ШУМІВ ТА НИЗЬКОЧАСТОТНИХ ТРЕНДІВ
ДЛЯ ДВОВИМІРНОГО ФРАГМЕНТУ ЦИФРОВОГО ЗОБРАЖЕННЯ
ДІЛЯНКИ ЕПОКСИКОМПОЗИТНОГО ПОКРИТТЯ**

```

gi,j := if (k1 ≤ |Ki,j| ≤ k2, Ki,j, 0)  YA := icfft(g)
i := 1..64  k := 40
xi := i·0.1  zi := YAi,k
    
```

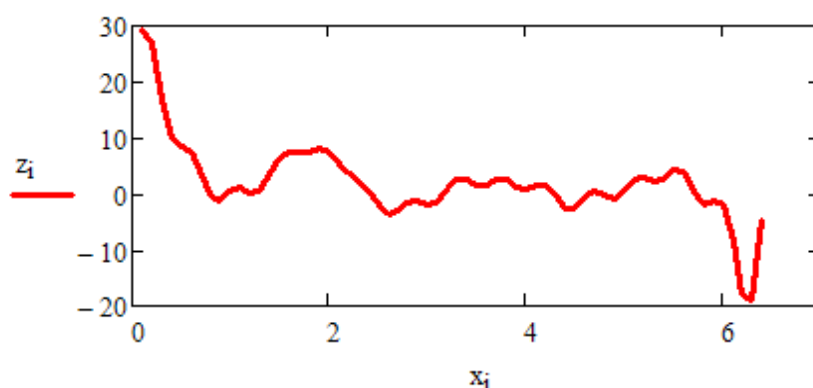
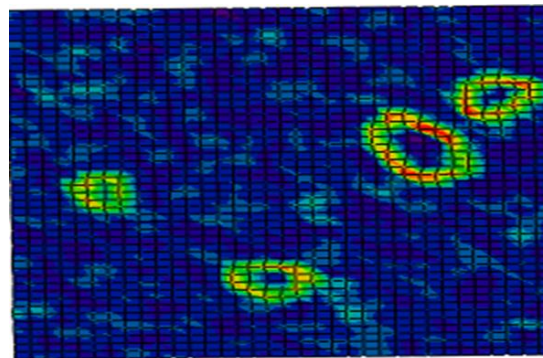


Рис. Л.1. Графік перерізу на рівні z-того рядка згладженого дискретного цифрового двовимірного зображення, заданого масивом А

**ДІАГРАМИ МАТРИЦЬ: (а) ЦИФРОВОГО ЗОБРАЖЕННЯ У ФОРМАТІ
ВМР ТА (б) МОДУЛЯ ГРАДІЄНТІВ ДЛЯ ФРАГМЕНТУ КОМПОЗИТУ ІЗ
ДИСПЕРСНОЮ ЧАСТКОЮ КАРБІДУ БОРУ**

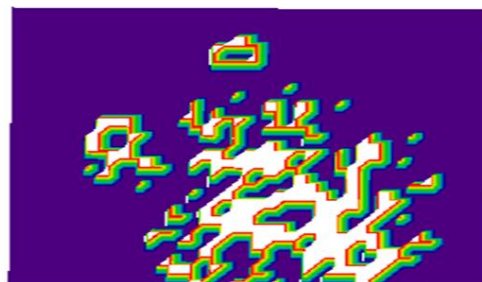
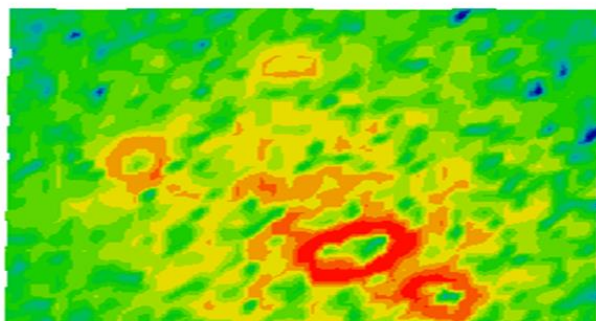


а)

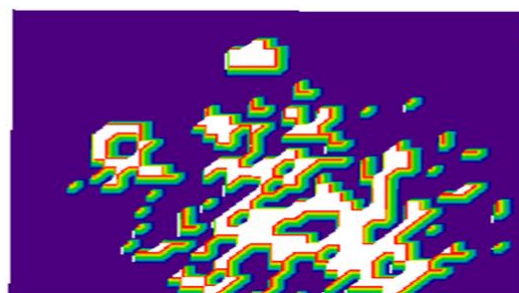
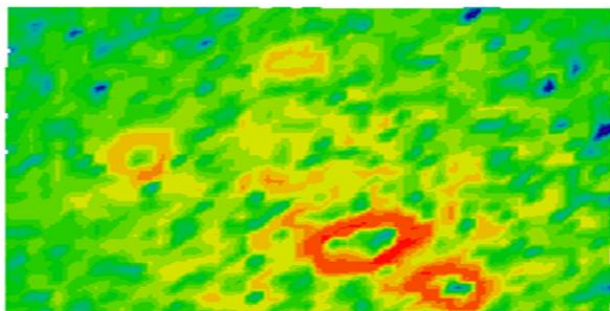


б)

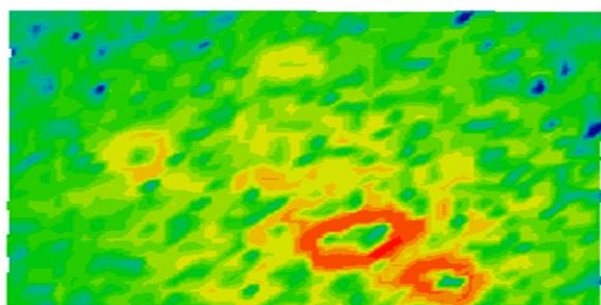
**ФОРМУВАННЯ КЛАСТЕРНИХ СТРУКТУР У
ЕПОКСИКОМПОЗИТІ З ДИСПЕРСНИМ НАПОВНЮВАЧЕМ (В₄ С)**



час тверднення – 30 хв.



час тверднення – 60 хв.



час тверднення – 120 хв.

```

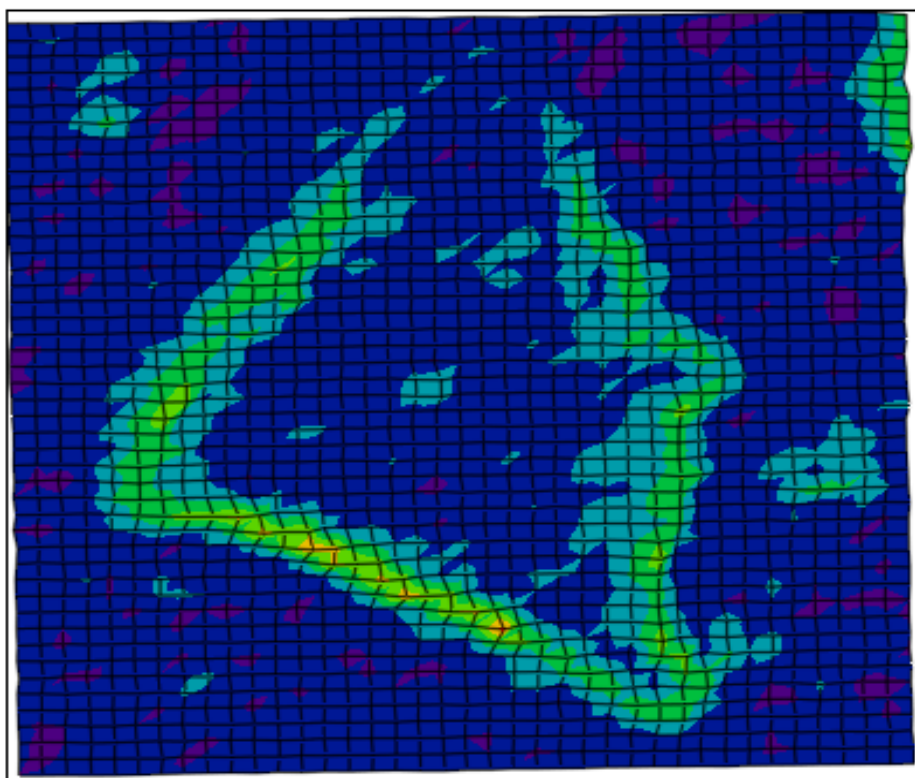
file1 := "G:\ternopol, ZPSh\22.bmp"   A := READBMP(file1)

c := cols(A)  c = 199      r := rows(A)  r = 236      h := 5
z := floor( $\frac{r-1}{h}$ )  z = 47      v := floor( $\frac{c-1}{h}$ )  v = 39
C := submatrix(A, 0, r-1, 0, c-1)  i := 0..z-1  j := 0..v-1

Di,j := submatrix[C, h·i, h·(i+1), h·j, h·(j+1)]

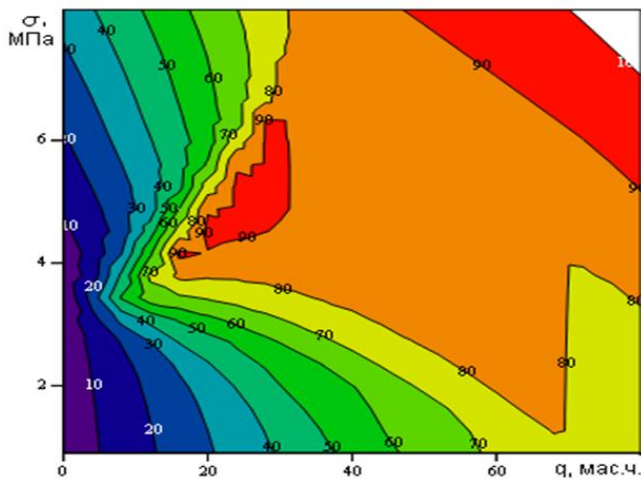
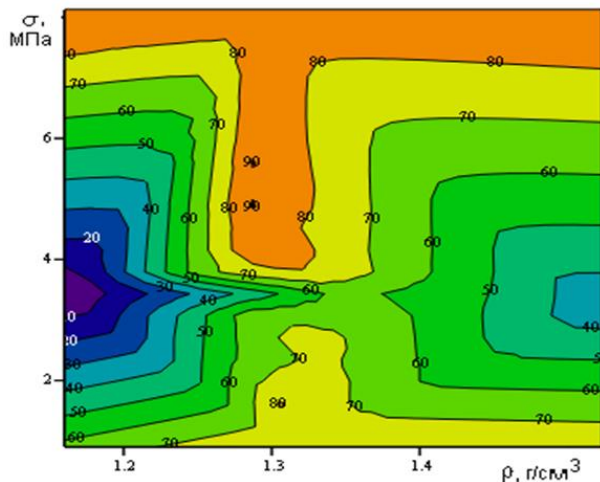
mi,j := max(Di,j)  li,j := min(Di,j)  cz := m-1

```

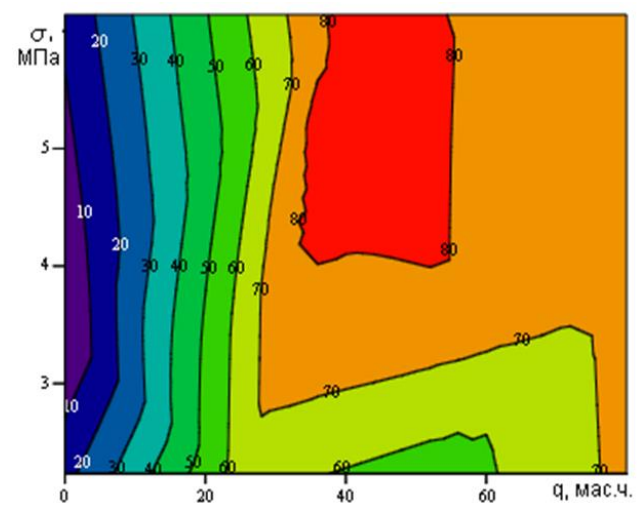
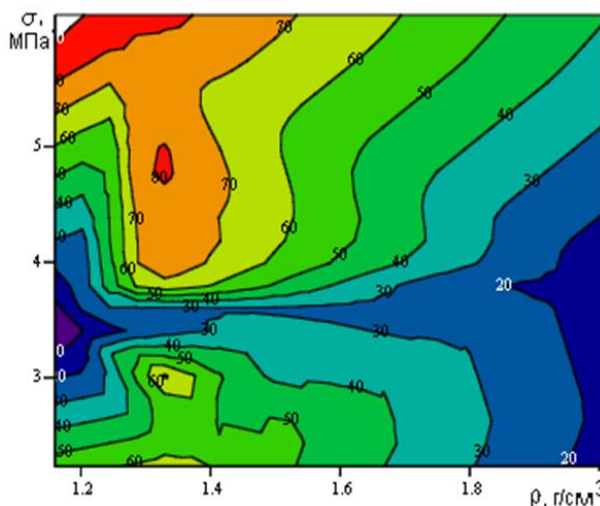


Зовнішні поверхневі шари навколо дисперсної (63 мкм) частинки фериту

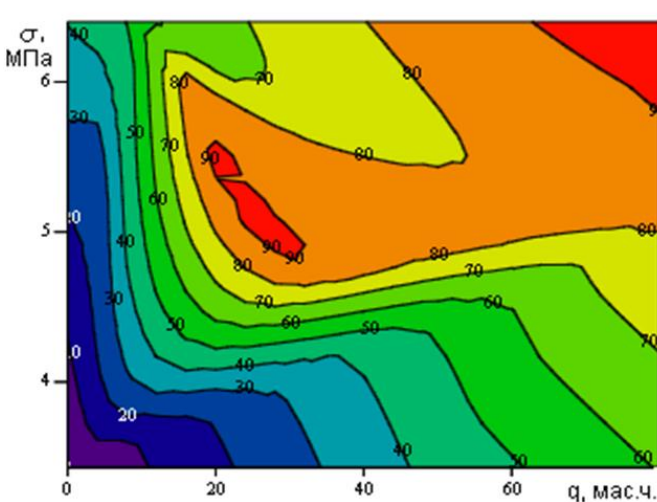
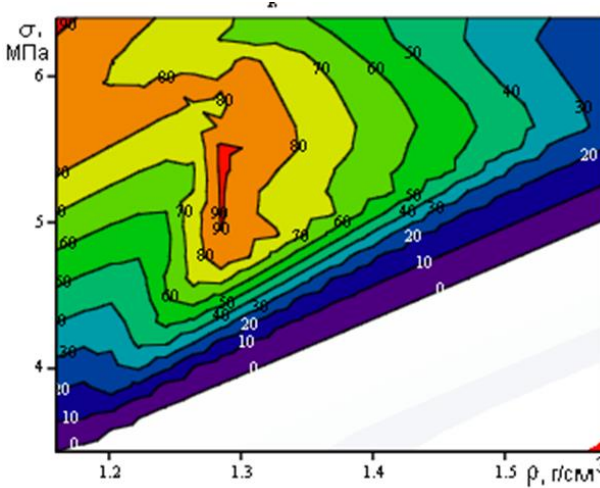
ДІАГРАМИ СТАНІВ ЕПОКСИКОМПОЗИТІВ З ДИСПЕРСНИМИ НАПОВНЕННЯМИ НА ОСНОВІ ЗМІНИ ЗАЛИШКОВИХ НАПРУЖЕНЬ



Наповнювач – карбід кремнію

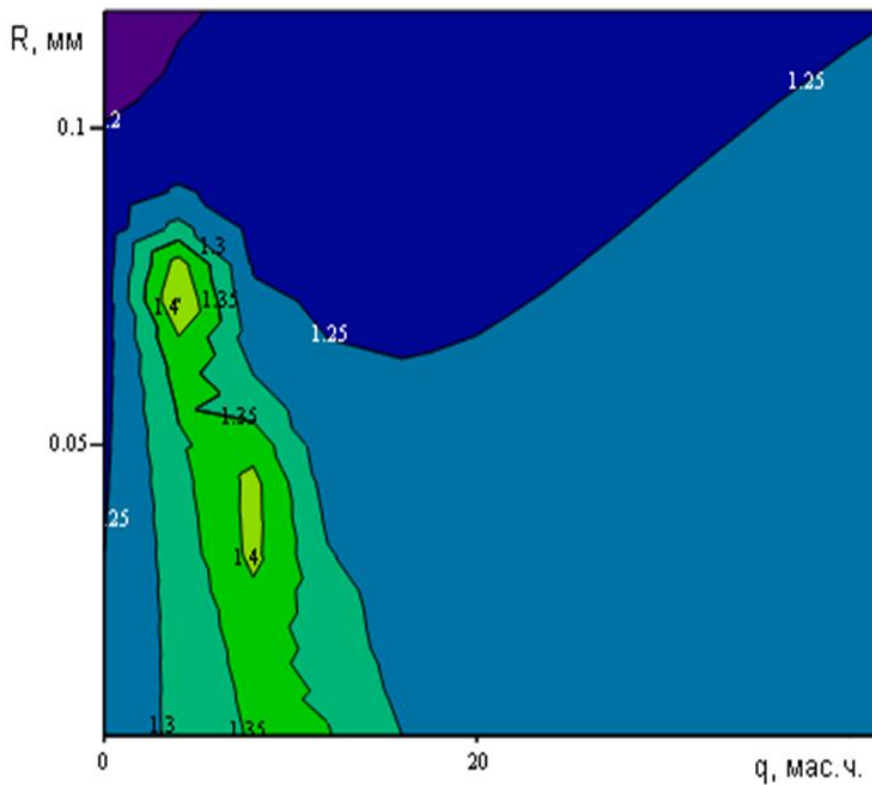


Наповнювач – карбід бору

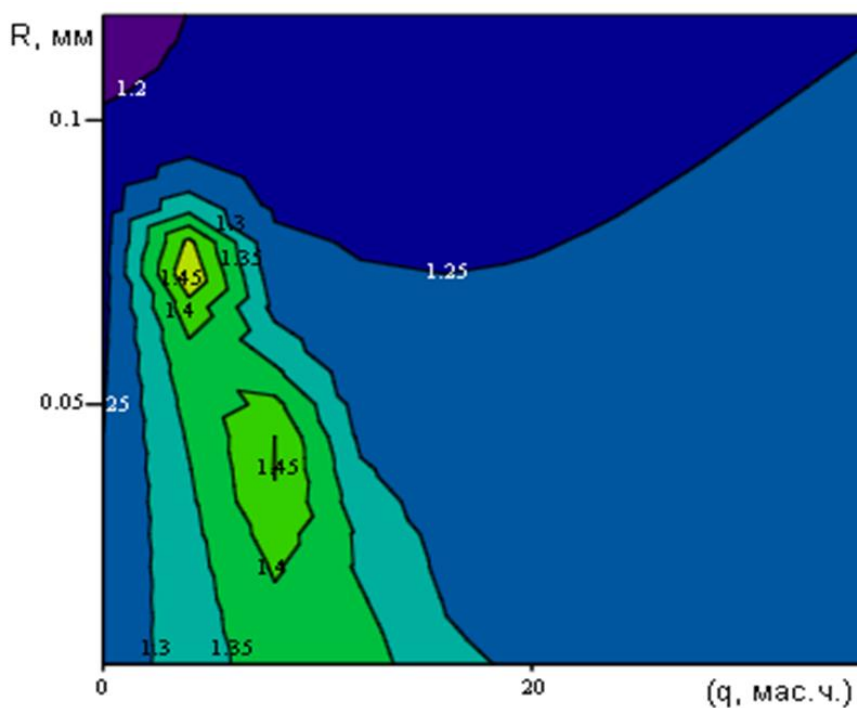


Наповнювач – електрокорунд

**ДІАГРАМИ ЗАЛЕЖНОСТІ ГУСТИНИ ЗОВНІШНІХ ПОВЕРХНЕВИХ
ШАРІВ ВІД НАПОВНЕННЯ КОМПОЗИТУ ТА ВІДСТАНІ МІЖ
ЧАСТКАМИ НАПОВНЮВАЧА**

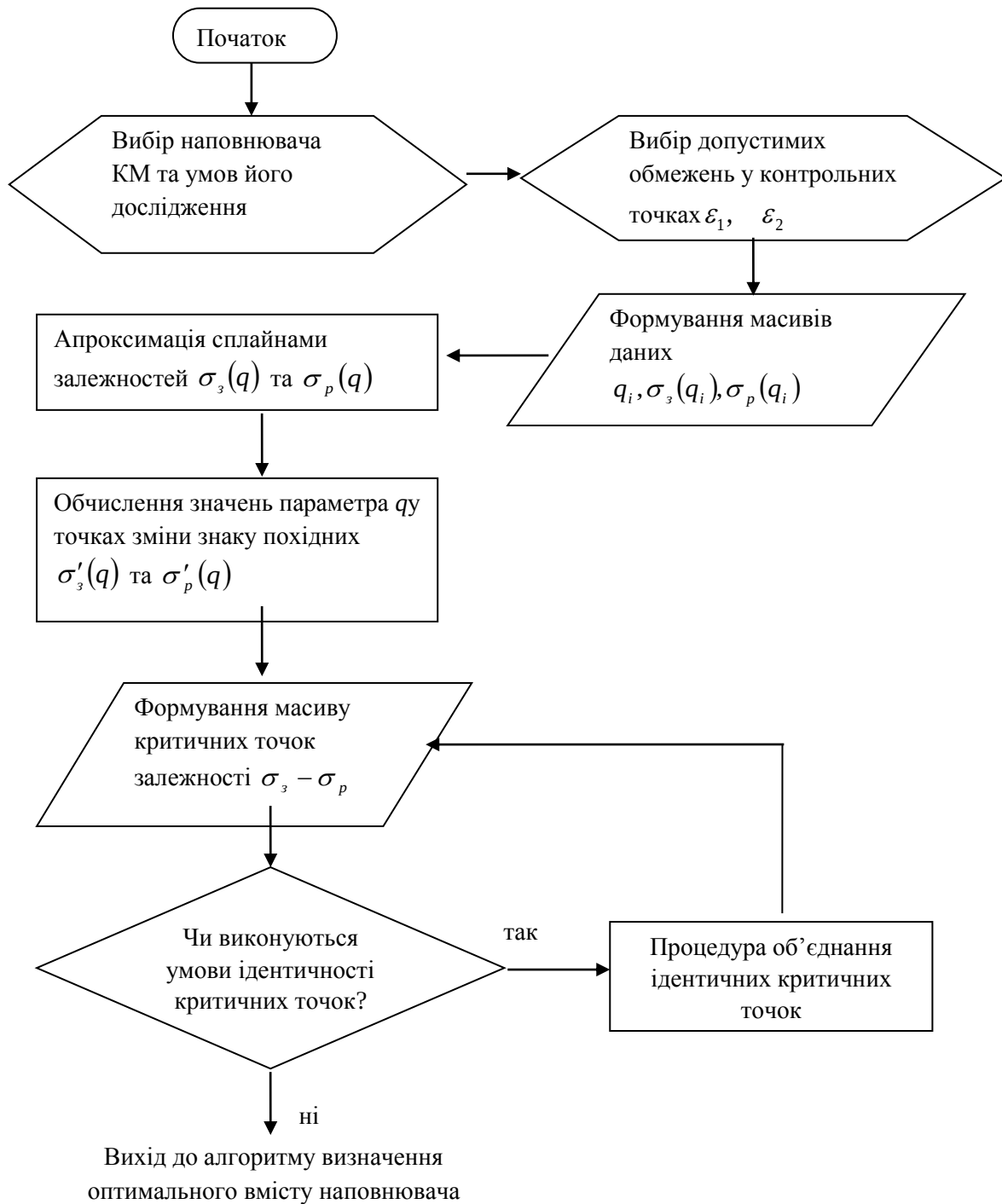


Наповнювач – карбід кремнію



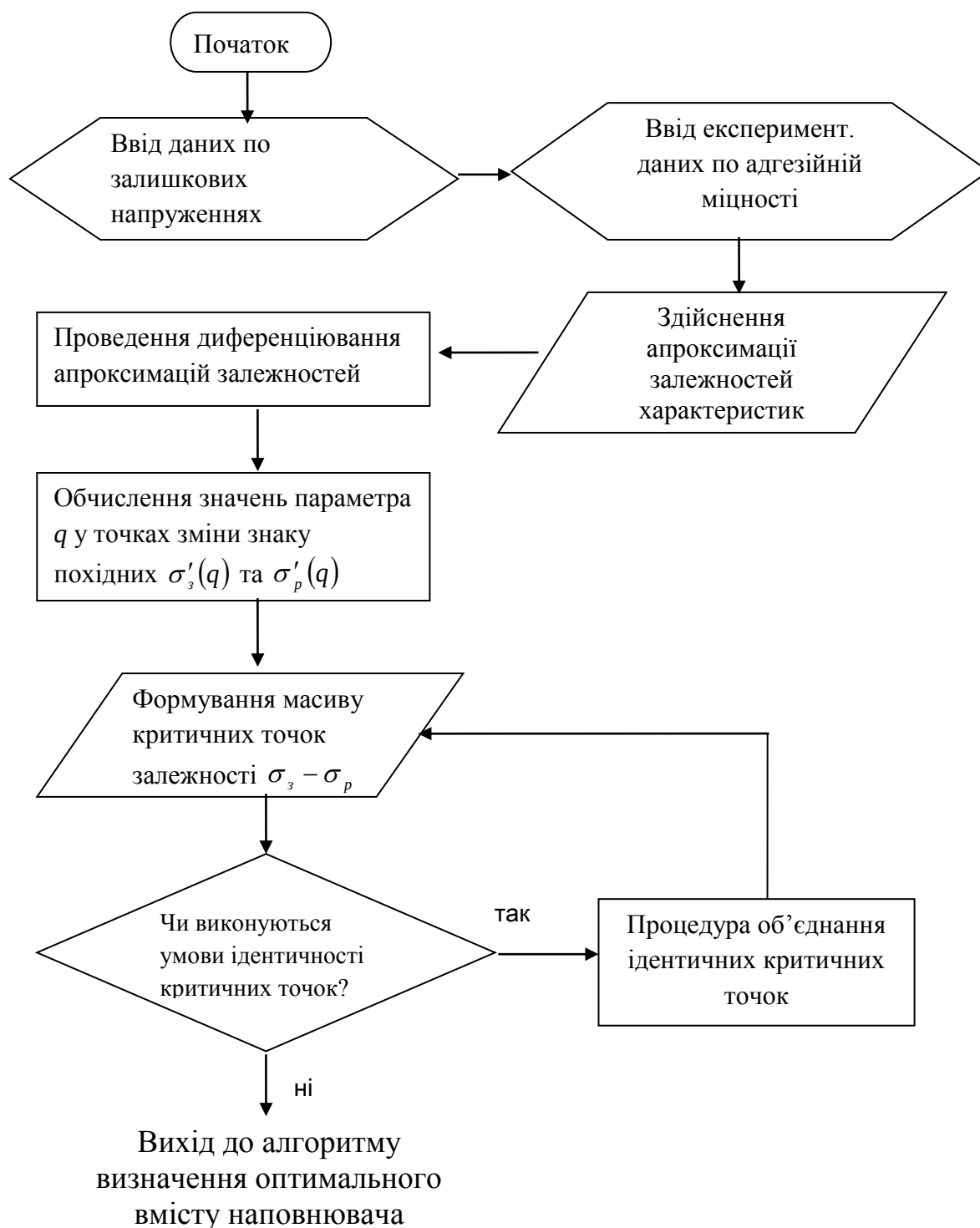
Наповнювач – електрокорунд

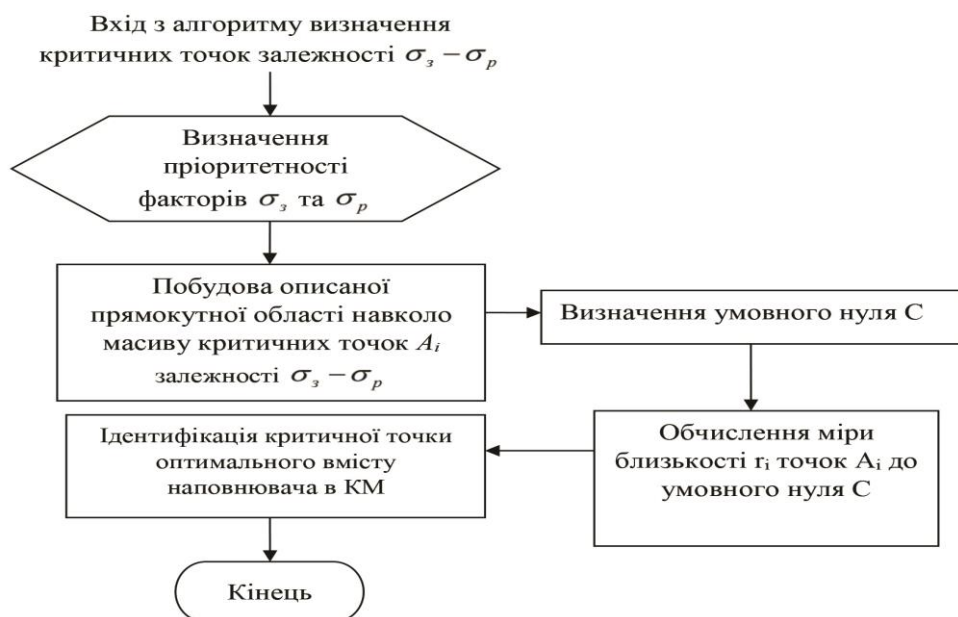
БЛОК-СХЕМА АЛГОРИТМУ ЗНАХОДЖЕННЯ КРИТИЧНИХ ТОЧОК НА КРИВИХ ЗАЛЕЖНОСТІ РУЙНІВНОГО НАПРУЖЕННЯ ПРИ ЗГИНАННІ ВІД ЗАЛИШКОВИХ НАПРУЖЕНЬ У КМ





БЛОК-СХЕМА АЛГОРИТМУ ІДЕНТИФІКАЦІЇ КРИТИЧНИХ ТОЧОК ОПТИМАЛЬНОГО ВМІСТУ ДИСПЕРСНОГО НАПОВНЮВАЧА В КОМПОЗИТНОМУ МАТЕРІАЛІ





Додаток М

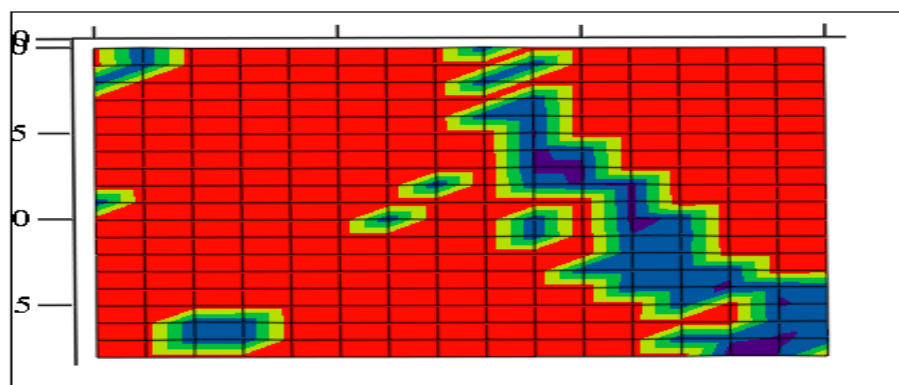
ВИДІЛЕННЯ КЛАСТЕРІВ ПОТЕНЦІАЛЬНОГО ВПЛИВУ ЗПШ НА ПРИЛЕГЛІ ДІЛЯНКИ МАТРИЦІ КМ ДО ПОВЕРХНІ НАПОВНЮВАЧА

$$g := 23 \quad c2_{i,j} := \text{if}(c1_{i,j} \geq g, c1_{i,j}, 0)$$

$$y_i := i \quad x_j := j \quad I := 0..18 \quad J := 0..15 \quad a := 0.015 \quad b := 0.001$$

ПОТЕНЦІАЛЬНА ФУНКЦІЯ ВПЛИВУ ЗПШ

$$f_{i,j} := \sum_I \sum_J \frac{1}{1 + a \cdot (|c2_{I,J} - c2_{i,j}|)^2 + b \cdot [(i - I)^2 + (j - J)^2]}$$



f

ОБЧИСЛЕННЯ КООРДИНАТ ЦЕНТРУ КЛАСТЕРА ЗПШ НА ФРАГМЕНТІ КМ

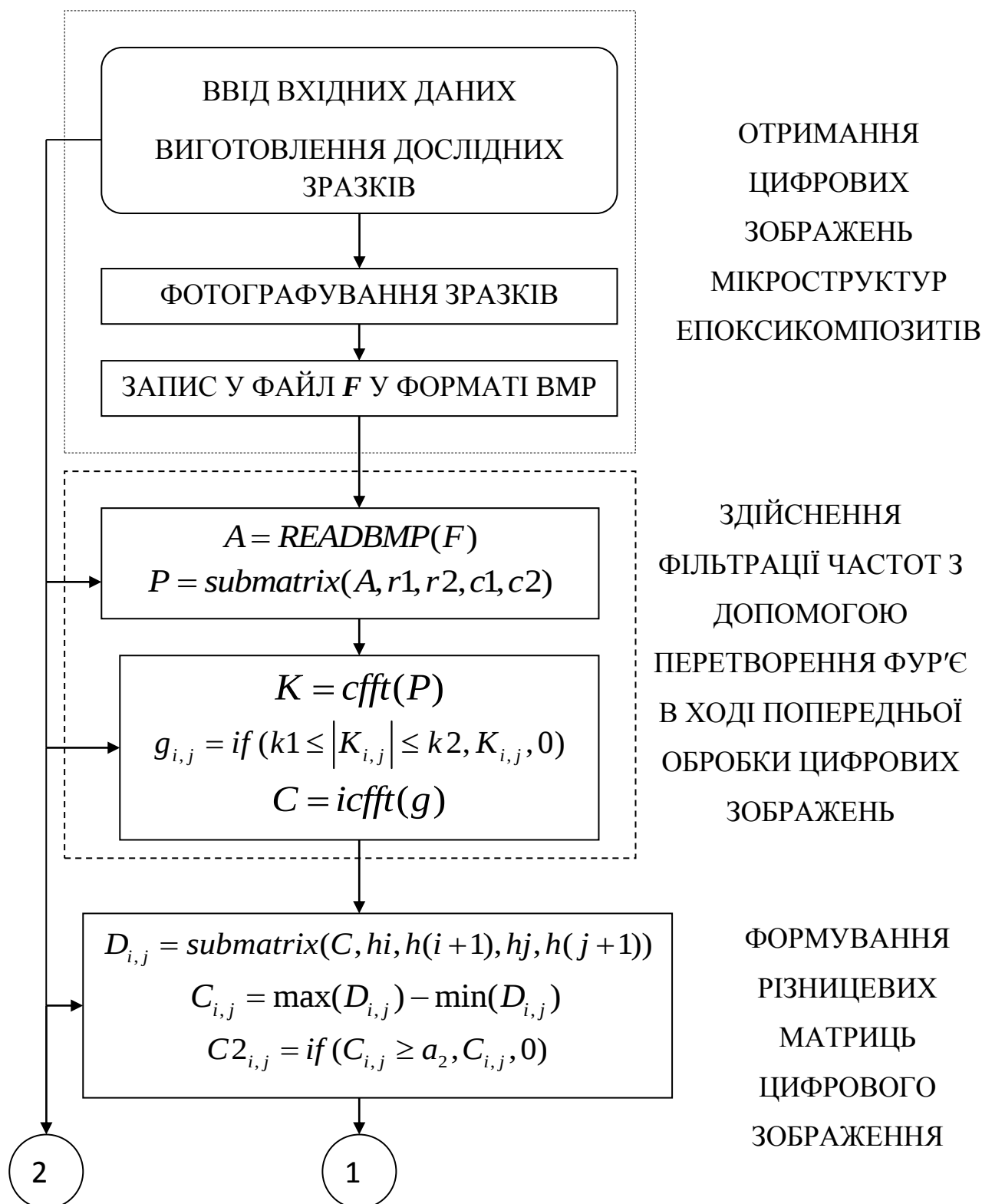
$$y1 := \frac{z1}{2} \quad x1 := \frac{v1}{2}$$

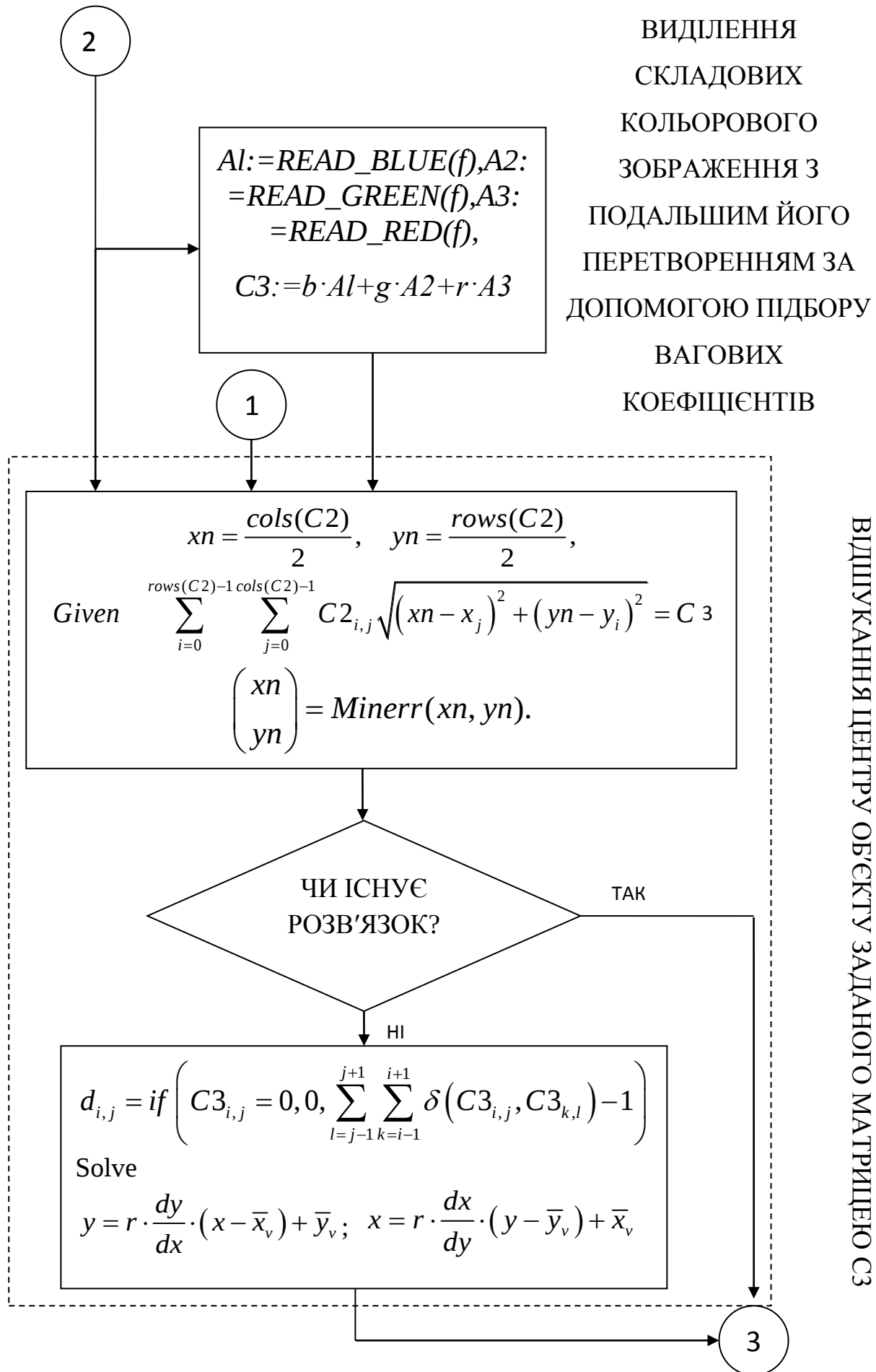
Given

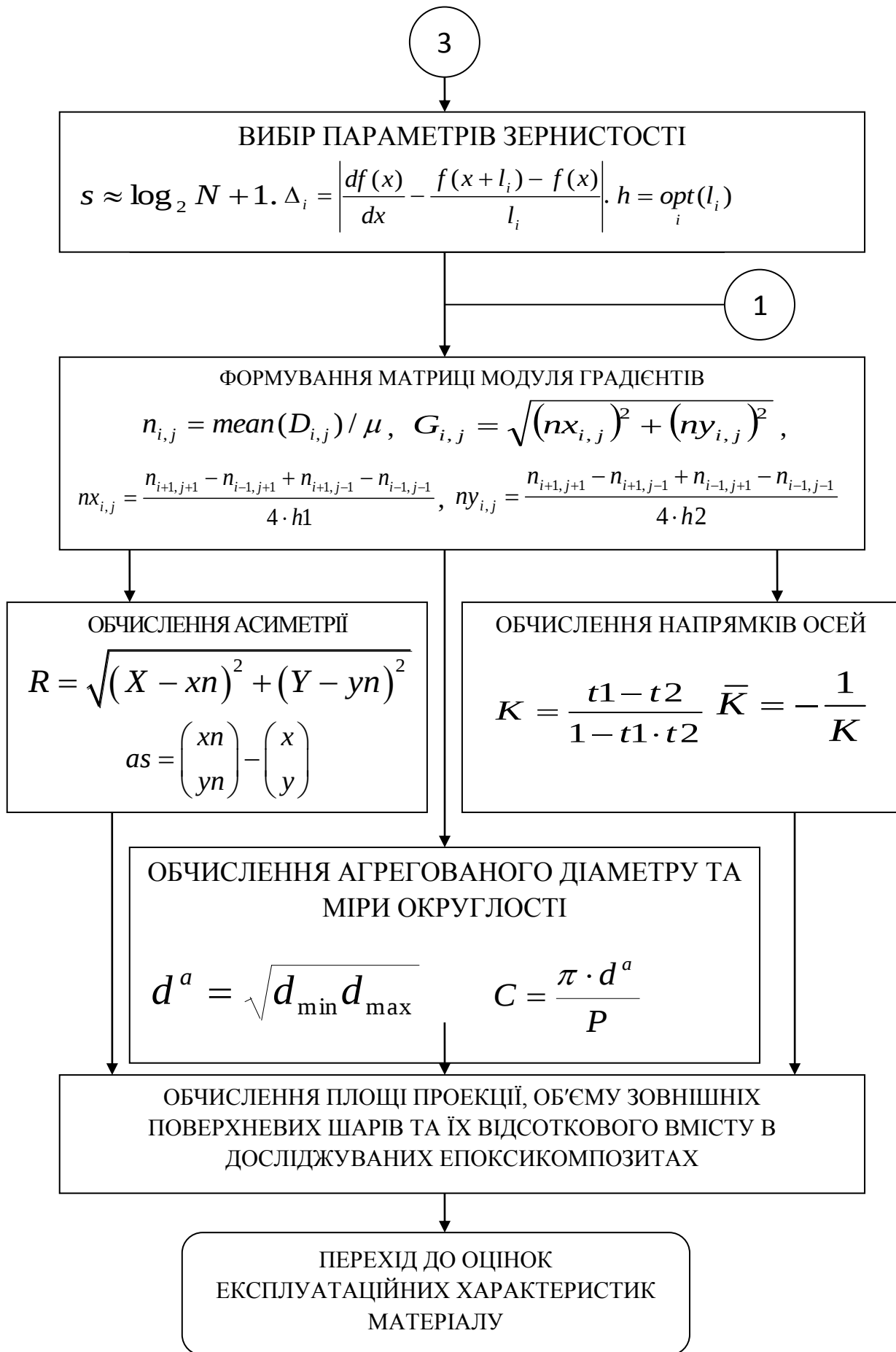
$$\sum_{i=0}^{z1-1} \sum_{j=0}^{v1-1} [c2_{i,j} \cdot \sqrt{(x1 - x_j)^2 + (y1 - y_i)^2}] = 0 \quad \begin{pmatrix} x_n \\ y_n \end{pmatrix} := \text{Minerr}(x1, y1)$$

$$\begin{pmatrix} x_n \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 10.865 \\ 11.105 \end{pmatrix}$$

АЛГОРИТМ ВИЗНАЧЕННЯ ПРОТЯЖНОСТЕЙ МІКРОСТРУКТУР ЕПОКСИКОМПОЗИТИВ З ДОПОМОГОЮ АНАЛІЗУ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ







ДЛЯ НОТАТОК

[illegible]

ДЛЯ НОТАТОК

[illegible]

ДЛЯ НОТАТОК

[illegible]

ДЛЯ НОТАТОК

[illegible]

Наукова література

**Добротвор І.Г., Стухляк П.Д.,
Микитишин А.Г., Митник М.М.**

АНАЛІЗ СИСТЕМ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ СТРУКТУРИ КОМПОЗИТІВ

Монографія

Комп'ютерне макетування та верстка *А.П. Катрич.*

Формат 60х90/16. Обл. вид. арк. 7,04. Тираж 300 прим. Зам. № 3020.

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя.
46001, м. Тернопіль, вул. Руська, 56.
Свідоцтво суб'єкта видавничої справи ДК № 4226 від 08.12.11.