

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Навчально-науковий центр заочної форми навчання  
(повна назва)

Кафедра Медіасистеми та технології  
(повна назва)

## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)  
(рівень вищої освіти)

Дослідження використання штучного інтелекту  
у завданнях побудови цифрових профілів поліграфічного обладнання  
(тема)

Виконав:  
здобувач 2 року навчання,  
групи КТСВПВзм-23-1



Азаренков В.І.

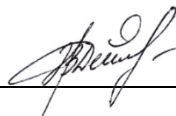
Спеціальність 186 Видавництво та поліграфія

Тип програми Освітньо-професійна

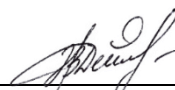
Освітня програма

Комп'ютерні технології та системи

видавничо-поліграфічних виробництв

Керівник  проф. Дейнеко Ж.В.

Допускається до захисту  
Зав. кафедри МСТ

  
(підпис)

Дейнеко Ж.В.  
(прізвище, ініціали)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Навчально-науковий центр заочної форми навчання  
Кафедра Медіасистем та технології  
Рівень вищої освіти другий (магістерський)  
Спеціальність 186 Видавництво та поліграфія  
Тип програми Освітньо-професійна  
Освітня програма Комп'ютерні технології  
та системи видавничо-поліграфічних виробництв  
(шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри МСТ \_\_\_\_\_  
(підпис)

« 25 » листопада 2024 р.

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

здобувачеві Азаренкову Володимирі Іллічу  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження використання штучного інтелекту  
у завданнях побудови цифрових профілів поліграфічного обладнання

затверджена наказом по університету від 18 листопада 2024 р. № 190 Стз

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 20 січня 2025 р.

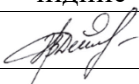
3. Вихідні дані до роботи: Наукова та професійна література за темою роботи.  
Норматив-но-довідкова документація.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі  
Вступ. Системи управління кольором. Сучасний стан. Архітектура програмного  
забезпечення ICC. ICC-специфікація профайлів. Створення ICC-профайлів. Підтримка  
управління кольором за стандартом ICC у традиційному робочому потоці. Обмеження  
систем управління кольором. Постановка задачі. Управління кольором і перетворення  
колірних просторів. Система управління кольором та її призначення. Архітектура  
системи управління кольором. Кольорові профілі пристроїв і матеріалів. Перетворення  
зображення на основі ICC-профайлів. Перетворення колірних просторів на основі таблиці  
пошуку та заміни кольорів (CLUT). Профілювання та характеристика колірних пристроїв.  
Колориметричне налаштування монітора. Колірна температура. Налаштування  
енергетичної яскравості точки чорного і точки білого монітора. Колориметрична  
характеризація пристроїв введення зображення. Колориметрична характеризування  
пристроїв виведення зображення. Штучні нейронні мережі. Перцептрони. Навчання  
нейронних мереж. Узагальнено-регресійна ШНМ. Радіально-базисна мережа. Опис  
обчислювального експерименту. Використання узагальнено-регресійної та радіально-  
базисних нейронних мереж. Використання односпрямованої нейронної мережі. Аналіз  
даних та оцінка результатів дослідження. Економічна частина. Висновки.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п. 5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри)

Вступ; Аналіз літератури Постановка задачі дослідження; Мета дослідження; Кольорові профілі пристроїв; ІСС-специфікація профайлів. Створення ІСС-профайлів; Перетворення зображення на основі ІСС-профайлів; Перетворення колірних просторів на основі таблиці пошуку та заміни кольорів (CLUT); Штучні нейронні мережі. Навчання нейронних мереж. Узагальнено-регресійна ШНМ; Радіально-базисна мережа. Опис обчислювального експерименту. Економічна частина; Висновки.

6. Консультанти розділів роботи

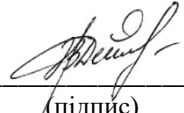
Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата
Основна частина	проф. Дейнеко Ж.В.		14.01.2025
Економічна частина	ас. Помогалова Н.В.		16.01.2025

**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Дослідження сучасного стану проблеми	01.11.2024	вик.
2	Огляд літератури за темою	05.11.2024	вик.
3	Вибір інструментальних засобів	05.11.2024	вик.
4	Огляд методів оцінки UI/UX	05.11.2024	вик.
5	Постановка задачі та формування методики	12.11.2024	вик.
6	Підготовка протоитипів	26.11.2024	вик.
7	Тестування продукту	10.12.2024	вик.
8	Аналіз результатів дослідження	17.12.2024	вик.
9	Економічна частина	20.12.2024	вик.
10	Оформлення пояснювальної записки	27.12.2024	вик.
11	Оформлення графічної частини	29.12.2024	вик.

Дата видачі завдання 25 листопада 2024 р.

Здобувачка \_\_\_\_\_  \_\_\_\_\_ Азаренков В.І.  
(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_  \_\_\_\_\_ проф. Дейнеко Ж. В.  
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 122 с., 6 табл., 30 рис., 8 дод., 20 джерел.

СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ КОЛЬБОРОМ, ПРОФІЛЬ, ТАБЛИЦІ CLUT, ПРИСТРОЇ ВВЕДЕННЯ, ВИВОДУ ТА ВІДОБРАЖЕННЯ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, НАВЧАННЯ, АПРОКСИМАЦІЯ, АЛГОРИТМ.

Об'єкт дослідження: первинні дані, одержувані при побудові профілю.

Мета роботи: рішення задачі апроксимації даних на основі моделювання штучних нейронних мереж.

Метод дослідження: експериментальний.

Призначення розробки: дослідження можливості та встановлення ефективності застосування апроксимації вимірних даних за допомогою штучних нейронних мереж при побудові колірних профілів поліграфічного обладнання.

Виконано аналіз особливостей перетворення однієї колірної моделі в іншу на основі побудови ІСС-профілів. Викладено основи профілювання пристроїв відображення, введення й виводу зображень. Наведено базові поняття теорії штучних нейронних мереж, розглянуті можливості апроксимації даних за допомогою таких мереж. У практичній частині роботи виконане чисельне моделювання нейронних мереж для апроксимації даних, отриманих у результаті виміру колірних мішеней. Експериментально досліджений вплив параметрів настроювання мереж при рішенні задач згладжування експериментальних даних.

## ABSTRACT

Explanatory note of qualification work: 122 p., 6 tab., 30 pic., 8 app., 20 sources.

COLOR MANAGEMENT SYSTEM, PROFILE, COLOR LOOK-UP TABLE, DEVICES OF INPUT, OUTPUT AND DISPLAY, NEURAL NETWORKS, TRAINING, APPROXIMATION, ALGORITHM.

Object of research: the primary data received at construction of a profile.

The purpose of work: the decision of a problem of approximation of data on the basis of modelling artificial neural networks.

Method of research: experimental.

Purpose of the development: research into the possibility and establishment of the effectiveness of using approximation of measured data using artificial neural networks when constructing color profiles of printing equipment.

Features of transformation of one color model in another on the basis of construction of ICC- profiles are analysed. Bases of profiling of devices of display, input and output of images are stated. Base concepts of the theory of artificial neural networks are described, opportunities of approximation of data by means of such networks are examined. In a practical part of work numerical modelling neural networks for approximation of the data received as a result of measurement of color targets is executed. Influence of parameters of adjustment of networks is experimentally re-searched at the decision of problems of smoothing of experimental data.

## ЗМІСТ

	С.
СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ .....	8
ВСТУП.....	9
1 СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ КОЛЬОРОМ. СУЧАСНИЙ СТАН .....	12
1.1 Архітектура програмного забезпечення ІСС .....	13
1.2 ІСС-специфікація профайлів .....	14
1.3 Створення ІСС-профайлів.....	15
1.4 Підтримка управління кольором за стандартом ІСС у традиційному робочому потоці .....	16
1.5 Обмеження систем управління кольором .....	18
1.6 Постановка задачі .....	19
2 УПРАВЛІННЯ КОЛЬОРОМ І ПЕРЕТВОРЕННЯ КОЛІРНИХ ПРОСТОРИВ .....	21
2.1 Система управління кольором та її призначення .....	21
2.2 Архітектура системи управління кольором .....	24
2.3 Кольорові профілі пристроїв і матеріалів .....	28
2.4 Перетворення зображення на основі ІСС-профільованих .....	30
2.5 Перетворення колірних просторів на основі таблиці пошуку та заміни кольорів (CLUT).....	36
3 ПРОФІЛЮВАННЯ ТА ХАРАКТЕРИЗАЦІЯ КОЛІРНИХ ПРИСТРОЇВ.....	41
3.1 Колориметричне налаштування монітора.....	45
3.1.1 Гамма.....	47
3.1.2 Колірна температура .....	48
3.1.3 Налаштування енергетичної яскравості точки чорного і точки білого монітора.....	49
3.1.4 Приведення монітора до необхідної гамми .....	52
3.1.5 Профільювання (характеризація) монітора .....	54
3.2 Колориметрична характеристика пристроїв введення зображення .....	56
3.3 Колориметрична характеристика пристроїв виведення зображення .....	57

4 ШТУЧНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ .....	60
4.1 Біологічні основи нейронних мереж .....	65
4.2 Структура та властивості штучного нейрона .....	67
4.3 Персептрони .....	70
4.4 Навчання нейронних мереж.....	74
4.5 Використання та перспективи розвитку ШНМ .....	77
4.6 Узагальнено-регресійна ШНМ .....	79
4.6.1 Рівняння регресії.....	79
4.6.2 Узагальнено-регресійна мережа .....	81
4.7 Радіально-базисна мережа .....	85
5 ОПИС ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ЕКСПЕРИМЕНТУ .....	89
5.1 Використання узагальнено-регресійної та радіально-базисних нейронних мереж .....	90
5.2 Використання односпрямованої нейронної мережі, що навчається із застосуванням алгоритму зворотного поширення.....	96
6 ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА .....	110
6.1 Характеристика науково-дослідного рішення .....	110
6.2 Етапи виконання НДР, їх трудомісткість та заробітна плата .....	110
6.3 Розрахунок одноразових витрат на розробку НДР.....	113
6.4 Оцінка результатів науково-дослідної роботи .....	116
ВИСНОВКИ .....	118
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ .....	121
ДОДАТОК А Моделювання ШНМ на основі функції newgrnn .....	123
ДОДАТОК Б Моделювання ШНМ на основі функції newrb.....	125
ДОДАТОК В Моделювання ШНМ на основі функції newrbe.....	127
ДОДАТОК Г Програма для виведення графіків .....	129
ДОДАТОК Д Моделювання ШНМ на основі функції newff.....	130
ДОДАТОК Е Вхідні дані для експерименту.....	131
Додаток Ж Вихідні дані для експерименту .....	134
ДОДАТОК И Колірні мішені Eye One™ Scan Target 1.4 .....	137

## СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

ICC (International Color Consortium) – міжнародний консорціум з кольору.

CLUT (Color Look-up Table) – довідкова таблиця кольорів.

CMS (Color Management System) – система управління кольором.

PCS (Profile Connection Space) – простір прив'язки профілів.

RGB (Red, Green, Blue) – Адитивна кольорова модель.

CMYK (Cyan, Magenta, Yellow, Key) – Субтрактивна кольорова модель.

CIE Lab – колірний простір, представлений як простір, який рівномірно сприймається.

CIE XYZ – колірний простір, що теоретично визначає відповідну реакцію людини на світло.

МКО – міжнародна комісія з освітлення.

ШНМ – штучні нейронні мережі.

GRNN (Generalized Regression Neural Network) – узагальнено-регресійна мережа.

RBF (Radial Basis Function) – мережа з радіальними базисними елементами.

МНК – метод найменших квадратів.

МГВА – метод групового врахування аргументів.

## ВСТУП

В останні десятиліття проблемі передачі кольору було приділено значну увагу. Обговорення цього питання поступово затьмарило інші аспекти, пов'язані з розробкою та використанням графічних програмних засобів. Ще у 1991 році фахівці галузі прогнозували, що незабаром індивідуальні режими управління передачею кольору стануть повсякденним явищем. Проте, попри значні зусилля прихильників цієї концепції, прогрес у її реалізації залишається досі обмеженим.

Якісна репродукція – кінцевий результат, який базується на контролі індивідуальних компонентів системи в процесі виробництва, і які впливають на інформацію про колір. На сьогоднішній день присутність повністю цифрових систем колірної аналізу і нові можливості обміну даними роблять необхідним пошук нових стратегій, що гарантують узгодженість процесу обробки кольору.

Сучасні тенденції в додрукарських системах спрямовані на мінімізацію людської праці та перехід до повністю цифрових систем модульної побудови відкритого типу управління. У процесі обробки оригінал проходить низку пристроїв, які, своєю чергою, застосовують різні способи відображення кольору. Такими пристроями є: сканери, монітори, цифрові камери, принтери, друкарські машини. Кожен із цих пристроїв працює у своїй системі, як правило, RGB або CMYK, і ця обставина спричиняє великі труднощі під час обробки кольорового зображення. Основна складність полягає в тому, що системи RGB і CMYK працюють за абсолютно різними принципами.

Основне завдання систем управління кольором (Color Management System, CMS) – забезпечення координації колірних охоплень між різними колориметричними системами (RGB-система сканера, RGB-система монітора, CMYK-система друкарського пристрою), що використовуються під час відтворення кольору в технологічному процесі, через будь-який колірний простір.

Трансформація кольору здійснюється за принципом «від пристрою до пристрою», наприклад, пристроїв введення і виведення, сканерів, принтерів, рекордерів, друкарських машин, якими необхідно керувати за допомогою color management, що рівнозначно прямому під'єднанню кожного пристрою введення до кожного пристрою виведення, водночас кількість трансформацій незмірно зростає.

Виходом із цього становища є використання проміжного колірною простору, в який і з якого можна виконувати всі трансформації. Простір-посередник має володіти певним набором обов'язкових характеристик. По-перше, він має бути апаратно-незалежним, щоб з ним могли працювати пристрої всіх типів. По-друге, простір має бути стандартизованим на міжнародному рівні. І, нарешті, простір повинен мати максимально можливе колірне охоплення. Цим вимогам повною мірою відповідає простір CIE Lab.

CMS базується на чотирьох складових. Основним компонентом CMS, по-перше, є спеціальне програмне забезпечення для створення ICC-профілів і відповідна технологія колориметричних вимірювань. Керувати кольором можливо, лише спираючись на колориметричні дані, оскільки основне завдання полягає в перерахунку різних колірних систем з однієї в іншу через стандартний проміжний простір CIE Lab. Отже, реалізація цього завдання неможлива без застосування спеціальної вимірювальної техніки – спектрофотометрів. Координати кольору відіграють тут першорядне значення, і важливо, щоб ця інформація була максимально точною і надійною. Можливість правильно виміряти колір – це основний фактор у здійсненні роботи CMS.

Другий не менш важливий компонент – Система Колірною перерахунку (СММ – Color Manager Module). Ця система здійснює точний перерахунок інформації про колір з одного колірною простору в інший з підтримкою колірних профілів.

Третьою складовою CMS є програмне забезпечення (наприклад, Adobe Photoshop, Adobe Illustrator, QuarkXPress), яке здатне використовувати різні функції перерахунку кольору.

Четвертий компонент CMS – ICC колірні профілі, які колориметрично описують характеристики ввідних і вивідних пристроїв.

ICC-профіль описує на базі стандартних колориметричних систем характеристики відтворення колірного охоплення конкретного пристрою, наприклад сканера, монітора та друкарської системи. ICC-профіль (відповідаючи специфікації ICC) містить у собі такі параметри, як: градаційні криві, матриці та таблиці, які описують взаємовідношення між двома колірними просторами (вихідним і кінцевим).

Ідея використання профілів в управлінні кольором, загалом, достатньо проста: характеристики кольору будь-якого пристрою відтворення кольору можна описати не тільки в «рідних» величинах для цього пристрою, а й у незалежній системі опису кольорів. Усе це повною мірою стосується не тільки окремих кольорів, а й повнокольорових напівтонових зображень, які є двовимірними масивами колірних даних. До того ж, такі зображення, збережені в апаратно-незалежних колірних координатах, можна зберігати необмежений час і передавати на будь-які відстані тощо.

## 1 СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ КОЛЬОРОМ. СУЧАСНИЙ СТАН

Історично склалося так, що управління кольором є трудомістким і дорогим процесом у друкованій і пре-прес індустрії. Протягом кількох років велися інтенсивні дискусії щодо вирішення цієї проблеми.

За традиційного підходу до системи управління кольором характеристика всього ланцюжка обладнання, що складається зі сканера, програми обробки зображення, монітора і вихідного пристрою, можлива тільки в тому випадку, коли склад такого ланцюжка незмінний. Тільки тоді, коли склад ланцюжка остаточно визначено, можливо привести у відповідність колірні характеристики обраних пар пристроїв. Проблема управління кольором у цьому випадку стає більш зрозумілою. Зазвичай колірне перетворення відбувається безпосередньо з колірного охоплення одного пристрою в охоплення іншого. Часто таке перетворення встановлюється емпірично.

У додрукарській підготовці та у друці існують два чинники, через які такий підхід знаходить дедалі менше й менше застосування. Перший фактор – зростання кількості відкритих систем (тобто систем, в яких можна використовувати обладнання різних виробників і проводити часту переконфігурацію), що, власне, і призводить до необхідності вироблення концепції відкритості в управлінні кольором. Другий фактор – зростання кількості розподілених систем, в яких створення документа і його репродукування часто відбувається в територіально віддалених один від одного на багато кілометрів місцях. Це призводить до необхідності надійного стикування окремих частин системи.

Ці проблеми можна розв'язати, якщо побудувати систему управління кольором на основі добре визначеної системи нейтрального кодування кольору, такої, як, наприклад, колірний простір СІЕ. Якщо апаратно-визначені кольори периферійного пристрою можуть бути переведені в апаратно-незалежний колірний простір і якщо всі виробники комп'ютерів і програмного

забезпечення погодяться використовувати такий апаратно-незалежний колірний простір, то стане набагато легше з'єднувати устаткування від різних виробників у єдину систему, а також підтримувати єдину специфікацію кольору. Через те що колірний простір СІЕ добре визначений і відтворюваний, він являє собою чудову мову для передачі інформації про колір між віддаленими системами [1].

Тому на початку 1993 року кілька компаній вирішили об'єднати свої зусилля у виробленні спільного підходу до проблеми управління кольором. Вони сформували Міжнародний колірний консорціум ICC (International Color Consortium) для того, щоб розв'язати проблеми користувачів шляхом створення надійного механізму відтворення кольору, що забезпечує повторюваність результатів, на будь-якому етапі процесу репродукування.

Одним із перших рішень, ухвалених ICC, було покладання відповідальності за перетворення колірних просторів на операційну систему. При цьому відпадає необхідність у вбудовуванні системи управління кольором у кожен додаток. З іншого боку, кожен додаток може отримати доступ до системи управління кольором. А профайли пристроїв, що містять інформацію про колірну поведінку різних периферійних пристроїв, надають дані, необхідні для проведення колірних перетворень.

### 1.1 Архітектура програмного забезпечення ICC

Звичайно, ICC не дає конкретних вказівок щодо побудови операційної системи та її архітектури, а лише загальні положення. Всередину операційної системи пропонується вбудувати Модуль управління кольором («Color Management Framework»), який відповідає за найважливіші функції управління кольором операційної системи, такі, як організація профайлів, підтримка різних колірних просторів тощо. Такий модуль забезпечує інтерфейс для різних методів перетворення кольору, які є серцем системи управління кольором, виконуючи перетворення даних про колір зображення в

спеціальні колірні простори вихідних пристроїв. Модуль підтримує як колірну координатну систему CIE XYZ, так і CIE Lab як стандартні. Також допускається додавання інших колірних координатних систем. Можливість використання інших систем забезпечується завдяки добре визначеній специфікації та її відкритості. Крім того, дається підтримка для колірних просторів пристроїв з різною кількістю вихідних каналів. Профайли можуть бути зроблені для трьох каналів (RGB, CMY, HSV), чотирьох каналів (CMYK) або навіть для семиколірного друку [2].

## 1.2 ICC-специфікація профайлів

ICC-специфікація профайлів починається з описової частини, у якій пояснюються такі поняття, як профайли пристроїв, колірні простори, простір стикування профайлів, елементи структури профайлів і вбудовані профайли. Зміст профайлів пристроїв описується зверху вниз. ICC-профайли у своїй основі складаються з таблиці змісту і наступних за нею даних. Документ, що описує профайли, спочатку визначає різні типи профайлів пристроїв і те, які теги мають бути в цих профайлах. Потім йде опис тегів і їх тип. Після цього йде визначення основних типів. Документ містить приклади та додатки. Зокрема, в одному з найважливіших додатків описується спосіб вбудовування профайлів в EPS, PICT і TIFF файли. ICC визначає різні типи профайлів:

- вхідний пристрій (Input Device);
- пристрій відображення (Display Device);
- вихідний пристрій (Output Device);
- Color Space Conversion;
- Device Linking;
- абстрактний профайл (Abstract Profile).

Для кожного типу профайла визначено набір керуючих тегів. Також передбачено можливість додавання будь-яких інших тегів [2].

### 1.3 Створення ICC-профайлів

Одним із перших кроків під час побудови профайла є колориметричне вимірювання набору кольірних патчів на деякому носії або пристрої відображення інформації. Якщо носій зображення або оглядове оточення відрізняються від еталонних, то необхідно провести адаптацію вимірних колориметричних значень, привести їх у відповідність із простором стикування профайлів (PCS). Така адаптація розраховується для кольоровості білої точки, відносної яскравості ідеального рефлектора, умов перегляду, переглядального джерела світла і відблиску. Нині проведення адаптації покладено на програму побудови профайлів.

Наприклад, під час побудови профайла сканера необхідно відсканувати еталонне зображення, так звану кольірну мішень, і отримані дані поставити у відповідність еталонним даним, що зберігаються у файлі кольірних вимірювань мішені. Кольори, що містяться в еталонному зображенні, мають бути розподілені якомога більш рівномірно всередині кольірного простору СІЕ. Порівняння еталонних даних, тобто даних колориметричних промірів мішені, що додаються до сканера, і даних, отриманих під час сканування еталонного зображення, дають хорошу інформацію про репродукційні властивості сканера.

Побудова профайла принтера являє собою зворотний процес. У цьому разі спочатку генерується набір кольірних патчів, рівномірно розподілених по тілу кольірного охоплення принтера (СМУ- або СМУК-моделі), і потім цей набір друкується. Потім проводиться колориметричне вимірювання надрукованих патчів. Метод перетворення, що переводить кольірний простір СІЕ в кольірне охоплення пристрою, в цьому випадку виходить більш складним. Різні виробники використовують різну кількість тестових кольірних патчів. Деякі постачальники використовують таблицю патчів за стандартом ІТ7.8, яка містить 190 кольірових патчів, тоді як інші постачальники використовують тестову таблицю з 4500 патчів. Через наявність статистичного шуму для отримання достовірного результату необхідно провести заміри 15–20 зразків,

а потім усереднити результат. Питання про те, яку кількість зразків треба заміряти, щоб точно охарактеризувати пристрій, ще не вирішено, незважаючи на його практичну важливість. Це питання не вирішене і тому, що багато систем управління кольором орієнтовані не стільки на друкарську індустрію, скільки на ринок настільних видавничих систем, а в цьому сегменті ринку для користувача неприйнятно самому проводити вимірювання навіть 190 патчів, ці користувачі хотіли б мати вже побудовані профайли. Звичайно ж, при цьому виникає очевидна проблема: вартість таких профайлів, призначених для характеристики пристрою, має бути прийнятною [2].

#### 1.4 Підтримка управління кольором за стандартом ICC у традиційному робочому потоці

У робочому потоці, що використовує цифровий процес обробки даних зображення, ці дані об'єднуються з профайлом, що характеризує сам пристрій. За необхідності отримати зображення на вихідному пристрої, дані про колір перераховуються, за допомогою вхідного і вихідного профайлів, у такий вигляд, у якому вони будуть представлені вихідному пристрою.

Робочий потік, побудований за стандартом ICC, використовує іншу модель обробки даних. Причин тому три. Перша: система управління кольором повинна забезпечувати підтримку найрізноманітніших пристроїв. Друга: зображення може бути створено в одному місці, а його відображення може відбуватися в іншому, географічно віддаленому місці. І нарешті, необхідно забезпечити відтворення одного й того самого зображення на різних носіях (наприклад, у пресі, у кіно та відео), використовуючи одні й ті самі інструменти та процеси.

З цих причин кольори не можуть бути підлаштовані під вихідний пристрій одразу ж, щойно буде проведено, наприклад, сканування. Їх не можна підлаштувати в будь-якій іншій точці процесу створення зображення. Управління кольором відбувається тільки на вихідному пристрої. Це означає,

що в момент створення зображення необхідно знати, на якому вихідному пристрої воно буде відтворено. Але точно так само, як творець зображення не знає, на якому пристрої воно буде відтворено, так і людина, що здійснює виведення зображення, може не знати колірних характеристик пристрою, за допомогою якого це зображення було створено.

Розв'язання цієї проблеми може бути розбите на дві частини. Під час створення документа в нього вбудовується ІСС-профайл, за допомогою якого проводиться відображення колірного охоплення пристрою в добре відомий колірний простір. Під час виведення документа операційна система використовує вхідний і вихідний профайли для перетворення даних із колірного охоплення джерела в колірне охоплення пристрою виведення. Справедливості заради треба зазначити, що зазначену проблему можна розв'язати трохи краще, застосовуючи тільки одне перетворення без переведення вхідного зображення в СІЕ-кольоровий простір. На те є дві причини. По-перше, в реальних умовах виробництва зображення-джерело часто обробляється на одному й тому самому моніторі, з використанням кількох різних програмних інструментів. І в цьому випадку перетворення зображення в СІЕ-кольоровий простір і назад – марна трата часу. По-друге, під час виконання перетворення колірних просторів через помилки округлення відбувається деяка втрата точності передачі кольору. Для того щоб мінімізувати маніпуляції з даними, видається можливим побудувати перетворення колірних просторів пристроїв безпосередньо між собою. На відміну від ранніх перетворень такого типу, використання ІСС-профайлів дає змогу будь-яким пристроям з'єднуватися один з одним, а самі перетворення можна провести будь-якою операційною системою.

Для того щоб використовувати в робочому потоці управління кольором ІСС-профайли, необхідні мінімальні зміни. Якщо є комплект обладнання, що складається зі сканерів, моніторів, різних вихідних пристроїв і програмного забезпечення, то реальний робочий потік може бути представлений наступними операціями:

- а) характеристика сканерів, використовуючи інструмент для побудови профайлів;
- б) характеристика моніторів, використовуючи інструмент для побудови профайлів;
- в) характеристика вихідних пристроїв, використовуючи інструмент для побудови профайлів;
- г) сканування та відкриття зображення програмним інструментом, подібним до Photoshop;
- д) переведення відсканованого зображення в колірний простір монітора або іншого вихідного пристрою;
- е) вставка зображень в інші програми, і, якщо буде потрібно, проведення подальшого перетворення в колірний простір монітора або інші вихідні пристрої;
- є) виведення на вихідному пристрої.

Як видно з цього сценарію, використання профайлів, що дає змогу математичному апарату системи управління кольором виконувати перетворення колірних просторів різних пристроїв для виведення зображення, є сутністю описаного підходу [2].

### 1.5 Обмеження систем управління кольором

Застосування систем управління кольором не знайшло поки що широкого поширення. І на те є багато причин. Але три з них є найбільш значущими [2]:

- а) середній час, необхідний для оцінки колориметричних розбіжностей між зображеннями;
- б) статистичний відхід параметрів вихідного пристрою під час роботи у звичайних умовах;
- в) відсутність калібрувального обладнання в настільних системах.

Точність обчислень є предметом постійних дискусій. Верхня межа точності обчислень визначається кількістю патчів, використовуваних системою для побудови профайла. Користувачі готові до того, що процес побудови профайла може тривати годинами після власне процесу проведення замірів колірних патчів (який сам по собі займає близько години). Вони вважають, що якщо це допоможе їм у роботі, то втрати часу будуть виправдані.

Істотні витрати часу на побудову профайла можна вважати прийнятними, але для процесу ретушування вони неприпустимі. Якщо адаптація колірних даних у новий колірний простір займає надто багато часу, то недоліки продуктивності в такому разі стають очевидними. Прийнятними є тільки алгоритми, що працюють «на льоту». Перші системи, використовувані ІСС для демонстрації працездатності, задовольняли цю вимогу, але не могли бути використані в професійних цілях через обмеженість своїх можливостей.

Останньою проблемою є те, що більшість користувачів настільних систем не мають жодних інструментів для проведення калібрування. А більшість тих небагатьох, хто такі інструменти має, використовують їх нерегулярно. З огляду на описаний вище відхід параметрів обладнання, ті користувачі, які хочуть домогтися точного кольоровідтворення, повинні мати можливість користуватися вимірювальними інструментами та програмним забезпеченням для калібрування [1].

## 1.6 Постановка задачі

Як відомо, сам профіль не змінює числові значення RGB або CMYK – він просто надає їм конкретного значення, по суті, вказуючи, що цей набір числових значень RGB або CMYK представляє конкретний колір, визначений у колірному просторі Lab.

Оскільки системи колірних координат – це тривимірні простори, профіль не може бути визначений за допомогою звичайних алгебраїчних функцій, а

являє собою взаємно-однозначні відповідності наборів координат кольору, що задаються в табличній формі.

У роботі [3] показано, що для забезпечення точних розрахунків, таким чином, потрібно, щоб у таблиці були наведені значення функції для всіх комбінацій колірних координат, що, приміром, для моделі RGB за розрядності кольору 8 біт потребує  $256^3 = 16\,777\,216$  точок, що, відповідно, потребуватиме для побудови такої таблиці вимірювання аналогічного числа колірних зразків і майже 50 МБ пам'яті для зберігання таблиці. У разі якщо колірних каналів буде не три, а чотири (під час роботи з даними в колірній моделі CMYK), обсяг таблиці може збільшитися до майже 13 Гб. Тому на практиці в таблицях міститься не більше ніж кілька тисяч точок, а значення, яких бракує, обчислюють інтерполюванням за наявними в таблиці точками.

Однак і ці кілька тисяч точок на практиці виміряти неможливо, вірніше, можливо, за наявності колірних мішеней з такою кількістю вимірювальних полів. Але колірні мішені не містять таку кількість вимірювальних полів, а якби й містили, то їхній вимір став би дуже трудомістким і невиправданим процесом. Тому при побудові профілів виникає потреба в апроксимації вимірянних даних з метою отримання значень, що відсутні, для таблиць точок.

Існують спеціальні програмні засоби, що дозволяють робити таку операцію. Проблема в тому, що результати для високоякісного друку часто не влаштовують поліграфістів.

Мета даної магістерської атестаційної роботи – дослідити можливість та встановити ефективність здійснення апроксимації вимірянних даних за допомогою штучних нейронних мереж при побудові колірних профілів поліграфічного обладнання.

## 2 УПРАВЛІННЯ КОЛЬБОРОМ І ПЕРЕТВОРЕННЯ КОЛІРНИХ ПРОСТОРІВ

### 2.1 Система управління кольором та її призначення

Одним із ключових напрямків сучасної науки про колір є розробка та вдосконалення систем контролю та управління кольором, які використовуються в цифровій обробці зображень, фотографії, друку та поліграфії.

Ці системи почали активно розроблятися з поширенням обчислювальної техніки та її впровадженням у поліграфію та фотографію. Їхня мета — автоматичний контроль кольору на всіх етапах відтворення та забезпечення точної передачі кольору між різними пристроями та матеріалами. Це досягається за рахунок компенсації колірних спотворень, властивих цим пристроям і матеріалам, а також спотворень, викликаних відмінностями в їхніх колірних охопленнях. Такі системи отримали назву систем управління кольором або Color Management Systems (CMS).

Фотографи та друкарі часто стикаються з проблемою невідповідності кольору зображення при його відтворенні на різних пристроях (рис. 2.1) і навіть на одному й тому ж пристрої через деякий час.

Основна причина цієї проблеми полягає в тому, що різні друкарські пристрої використовують різні набори фарб, що призводить до відмінностей у колірному синтезі. Навіть при використанні одного й того ж набору фарб колір відбитка може відрізнятися на різних пристроях і матеріалах, оскільки ці фактори суттєво впливають на колір зображення. Також важливу роль відіграє освітлення, при якому переглядається зображення. Наприклад, якщо спробувати відтворити сцену, освітлену лампою розжарювання (2800К), на фотоматеріалі, збалансованому для денного світла (5500К), зображення матиме помітний колірний дисбаланс із переважанням жовтих і оранжевих тонів.

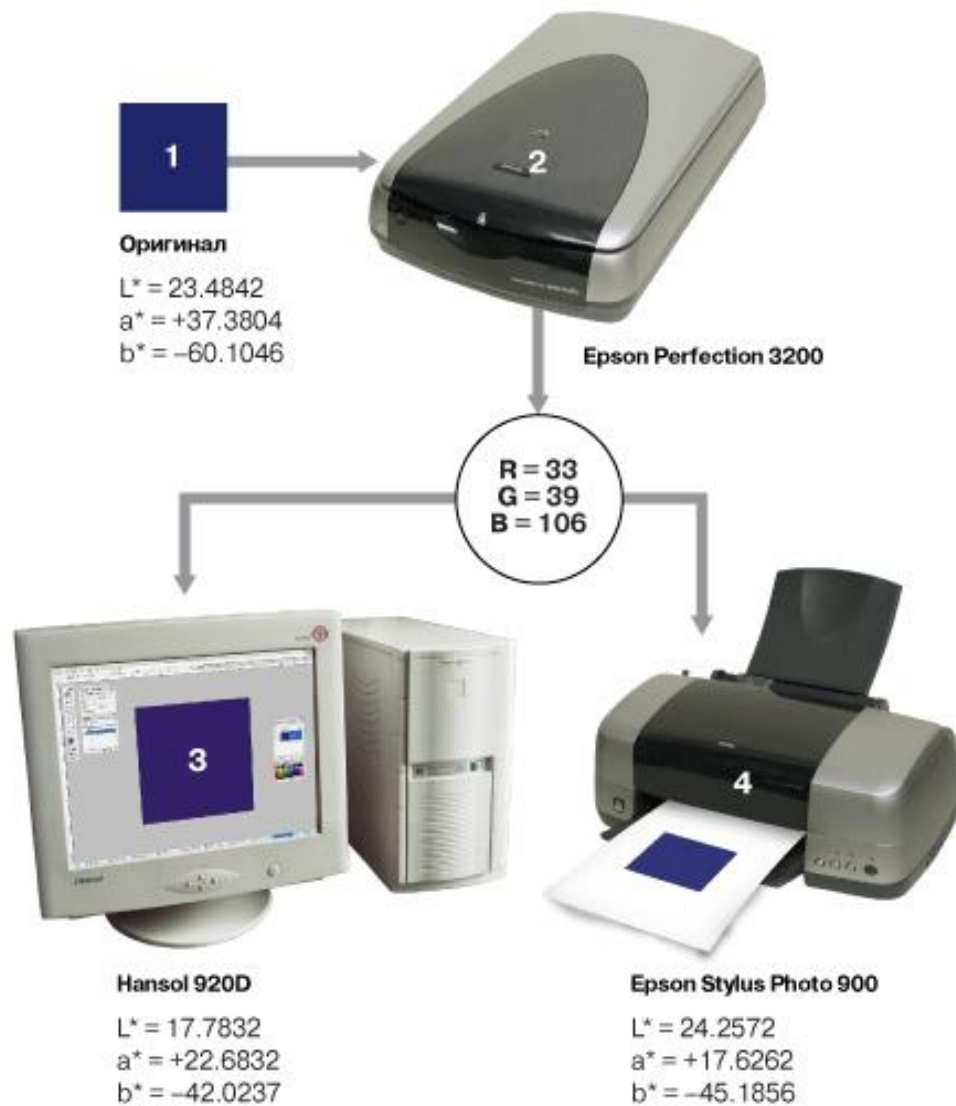


Рисунок 2.1 – Зміна кольору зразка під час відтворення на різних пристроях

Для отримання відбитка потрібної якості доводилося друкувати серію кольоропроб, за якими оператор друкарської машини міг визначити, в який бік відхиляється колір, і на основі цього коригувати налаштування друку для наступного відбитка.

Таким чином, можна говорити про колірний простір пристрою, який визначається набором випромінювачів або барвників і пігментів, що використовуються для відтворення зображення, джерелом опорного білого світла, до якого калібрується пристрій, лінійністю відтворення шкали основних кольорів і особливостями відтворення кольорів [3].

Якби існувала система, яка автоматично вносила б необхідні коригування в зображення, враховуючи особливості відтворення даного пристрою і матеріалу, то таке завдання могло б бути вирішене досить ефективно.

Для систематизації розробок у цій галузі та створення загально визнаних промислових стандартів, що дозволяють різним виробникам програмного та апаратного забезпечення розробляти свої версії CMS, сумісні між собою, у 1993 році був створений Міжнародний колірний консорціум (International Color Consortium – ICC).

Основною роботою ICC стала розробка архітектури систем управління кольором і специфікації формату колірної профілю, на основі якого функціонують системи управління кольором (рис. 2.2). За задумом ICC, колірний профіль повинен містити всю інформацію про особливості відтворення кольору даним пристроєм або матеріалом, необхідну для корекції кольору зображення при його відтворенні. Це включає дані про клас пристрою (комп'ютерний монітор, струменевий принтер, офсетна друкарська машина тощо), метод кольоросинтезу (адитивний, чотирикомпонентний адитивний тощо), колірність випромінювачів або барвників основних кольорів, джерело світла для перегляду зображення, параметри колірних і тонових перетворень тощо. Специфікація колірної профілю визначає не тільки формат профілю, який може бути прочитаний, створений і модифікований різним програмним забезпеченням, але й набір алгоритмів, за допомогою яких CMS може керувати кольором відтворюваного зображення [4].

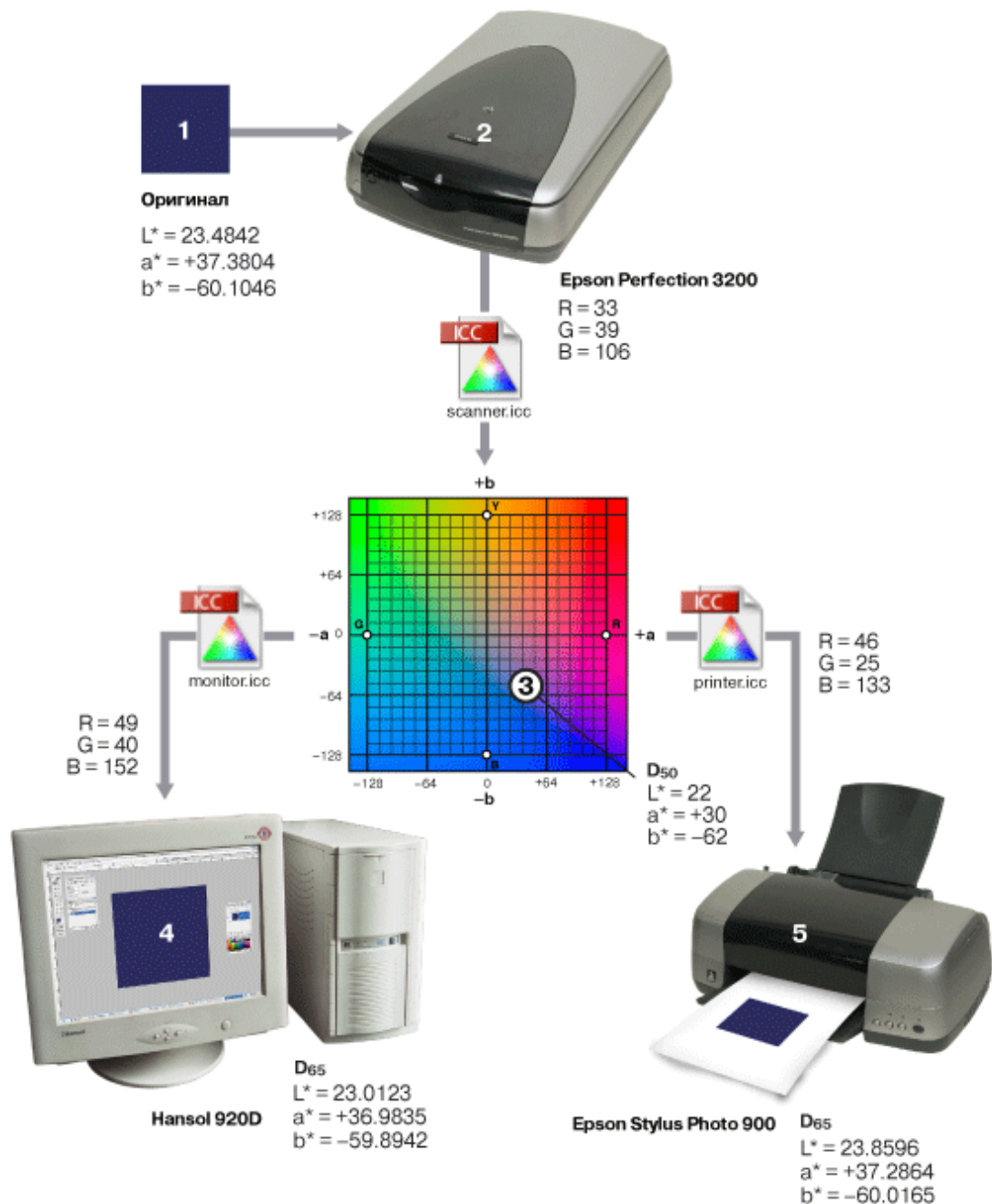


Рисунок 2.2 – Перетворення зображення з використанням системи управління кольором

## 2.2 Архітектура системи управління кольором

Система управління кольором (CMS) представляє собою програмний модуль, який встановлюється на рівні операційної системи або програмного забезпечення для обробки зображень і друку. Для коректної роботи CMS необхідно, щоб кожен пристрій, що бере участь у робочому процесі, мав свій

колірний профіль. Цей профіль описує колірний простір пристрою та його особливості відтворення кольору, а також містить іншу інформацію, необхідну CMS для роботи з цим пристроєм. Основне завдання CMS полягає в перетворенні колірних координат зображення з колірного простору пристрою в одне з апаратно-незалежних колірних просторів, таких як колориметричні простори МКО XYZ або Lab (при введенні зображення), і навпаки, з XYZ або Lab в колірний простір пристрою (при виведенні зображення). Це дозволяє враховувати індивідуальні особливості обладнання та матеріалів, що використовуються в процесі обробки зображень, переводячи зображення в стандартний колориметричний колірний простір (XYZ або Lab), де колір описується в координатній системі, не прив'язаній до конкретного набору основних кольорів.

При перетворенні колірних координат з апаратно-залежного колірного простору (сканера або цифрової камери) в апаратно-незалежний стандартний колориметричний колірний простір враховуються особливості відтворення кольору даним пристроєм. Це дозволяє максимально точно передати тони і кольори зображення, нівелюючи колірно-тональні спотворення, властиві пристрою. Саме зображення зберігається в апаратно-незалежному стандартному колориметричному колірному просторі МКО XYZ або Lab. У термінології ІСС цей простір називається зв'язуючим колірним простором (profile connection space, PCS) або внутрішнім колірним простором CMS.

При відтворенні зображення вирішується зворотне завдання: зображення з внутрішнього простору CMS переводиться в колірний простір пристрою відтворення або виведення (монітора, принтера, плоттера, друкарської машини тощо). Враховуються особливості відтворення кольору даним пристроєм, щоб отримати максимально точну візуальну репродукцію зображення, що відповідає оригіналу. В якості оригіналу може виступати видиме зображення, відтворене камерою (при фотографуванні), фотоізомбраження (при скануванні слайда) або зображення на екрані монітора (при відтворенні цифрового зображення).

Це завдання може бути вирішене системою управління кольором з різним ступенем успіху. Через невідповідність колірних охоплень різних пристроїв деякі кольори можуть бути відтворені некоректно. У таких випадках ці кольори замінюються іншими, які можна відтворити на даному пристрої і які викликають у спостерігача схожі колірні відчуття. У більшості випадків і для багатьох типів зображень такий підхід виявляється досить ефективним (рис 2.3) [3].

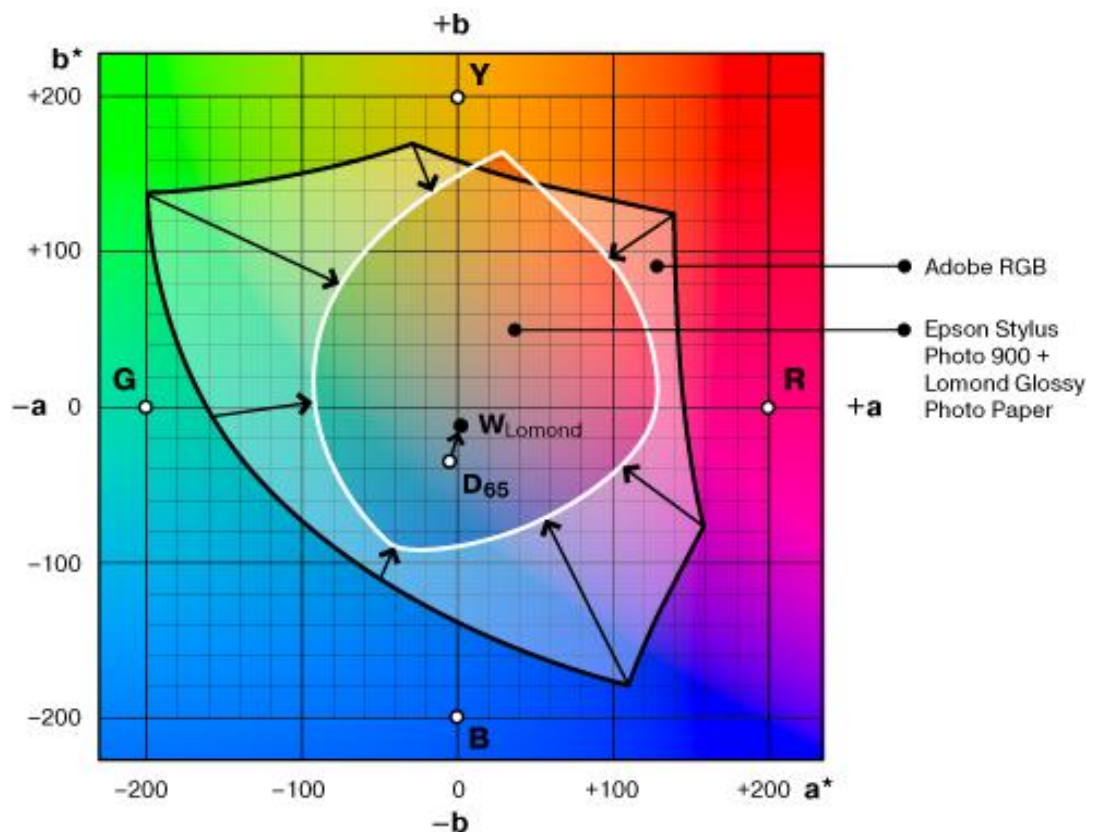


Рисунок 2.3 – Перерахунок кольорів під час перетворення зображення з колориметричного колірного простору Adobe RGB до колірного простору струменевого принтера

Специфікація ICC [5] рекомендує чотири основних алгоритми перетворення колірних просторів (gamut mapping), також відомих як алгоритми перенесення або перерахунку кольорів (rendering intents). Ці алгоритми дозволяють узгодити представлення кольору між різними колірними просторами, враховуючи такі важливі фактори, як відмінності в

колірних охопленнях, умови перегляду, динамічний діапазон і опорне біле світло, щоб досягти максимально можливого психофізіологічного відповідності зображення в різних колірних просторах (рис. 2.3):

а) прямий колориметричний перерахунок кольорів (Absolute colorimetric rendering). Це найпростіший алгоритм, який залишає всі кольори, що потрапляють в межі колірного охоплення пристрою виведення, без змін, а кольори, що лежать поза цими межами, замінює на найближчі за кольором, нехтуючи точністю передачі насиченості і світлоти;

б) відносний колориметричний перерахунок кольорів (Relative colorimetric rendering). Цей алгоритм працює аналогічно прямому колориметричному перерахунку, але перераховує кольори зображення відносно точки білого пристрою виведення;

в) перцепційний колориметричний перерахунок кольорів (Perceptual color rendering). Цей метод перераховує всі точки зображення так, щоб зберегти приблизні співвідношення між колірними тонами пікселів. Зазвичай це досягається шляхом компресії зображення в колірний охоплення пристрою виведення за рахунок зменшення насиченості кольорів;

г) перерахунок кольорів із збереженням насиченості (Saturation rendering). У цьому випадку кольори зображення перетворюються до найближчих за насиченістю, нехтуючи точністю передачі кольору і тону.

Вибір алгоритму перетворення кольору залежить від використовуваної технології відтворення зображення, характеру зображення і бажаного результату. Зазвичай для кольорових фотографій і напівтонових зображень, особливо відсканованих з кольорових слайдів, найбільш ефективним виявляється перцепційний перерахунок або відносний колориметричний перерахунок для більш загальних завдань. Прямий колориметричний перерахунок слід використовувати тільки для виведення кольоропроб з уже перетвореного зображення і не застосовувати в інших випадках. Перерахунок із збереженням насиченості зазвичай не дає хороших результатів для кольорових фотографій і напівтонових зображень..

### 2.3 Кольорові профілі пристроїв і матеріалів

Кольорові профілі зберігаються в цифровій формі у файловому форматі з розширенням \*.icc або \*.icm, який можна прочитати на будь-якому комп'ютері або робочій станції оброблення зображень незалежно від використовуваної ними апаратної платформи та операційної системи. Сам профіль складається зі стандартного заголовка і набору тегів – інформаційних елементів, розташованих незалежно один від одного, які зберігають у структурованому вигляді, зручному для читання програмним модулем системи управління кольором або будь-яким іншим програмним забезпеченням, різну інформацію про пристрій, що описується профілем. Це дає змогу розташовувати в профілі різні теги в довільному порядку, не порушуючи водночас структури файлу, до того ж включений до профілю набір тегів може бути (за винятком кількох обов'язкових тегів) довільним і вибиратися самостійно кожним виробником. Специфікація ICC дає змогу виробнику навіть вводити в профіль свої власні теги, що містять ту чи іншу необхідну йому інформацію. У майбутньому ці теги, якщо їх використання виявляється доцільним, можуть бути після обговорення і затвердження ICC включені в офіційну специфікацію формату колірної профілю для майбутнього використання в якості стандартних тегів. Таким чином, структура колірної профілю була зроблена максимально відкритою з можливістю майбутніх розширень і доповнень.

Заголовок колірної профілю розташовується на самому початку профілю і містить інформацію, за якою профіль може бути класифіковано. Він займає 128 байт і містить 16 обов'язкових тегів. 28 байт наприкінці заголовка є порожніми і призначені для використання в майбутньому під час доповнення специфікації колірної профілю.

Далі йде таблиця тегів (власне і становить основний зміст профілю), що містить інформацію про наявні в профілі теги, їхній розмір (у байтах) і розташування у файлі, за якою програма читання профілю має можливість читати будь-який тег у довільному порядку.

Колірні профілі поділяють на сім класів:

- а) профілі пристроїв введення (сканерів, цифрових камер);
- б) профілі пристроїв відображення зображення (моніторів, мультимедіа та відеопроєкторів);
- в) профілі пристроїв виведення (принтерів, друкарських верстатів тощо);
- г) профілі колірних просторів або колориметричні профілі (що описують різні колориметричні колірні простори, включно з реально не існуючими в природі);
- д) абстрактні профілі (здійснюють різні колориметричні перетворення у внутрішньому колірному просторі CMS);
- е) сполучні колірні профілі (використовувані для прямого перерахунку одного колірного простору в інший);
- є) профілі для перерахунку іменованих кольорів (профілі, що здійснюють колірний перерахунок між іменованими кольорами, наприклад, кольорами з каталогу друкованих фарб Pantone).

З них на практиці майже винятково використовуються тільки перші чотири типи (рис. 2.2, 2.5).

Залежно від класу пристроїв, що описують профіль, відповідним чином може змінюватися набір використовуваних ним тегів. Повний опис тегів та їхніх значень можна знайти в офіційній специфікації ICC.

Профілі, що описують пристрої введення зображення, повинні містити інформацію про те, яким чином можна перетворити значення координат кольору зображення, представлених у колірному просторі пристрою (device RGB), у внутрішній колірний простір CMS – CIE Lab або XYZ. Профілі, що описують пристрої виведення і пристрої відображення, повинні містити інформацію про те, яким чином можна перетворити значення координат кольору зображення у внутрішньому колірному просторі CMS (CIE Lab або XYZ) у колірний простір пристрою виведення (device RGB або CMYK). Колориметричні профілі (рис. 2.4) не описують якийсь конкретний пристрій, а характеризують загалом певний клас пристроїв або взагалі не прив'язані до

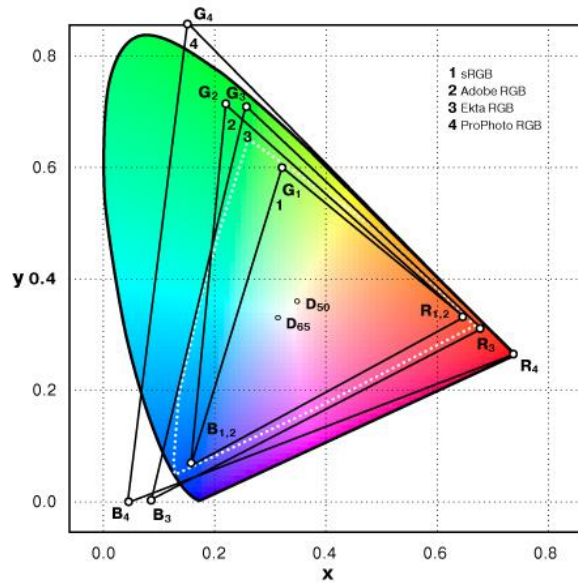
якогось пристрою й описують колірні простори, які не існують у природі. Робоча схема опрацювання зображень, заснована на використанні колориметричних колірних профілів, передбачає, що відскановане або введене з цифрової камери зображення перетворюється на абстрактний колірний простір (наприклад, Adobe RGB), у якому воно редагується і зберігається у файлі. Відображення зображення на екрані монітора і виведення на друк здійснюються шляхом перетворення зображення з абстрактного колірного простору в колірний простір монітора і пристрою виведення [3].

#### 2.4 Перетворення зображення на основі ICC-профілів

Як було сказано вище, основна функція CMS полягає в перетворенні зображення з апаратно-залежного колірного простору пристрою в апаратно-незалежний внутрішній колірний простір CMS і зворотне перетворення з внутрішнього колірного простору в колірний простір того чи іншого пристрою відповідно до вибраного алгоритму перенесення кольорів. Це перетворення здійснюється на основі даних, узятих із колірного профілю цього пристрою.

У роботі [3] описано процес простого лінійного перетворення колірних координат RGB в XYZ з використанням матриці перетворення, записаної в тегах  $rXYZ$ ,  $gXYZ$ ,  $bXYZ$ , який здійснюють для профілів моніторів і більшості інших пристроїв, що використовують адитивний кольоросинтез.

Оскільки значення колірних координат, що записуються у файлі зображення, є гамма-відкоригованими з розрахунку відтворення зображення на екрані комп'ютерного монітора, то самій процедурі перерахунку передують процедура лінеаризації колірних координат. Вона здійснюється перетворенням чисельних значень колірних координат окремо в кожному колірному каналі за допомогою гамма-функції, параметри якої записані в тегах  $rTRC$ ,  $gTRC$ ,  $bTRC$ .



a)



sRGB



Adobe RGB



Ekta RGB



ProPhoto RGB

б)

Рисунок 2.4 – Графіки колірної охоплення різних колірних просторів (а);  
 (б) – одне й те саме фотографічне зображення, зіставлене різним колірним  
 просторам

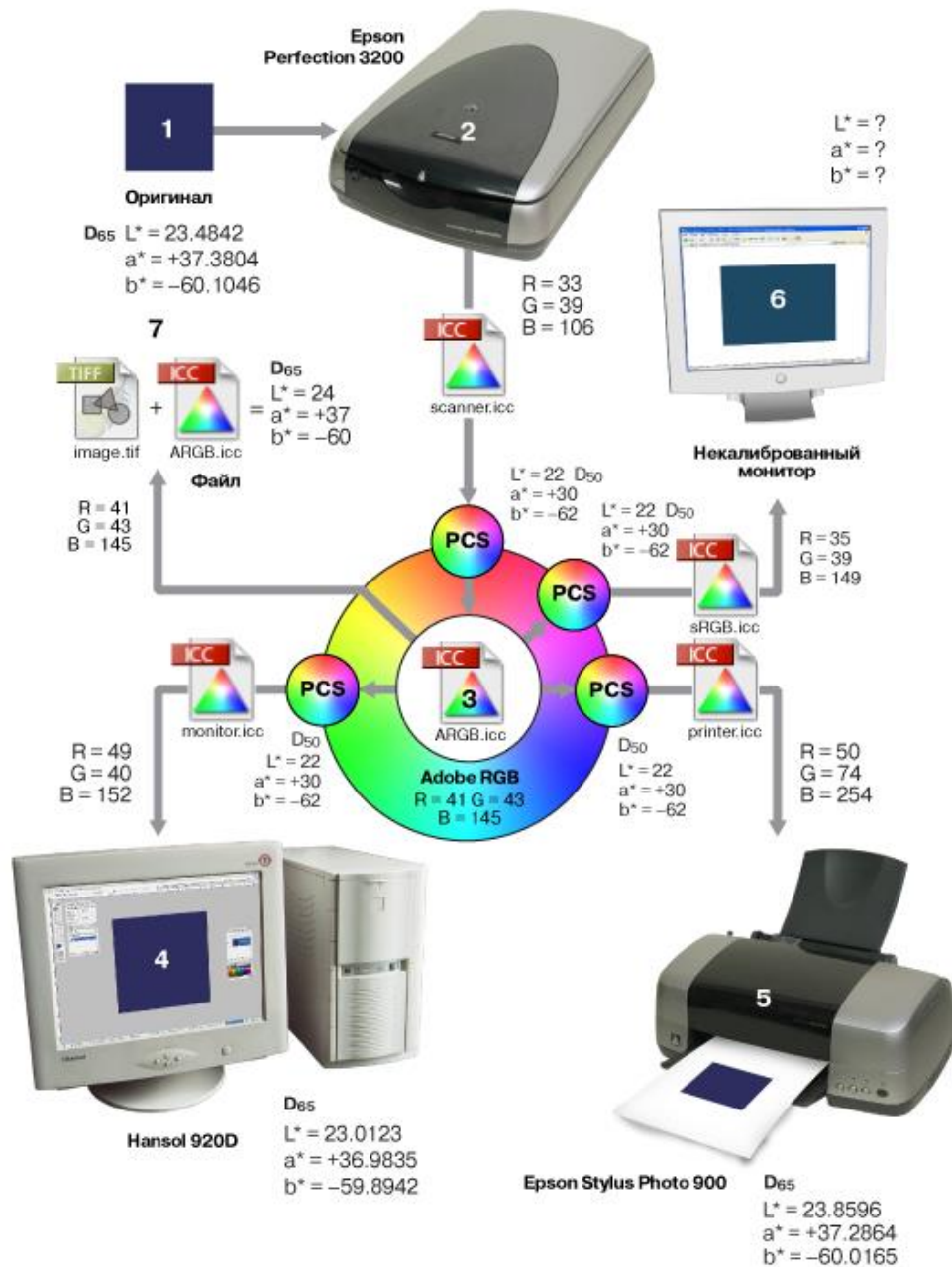


Рисунок 2.5 – Схема введення, оброблення та виведення зображення з використанням кольорних профілів різного типу

Необхідність здійснення цієї процедури продиктована тим, що під час кодування цифрових зображень використовують нелінійну дискретизацію (квантування) зображення за шкалою яскравості, що, своєю чергою, робиться для того, щоб компенсувати нелінійний розподіл яскравості монітором. Найточнішим аналітичним описом залежності енергетичної яскравості ЕПТ-монітора від напруги відеосигналу є степенева функція  $y = x^\gamma$ , яка іменується

в теорії оброблення зображень гамма-функцією. РКІ-монітори мають гамма-функцію відмінну від гамма-функції ЕПТ-моніторів, проте за допомогою спеціальних вузлів вона також приводиться до степеневій формі.

У найпростішому випадку лінеаризація здійснюється за допомогою степеневій гамма-функції, а теги  $rTRC$ ,  $gTRC$ ,  $bTRC$  зберігають значення показника  $\gamma$  (гами) цієї функції:

$$r_0 = r_D^{\gamma_r}; \quad g_0 = g_D^{\gamma_g}; \quad b_0 = b_D^{\gamma_b}, \quad (2.1)$$

де  $r_D$ ,  $g_D$ ,  $b_D$  – гамма-координати червоного, зеленого та синього кольорів у колірному просторі пристрою, перераховані до діапазону  $[0 \dots 1]$ ;

$r_0$ ,  $g_0$ ,  $b_0$  – їхні лінійні значення;

$\gamma_r = rTRC$ ,  $\gamma_g = gTRC$ ,  $\gamma_b = bTRC$  – значення гами ( $\gamma$ ) для каналів червоного, зеленого та синього кольорів.

У разі, якщо для гамма-корекції використовується не степенева, а будь-яка інша функція, включно з випадками, коли ця функція має складну форму, яку важко описати аналітично, її задають у профілі в табульованій формі у вигляді одновимірної матриці з  $n$  елементів, порядковий номер яких визначає значення  $r_D$ ,  $g_D$ ,  $b_D$ , а значення самих елементів – значення  $r_0$ ,  $g_0$ ,  $b_0$  (у теорії цифрового опрацювання зображень такі залежності іменують тоновими кривими):

$$\begin{aligned} rTRC &= [r_{01}, r_{02}, r_{03}, \dots, r_{0n}] \\ gTRC &= [g_{01}, g_{02}, g_{03}, \dots, g_{0n}]. \\ bTRC &= [b_{01}, b_{02}, b_{03}, \dots, b_{0n}] \end{aligned} \quad (2.2)$$

Фактично тонові криві, що зберігаються в тегах  $rTRC$ ,  $gTRC$  и  $bTRC$ , являють собою найпростіші одновимірні таблиці пошуку і заміни кольорів (LUT), які дають змогу здійснювати перерахунок колірних координат зображення, не вдаючись при цьому до будь-яких аналітичних перетворень, а використовуючи готові значення (рис. 2.6).

Таким чином, стає можливим, у разі потреби, задавати будь-які нелінійні перетворення колірних координат, хоча основне призначення цього апарату – компенсувати нелінійність кодування значень яскравості.

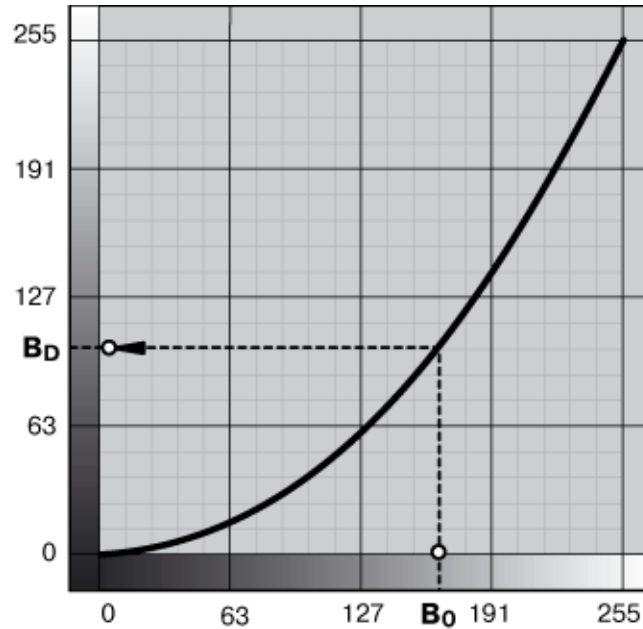


Рисунок 2.6 – Нелінійне перетворення зображення за допомогою тонових кривих

Після лінеаризації колірні координати зображення перетворюються у внутрішній колірний простір CMS (XYZ МКО):

$$\begin{bmatrix} X_{PCS} \\ Y_{PCS} \\ Z_{PCS} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} rX & gX & bX \\ rY & gY & bY \\ rZ & gZ & bZ \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} r_0 \\ g_0 \\ b_0 \end{bmatrix}, \quad (2.3)$$

де  $X_{PCS}$ ,  $Y_{PCS}$ ,  $Z_{PCS}$  – колірні координати зображення у внутрішньому колірному просторі CMS;

$rX$ ,  $rY$ ,  $rZ$ ,  $gX$ ,  $gY$ ,  $gZ$ ,  $bX$ ,  $bY$ ,  $bZ$  – колірні координати опорних кольороутворювальних стимулів цього колірного простору, які визначаються в тегах  $rXYZ$ ,  $gXYZ$ ,  $bXYZ$ ;

$r_0$ ,  $g_0$ ,  $b_0$  – лінійні значення колірних координат.

Зворотне перетворення (з внутрішнього колірною простору CMS у колірний простір пристрою) здійснюється в такому вигляді:

$$\begin{bmatrix} r_0 \\ g_0 \\ b_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} rX & gX & bX \\ rY & gY & bY \\ rZ & gZ & bZ \end{bmatrix}^{-1} \times \begin{bmatrix} X_{PCS} \\ Y_{PCS} \\ Z_{PCS} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

$$r_D = r_0^{1/\gamma_r}; \quad g_D = g_0^{1/\gamma_g}; \quad b_D = b_0^{1/\gamma_b}, \quad (2.5)$$

де  $r_0, g_0, b_0$  – лінійні колірні координати в діапазоні  $[0, \dots, 1]$ .

Слід врахувати, що в колориметричних розрахунках заведено виражати значення колірних координат RGB у вигляді десяткових дробів від 0 до 1, де 0 відповідає чорному, а 1 – білому кольорам, тоді як у цифрових системах оброблення зображень ці координати, як правило, зберігаються у вигляді 8-розрядних цілочисельних змінних у діапазоні від 0 (чорний) до 255 (білий).

Перехід від однієї системи величин до іншої здійснюється за формулами:

$$RGB_{8bit} = RGB \times 255; \quad RGB = RGB_{8bit} / 255. \quad (2.6)$$

Значення колірних координат зображення у внутрішньому колірному просторі CMS, навпаки, зберігаються у вигляді дробових змінних у діапазоні від 0 до 1.

Особливу увагу слід звернути на одну важливу деталь: як опорне біле світло внутрішній колірний простір CMS майже завжди використовує стандартний випромінювач D50. Водночас колірний профіль, що описує той чи інший пристрій або абстрактний колірний простір, може використовувати зовсім інший стандартний випромінювач, що відповідає джерелу опорного білого світла, використовуваного цим колірним простором. Наприклад, більшість моніторів і настільних принтерів калібруються до колірної температури 6500К (випромінювач D65), а не 5000К (випромінювач D50). А до колірної температури 5000К заведено

калібрувати обладнання, призначене для використання в поліграфії. Це означає, що в процесі перерахунку колірних координат із колірного простору пристрою у внутрішній колірний простір CMS, використовуючи (2.3), ми отримаємо не значення колірних координат у внутрішньому колірному просторі CMS, тобто значення колірних координат, розраховані щодо стандартного випромінювача D50, а значення, розраховані щодо іншого стандартного випромінювача (наприклад, D65), що неминуче призведе до помилок.

Для того, щоб уникнути зайвих розрахунків, у колірних профілях, як правило, надаються матриці перетворення, у яких уже враховано хроматичне перетворення колірних координат від використовуваного в колірному просторі опорного білого світла до колірного випромінювача D50.

У разі, коли необхідно перетворити зображення з одного колірного простору (позначимо його А) на інший (позначимо його В), специфікація ICC вимагає здійснювати ці перетворення у два етапи: спочатку здійснити процедуру перетворення колірних координат зображення з колірного простору А у внутрішній колірний простір CMS, а потім із внутрішнього колірного простору CMS перетворити координати в колірний простір В.

Спеціально для цих випадків допускається створення спеціальних профілів перетворення кольорів між пристроями (Device Link Profiles), які безпосередньо перетворюють координати кольору між різними колірними просторами, мінаючи внутрішній колірний простір CMS.

## 2.5 Перетворення колірних просторів на основі таблиці пошуку та заміни кольорів (CLUT)

Більшість профілів пристроїв виведення зображення (наприклад, профілі принтерів) використовують для перетворення зображення з колірного простору пристрою у внутрішній колірний простір CMS і навпаки спеціальні таблиці перетворення кольорів – CLUT. Багато в чому перетворення зображення за допомогою таблиці CLUT аналогічно перетворенню, що

задається в матричних профілях, з тим лише виключенням, що якщо у випадку матричного профілю перерахунок колірних координат здійснюється за заздалегідь відомими формулами, в які лише підставляються необхідні значення, взяті з файлу профілю, то у випадку профілю, який використовує таблиці CLUT, перетворення здійснюються по жорстко заданих функціях, табульованим в профілі. Подібний спосіб завдання тонових і колірних перетворень вже описувався, коли розглядалися теги rTRC, gTRC і bTRC (тонові криві для червоного, зеленого і синього каналів зображення), які можна задавати як параметром гамма, що є показником ступеневої функції, за якою здійснюють гамма-корекцію зображення в процесі його переведення з колірного простору пристрою у внутрішній колірний простір CMS і навпаки, так і в табульованому вигляді [3].

Абревіатура CLUT означає Color Look-Up Table (таблиця пошуку і заміни кольорів) і використовується в програмуванні для позначення табличної функції, за якою здійснюється перерахунок колірних або яскравих координат зображення. Як аргумент функції слугують колірні координати пікселя або його індекс (для індексованих зображень), а значення функції відповідає колірним координатам, до яких перераховується колір пікселя. Ця функція, як правило, не має аналітичного вираження і зберігається в табличному вигляді у вигляді набору дискретизованих значень за моделлю «значення на вході = значення на виході» [5]. Для забезпечення точних розрахунків за CLUT, таким чином, потрібно, щоб у таблиці були наведені значення функції для всіх комбінацій колірних координат, що, приміром, для колірної моделі RGB за розрядності кольору 8 біт зажадає  $256^3 = 16\,777\,216$  точок, що, відповідно, потребує для побудови такої таблиці вимірювання аналогічного числа колірних зразків і майже 50 МБ пам'яті для зберігання таблиці. У разі якщо колірних каналів буде не три, а чотири (під час роботи з даними в колірній моделі СМУК), обсяг таблиці може збільшитися до майже 13 ГБ. Тому на практиці в CLUT міститься не більше ніж кілька тисяч точок, а значення, яких бракує, обчислюють інтерполюванням за наявними в таблиці точками.

Таблиці CLUT є тонким механізмом перетворення зображення між колірним простором пристрою і внутрішнім колірним простором CMS і навпаки, оскільки дають змогу вводити будь-які нелінійні перетворення колірних координат, навіть такі, що не можна описати за допомогою будь-яких математичних функцій. Ця можливість дає змогу, приміром, складати колірні профілі, які не тільки вирішуватимуть власне завдання перетворення зображення між колірними просторами, а й здійснюватимуть тональне та колірне налаштування зображення [4].

Специфікація ICC визначає, що таблиці перетворення кольорів задаються в профілі тегами AToB0, AToB1, AToB2 і BToA0, BToA1 і BToA2. У назві цих тегів літерою A позначають колірний простір пристрою, літерою B – внутрішній колірний простір CMS (як правило, під час колориметричних розрахунків за таблицею CLUT CMS використовує колірний простір CIE Lab). Цифра наприкінці вказує на використовуваний тегом алгоритм перерахунку кольорів:

- 0 – перцепційний (perceptual);
- 1 – відносний колориметричний (relative colorimetric);
- 2 – зі збереженням насиченості (saturation).

Для прямого колориметричного перетворення (absolute colorimetric) окрему таблицю не будують, тому що перетворення зображення з використанням цього алгоритму можна здійснити з використанням таблиці 1 з відповідним перерахунком колірних координат до точки білого відтворюваного колірного простору, що відтворюється.

Кожен тег може в собі містити такі дані.

1. Матрицю хроматичного перетворення колірних координат від опорного білого світла колірного простору до стандартного випромінювача D50. У разі якщо описуваний профілем колірний простір використовує як опорне біле світло випромінювач D50, або з якихось інших причин хроматичне перетворення до випромінювача D50 здійснювати не потрібно, застосовується одинична матриця розміром  $3 \times 3$ .

Аналогічним чином вона задається для тегів, що описують перетворення з внутрішнього колірному простору CMS у колірний простір пристрою (теги AToB0, AToB1, AToB2), оскільки в цьому разі колірні координати безпосередньо перетворюються з внутрішнього колірному простору CMS у колірний простір пристрою, і додатково здійснювати хроматичний перерахунок колірних координат немає потреби. У всіх інших випадках здійснюється хроматичне перетворення колірних координат до випромінювача D50.

2. Тонові криві, що використовуються для корекції зображення на стадіях перетворення з колірному простору пристрою у внутрішній колірний простір CMS і назад. Зберігаються в табульованому вигляді 8- або 16-розрядної таблиці LUT, що має розмірність  $n \times m$  точок, де  $n$  – число колірних каналів,  $m$  – число табульованих значень. Для колірному простору RGB кількість каналів дорівнює 3, а для CMYK – 4. Число табульованих точок у кожному каналі однакове і може доходити до кількох тисяч. З їхньою допомогою здійснюється перетворення, аналогічне корекції колірних координат за допомогою гамма-функції. Тег зберігає дві такі криві: одну, яка використовується на стадії перетворення зображення з колірному простору пристрою до внутрішнього колірному простору CMS (криві типу «В») та другу, яка використовується на стадії перетворення з внутрішнього колірному простору CMS до колірному простору пристрою (криві типу «А»). Відповідно, якщо в такому перетворенні немає потреби, крива являє собою пряму лінію (криві типу «В» являтимуть собою прямі лінії, а криві типу «А» – криві, близькі за формою до форми оберненої степеневі залежності, що визначається (2.5)). Значення, які не містяться в таблиці, розраховуються інтерполяцією за сусідніми точками.

3. Багатовимірну таблицю перетворення кольорів (CLUT). Таблиця зберігається у вигляді масиву функцій виду [6]:

$$Y_1, Y_2, \dots, Y_K = \mathfrak{F}(X_1, X_2, \dots, X_m), \quad (2.7)$$

де  $Y_i$  ( $i=1 \dots K$ ) – значення колірних координат у просторі виведення;

$X_i$  ( $i=1 \dots m$ ) – значення колірних координат у просторі введення;

$K$  – число колірних каналів колірного простору виведення зображення;

$m$  – число колірних каналів колірного простору введення.

Те, яку колориметричну систему використовує колірний простір пристрою і колірний простір CMS, вказується в заголовку профілю в тегах Device Color Space і Connection Space.

Число точок  $n$ , значення яких зберігаються в таблиці CLUT у кожному колірному каналі, обирають таким чином, щоб, з одного боку, забезпечити достатню точність розрахунків, з іншого – забезпечити малий обсяг таблиці CLUT. Як правило, це число вибирається в межах не більше кількох десятків.

### 3 ПРОФІЛЮВАННЯ ТА ХАРАКТЕРИЗАЦІЯ КОЛІРНИХ ПРИСТРОЇВ

Процедура побудови колірної профілю пристрою називається профілюванням (характеризацією) пристрою. Вона полягає в знаходженні зв'язку між кольорами в колірному просторі пристрою та їхніми колориметричними значеннями в колірному просторі XYZ або Lab, на підставі якого можна здійснити перетворення зображення з колірного простору пристрою в апаратно-незалежний внутрішній колірний простір CMS. Крім профілювання часто здійснюють також процедуру калібрування або лінеаризації пристрою, яка полягає в приведенні параметрів відтворення зображення пристроєм у сувору відповідність із вимогами, регламентованими спеціальними стандартами. Для цієї мети використовуються спеціальні тестові колірні таблиці – колірні мішені – які містять певний набір контрольних кольорів. Як правило, як ці кольори обирають основні адитивні – червоний, зелений, синій, базові субтрактивні – жовтий, пурпуровий, блакитний, кольори та різні їхні градації, до яких додають білий і чорний кольори та градації сірого, а також різноманітні додаткові кольори, правильне відтворення яких є важливим для цієї системи кольоросумішності (відтінки людської шкіри, кольори блакитного неба, води, листя дерев і т. ін.). Конкретний набір контрольних кольорів і їх розташування в мішені змінюється залежно від версії мішені та її виробника.

Мішені для профілювання планшетних сканерів і фотокамер виготовляють на фотопапері або друкарським способом. Незважаючи на те, що мішені виготовляють за найсуворішого дотримання вимог якості, деякі розбіжності кольорів від однієї партії мішені до іншої все одно мають місце. Тому до кожної такої мішені додається файл даних, у якому містяться значення колірних координат контрольних кольорів, виміряні спектрофотометром. Ці дані використовуються під час розрахунку профілю. Для профілювання плівкових сканерів і сканерів, що працюють з прозорими оригіналами, використовуються аналогічні версії колірних мішеней, виконані у вигляді

кольорових діапозитивів. Мішені, призначені для профілювання принтерів, друкарських верстатів та іншого друкарського обладнання, поставляються у вигляді готових для друку файлів у форматі TIFF або PostScript, з яких мішень виводиться пристроєм на папір. Мішені, які використовуються для профілювання моніторів, відео- та проекційного обладнання, являють собою текстові файли, в яких записано координати кольору RGB тестових кольорів (ці кольори за допомогою спеціального програмного забезпечення проєктуються на екрані та вимірюються за допомогою спектрофотометра або колориметра).

Великого поширення набула колірна мішень IT8, стандартизована Міжнародною організацією зі стандартизації (ISO). Стандарт IT8.7/1 описує тестову таблицю, призначену для слайд-сканерів і сканерів, що працюють на просвіт. Стандарт IT8.7/2 описує тестову таб-сторінку, призначену для сканерів, що працюють на відбиття (рис. 3.1). І нарешті, стандарт IT8.7/3 описує тестову таблицю для калібрування принтерів, офсетних друкарських та інших пристроїв друкованого виведення зображення.

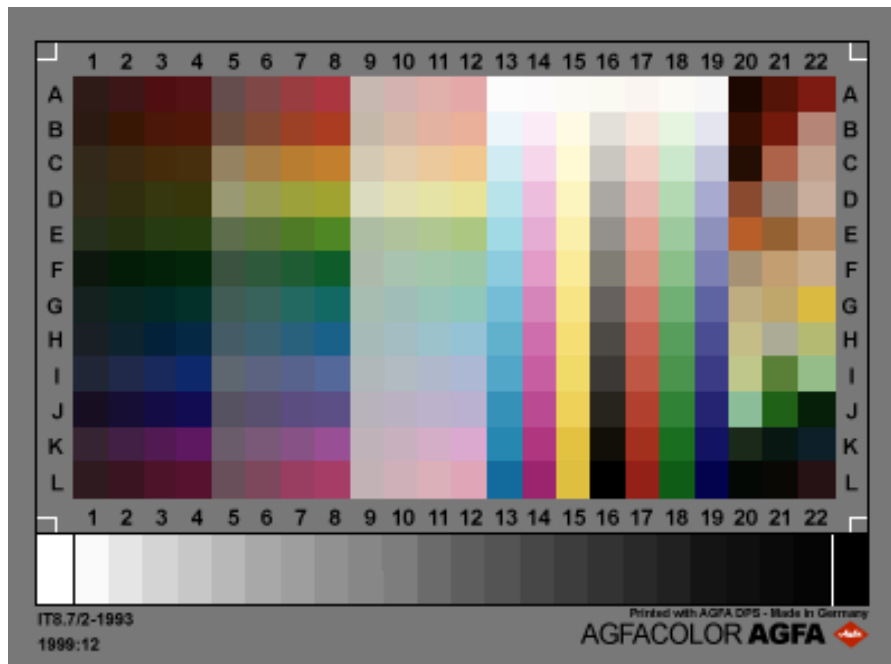


Рисунок 3.1 – Кольорова мішень IT8.7/2 виробництва фірми Agfa для профілювання планшетних сканерів, що працюють на відбиття

Незалежно від виробника, всі тестові таблиці IT8 мають однаковий рисунок, складений із 240 тестових колірних зразків, контрольної шкали сірого і тестового зображення. Кожен колірний зразок має свій номер (від 1 до 22) і буквений індекс (від А до L). Колір і розташування зразків строго регламентується стандартом.

Зразки з А1 по L12 являють собою контрольну шкалу кольорів, складену на підставі пропозицій фірм Agfa, Kodak, Fuji, Konica таким чином, щоб їх можна було відтворити на будь-яких типах фотографічних матеріалів, вироблених цими фірмами. Кольори згруповані за колірним відтінком, яскравістю та насиченістю.

Зразки з А13 по L19 являють собою шкалу чистих спектральних кольорів: блакитного (13), пурпурного (14), жовтого (15), чорного (16), червоного (17), зеленого (18) і синього (19). Від рядка А до рядка L вони розташовані в порядку зміни своєї насиченості: від майже білого (рядок А) до найбільш насиченого (рядок L). Усього, таким чином, виходить 84 колірних зразки. Зразки з А20 по L22 не регламентуються стандартом і можуть бути заповнені на розсуд виробника. Так фірма Kodak має тут 12 контрольних тілесних кольорів і тестове зображення, за якими можна контролювати правильність передачі кольору тонів шкіри. Внизу таблиці IT8.7/1 знаходиться нейтрально-сіра тестова шкала, представлена 22 градаціями сірого від майже білого (1) до майже чорного (22).

Найчастіше використовуваною колірною мішенню для профілювання фотокамер і контролю кольору у фотографії використовують колірну мішень ColorChecker ColorRendition Chart, яку розробила 30 років тому на основі зразків із колірного атласу Манселла та яку нині поширює швейцарська фірма GretagMacbeth (рис. 3.2). Ця мішень містить 18 колірних зразків і шкалу нейтральних кольорів, що містить 6 зразків ахроматичних кольорів: чорний, білий і різні відтінки сірого.

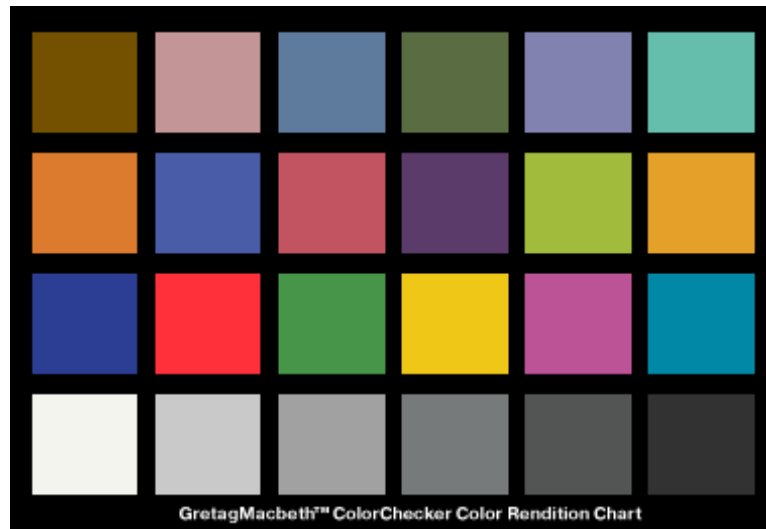


Рисунок 3.2 – Кольорова мішень GretagMacbeth ColorChecker

За даними, отриманими в результаті вимірювання тестової мішені, програмне забезпечення, що здійснює побудову профілю, знаходить взаємозв'язок між колориметричними координатами колірних зразків (ці значення є заздалегідь відомими) та їхніми значеннями, що були отримані внаслідок промірювання тестової мішені за допомогою спектрофотометра або колориметра. Для сканерів, цифрових камер та інших пристроїв введення зображення ці дані вводяться з файлу зображення, отриманого шляхом сканування мішені. Таким чином, ми отримуємо набір дискретних функцій:

$$XYZ / Lab_{PCS} = f( RGB / CMYK_D ) \quad (3.1)$$

для пристроїв введення зображень і

$$RGB / CMYK_D = f( XYZ / Lab_{PCS} ) \quad (3.2)$$

для пристроїв виведення зображень,

де  $RGB/CMYK_D$  – це кольорові координати кольору, відтворені адитивним (RGB) або субтрактивним (CMYK) пристроєм синтезу кольорів;

$XYZ/Lab_{PCS}$  – колориметричні координати цього кольору.

Згідно з цими даними, спеціалізоване програмне забезпечення для формування колірної профілю будує таблиці перетворення колірних координат – CLUT, за допомогою яких колірні координати зображень в колірному просторі пристрою можуть бути перетворені в апаратно незалежний колориметричний простір CMS і навпаки. Оскільки кількість вимірних вибірок набагато менша, ніж кількість точок, які потрібно записати в CLUT, необхідні проміжні точки обчислюються математично різними алгоритмами. Тому якість профілю залежить від правильності вибору та точності вимірювання кольорової цілі, що використовується для профілювання пристрою, з одного боку, та програмного забезпечення, що використовується для побудови профілю та правильних налаштувань [3].

Для цього використовується спеціальне програмне забезпечення, яке поставляється з кольоровим вимірювальним обладнанням або купується окремо (GretagMacbeth ProfileMaker, Monaco EZColor, Heldenberg PrintOpen та інші).

### 3.1 Колориметричне налаштування монітора

Монітор є першим пристроєм у технологічному ланцюжку комплексу обладнання для введення, обробки та виведення зображення, який необхідно ретельно налаштувати та відкалібрувати відповідно до вимог чинного стандарту. Стандарт ISO визначає вимоги до характеристик моніторів для видавничої та дизайнерської діяльності, а також умови їх експлуатації, обов'язкове дотримання яких гарантує правильність налаштування всієї системи.

Стандарт ISO 3664:2000 [7] визначає умови налаштування та експлуатації моніторів, призначених для редагування цифрових зображень, призначених для перегляду на екрані монітора (зображення для оформлення веб-сторінок, комп'ютерних презентацій, цифрового відео та мультимедіа). Стандарт, що доповнює ISO 12646 [8], визначає аналогічні умови для моніторів, призначених для роботи із зображеннями, які потім будуть відтворюватися на папері (друк і поліграфія, виготовлення фоторепродукцій

цифрових або сканованих зображень). Основні положення цих двох стандартів наведено у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Умови налаштування та експлуатації моніторів, призначених для роботи з кольоровими зображеннями за стандартом ISO

Параметр	Рекомендація стандарту ISO 3664:2000	Рекомендація стандарту ISO 12646
Організація робочого приміщення, в якому експлуатується монітор		
Освітлення	Штучні джерела світла близькі за спектральним складом до D50 з колірною температурою 5000K і нижче	Штучні джерела світла близькі за спектральним складом до D50 з колірною температурою 5000K
Освітленість на робочому місці	32–64 люкс і нижче	32 люкс і нижче
Наявність додаткових джерел освітлення	Повна ізоляція від денного світла та відсутність інших джерел штучного світла	
Оформлення приміщення	Навколишня обстановка має бути оформлена в нейтрально-сірих тонах, стіни пофарбовані фарбою з коефіцієнтом відображення 60% і нижче, прибрані всі яскраві предмети та елементи оформлення, що створюють відблиски на поверхні монітора та зміщують колірну адаптацію оператора	
Організація переглядового місця		
Джерело освітлення	Високоякісне джерело еталонного білого світла близьке до D50 ( $R_a > 90\%$ )	
Освітленість	1500–2500 люкс	
Параметри налаштування монітора (точки білого)		
Кол. температура	6500K (D65)	5000K (D50)
Яскравість	75–100 кд/м <sup>2</sup> .	80–120 кд/м <sup>2</sup> .

Коли робоча обстановка та освітлення приведені у сувору відповідність до стандарту ISO можна приступати до подальшого колориметричного налаштування монітора. Зазвичай ця процедура має на увазі стандартизацію таких параметрів, що власне визначають якість відтворення зображення монітором, як гамма монітора, його колірної температури, яскравості точки білого та точки чорного (ця процедура називається калібруванням або лінеаризацією монітора). Після того, як ці параметри були приведені у відповідність вимогам стандарту, здійснюється процедура профілювання (характеризації) монітора, в результаті якої власне і формується колірний профіль монітора.

### 3.1.1 Гамма

Стандарт ISO не визначає величину параметра гамма-функції нелінійної корекції зображення, яка використовується для відтворення зображення на екрані монітора. Цей параметр визначає залежність, за якою значення яскравості пікселів зображення перераховуються до тих, які будуть відтворені на екрані. Необхідність використання цієї функції пояснюється нелінійністю відтворення шкали яскравості електронно-променевою трубкою, яка описується аналітично за допомогою степеневі функції:

$$Y = Y_0 + (Y_{\max} - Y_0) \left[ \frac{a \cdot E}{E_{\max}} + b \right]^{\gamma}, \quad (3.3)$$

де  $Y$  – яскравість пікселя зображення екрані монітора;

$Y_0$  – залишкова яскравість дисплея;

$E$  – напруга відеосигналу на вході електронно-променевої трубки;

$\gamma$  – гамма нелінійності кінескопа;

$a, b$  – константи.

Для компенсації нелінійності електронно-променевої трубки і забезпечення лінійного передавання значень яскравості зображення, записаних у файлі, необхідно відповідно піддати відеосигнал, що посиляється на монітор, зворотному нелінійному перетворенню:

$$E^* = \left[ \frac{a \cdot E}{E_{\max}} + b \right]^{1/\gamma}, \quad (3.4)$$

де  $E^*$  – значення напруги, перетворене до гамми монітора.

У сучасних комп'ютерних системах гамма-корекція відеосигналу здійснюється за допомогою CMS і системи відеоадаптера, що дає змогу

розв'язати одразу два завдання: корекцію нелінійних викривлень монітора та приведення характеристик монітора в точну відповідність до вимог стандарту (лінеаризація монітора). Останнє здійснюється встановленням необхідних апаратних значень яскравості та контрасту на моніторі та внесенням відповідних поправок у таблицю LUT відеоадаптера для кожного колірному каналу RGB, що дає змогу привести залежність яскравості зображення на екрані від напруги відеосигналу до точної відповідності степеневій функції із заданим значенням  $\gamma$ . При цьому вдається досягти однаковості відтворення зображення на екрані монітора незалежно від використовуваної платформи та операційної системи [3].

### 3.1.2 Колірна температура

Колірною температурою монітора заведено іменувати колірну температуру так званої точки білого, яка визначається одночасним випромінюванням трьох (червоного, зеленого і синього) люмінофорів (для ЕПТ-моніторів) або випромінюванням опорного білого світла (для РКІ-моніторів). Відповідно до стандарту це значення має бути 6500K (відповідне колірній температурі стандартного випромінювача D65) для моніторів, призначених для редагування та перегляду цифрових зображень (за стандартом ISO 3664:2000) та 5000K (відповідне колірній температурі стандартного випромінювача D50) для моніторів, призначених для роботи у друці та поліграфії (за стандартом ISO 12646).

Колірна температура точки білого, як і значення яскравості та контрасту, регулюється на передній панелі монітора. Як правило, будь-який монітор дає змогу задавати щонайменше два значення колірної температури (наприклад, 6500K і 9300K) (рис. 3.3).

Професійні монітори дають змогу регулювати колірну температуру в дуже широких межах, наприклад від 5000K до 9200K з кроком у 100K. Природно, що виставлені значення завжди відрізнятимуться від тих, які

монітор показуватиме насправді, причому навіть для професійних моделей. Крім того, ці відмінності можуть ставати ще помітнішими в міру експлуатації монітора у зв'язку з вигоранням люмінофорів.



Рисунок 3.3 – Зміна зображення на моніторі залежно від колірної температури точки білого

Для контролю колірної температури монітора вимірюються проекції випромінювання червоного, зеленого, синього люмінофорів і білого світла, за кольоровістю яких визначають дійсну колірну температуру монітора. Залежно від отриманих результатів далі проводиться коригування кольоровості білої точки монітора з панелі управління регулюванням параметрів налаштування колірної температури або налаштуванням інтенсивності червоного, зеленого і синього випромінювачів, що дає змогу домогтися більш точного результату. Після цього проводиться ще одне контрольне вимірювання колірної температури. Якщо після коригування колірна температура відповідає стандарту (6500K або 5000K), процедура закінчується. Якщо ж ні, повторюється знову до досягнення необхідного результату [3].

### 3.1.3 Налаштування енергетичної яскравості точки чорного і точки білого монітора

Вище розглядався такий важливий параметр, як кольоровість точки білого монітора, яку визначають як суму трьох випромінювачів червоного, зеленого і

синього сигналів. При цьому кольоровість одержуваного в результаті їхнього змішування білого кольору визначається співвідношенням інтенсивності випромінювань червоного, зеленого і синього випромінювачів і має обиратися таким чином, щоб отримати чітко визначене значення корельованої колірної температури. Крім цього, виявляється також важливим правильно встановити енергетичну яскравість білої точки монітора, інакше яскравість зображення, що проєктується на екрані монітора, за умови збереження правильного передавання кольорів може виявитися вищою або, навпаки, нижчою за необхідне значення. Ті самі вимоги стосуються яскравості точки чорного монітора, яку виставляють залежно від яскравості точки білого таким чином, щоб забезпечити необхідний яскравий динамічний діапазон монітора.

Стандарт ISO потребує, щоб монітор, призначений для роботи з інтернет- і мультимедіа-графікою, мав яскравість точки білого 70-100 кд/м<sup>2</sup>, а монітор, призначений для роботи в поліграфії, – 80-120 кд/м<sup>2</sup>.

Якщо монітор призначено для роботи в поліграфії, коли необхідно домогтися максимальної відповідності зображення на моніторі та тиражного відбитка, значення яскравості білої точки виставляють близько 100 кд/м<sup>2</sup>. Це значення відповідає яскравості ідеального розсіювача за умови його освітлення світловим потоком інтенсивністю 1800 люкс та затверджене стандартом ISO 3664 в якості стандартного значення яскравості білої поверхні, яке повинно бути забезпечено під час контрольного перегляду тиражного відбитка та кольоропроби. Яскравість чорної точки встановлюється таким чином, щоб забезпечити відповідність яскравості динамічного діапазону монітора динамічному діапазону тиражного відбитка, який зазвичай дорівнює близько  $\Delta D = 2$ , що досягається інструментальним або візуальним вирівнюванням чорної точки монітора щодо чорної точки відбитка. При цьому необхідно уважно стежити за тим, щоб за виставлених значень яскравості точки білого і точки чорного вдавалося повністю відтворити весь тональний діапазон зображення без втрати деталей у світлі або тінях. Якщо ці втрати відбуваються, необхідно відповідним чином переналаштувати монітор,

можливо дещо пожертвувавши при цьому формальною відповідністю стандарту.

Візуально це здійснюється шляхом аналізу нейтрально-сірої шкали і встановленням значення яскравості на моніторі таким чином, щоб забезпечити виразне читання на екрані колірних зразків зі значенням яскравості 1% і 2%. За наявності апаратного калібратора контроль положення точки чорного здійснюється шляхом порівняння показань енергетичної яскравості кінескопа за різних апаратних установок яскравості на панелі монітора. Оптимальним положенням точки чорного є значення яскравості монітора, за якого забезпечується виразне прочитання зразка зі значенням яскравості 1 %, що визначається шляхом порівняння значення енергетичної яскравості світіння монітора за мінімального значення встановлення яскравості зі значенням, що забезпечується під час проекції на моніторі зразка зі значенням яскравості 1 %.

Яскравий динамічний діапазон монітора  $\Delta D$  можна досить точно визначити за такою формулою:

$$\Delta D = \log[ Y_W / Y_K ], \quad (3.5)$$

де  $Y_W$  – енергетична яскравість точки білого;

$Y_K$  – енергетична яскравість точки чорного (кд/м<sup>2</sup>).

Встановлення яскравості точки білого і точки чорного монітора, як правило, здійснюється регулюванням апаратних установок яскравості і контрасту монітора. При цьому слід пам'ятати, що ці налаштування, так само як і колірна температура, взаємно впливають одне на одне, і часто процедуру налаштування монітора повторюють кілька разів до досягнення необхідного значення всіх трьох параметрів. Зазвичай будь-який монітор має можливість забезпечити енергетичну яскравість точки білого щонайменше 100 кд/м<sup>2</sup>, проте в міру старіння трубки значення максимальної яскравості, що забезпечується монітором, падає, а отже, старі кінескопи можуть уже не в змозі забезпечити

енергетичну яскравість точки білого навіть у нижній межі допустимого стандартом ISO діапазону значень, а отже, такий монітор слід замінити.

Після того, як на панелі монітора було виставлено необхідні значення яскравості, контрасту і колірної температури (або значення, найближчі до необхідних у разі, коли встановити ці значення апаратно не є можливим), настає власне процедура лінеаризації монітора, що здебільшого полягає у приведенні монітора до необхідної гами. Ця процедура дає змогу привести монітор у точну відповідність степеневій залежності із заданим значенням гами, що дає змогу забезпечити лінійний розподіл яскравостей пікселя залежно від напруги відеосигналу і, крім того, точніше налаштувати параметри яскравості точки чорного та точки білого і колірної температури монітора. Для моніторів, які не мають можливості повного контролю цих параметрів, ця процедура є єдиною можливістю здійснити калібрування та колориметричне налаштування монітора [3].

#### 3.1.4 Приведення монітора до необхідної гамми

Дуже часто залежність, відповідно до якої розподіляються значення яскравості пікселя залежно від напруги відеосигналу, суворо не слідує степеневій залежності з певним значенням гами. Відхилення можуть спостерігатися як від необхідного значення гами, так і від самої степеневій залежності (у певних межах). У цих випадках для можливості забезпечення коректної візуалізації зображення CMS необхідно привести монітор до необхідної гами.

Ця процедура здійснюється шляхом проміру за допомогою колориметра або спектрофотометра спеціальної тестової колірної таблиці. Як правило, ця таблиця являє собою шкали чистих червоного, зеленого і синього кольорів різної інтенсивності. Також до них додають шкалу сірого, отриману шляхом одночасної проекції червоного, зеленого і синього випромінювачів однакової інтенсивності.

Колірні зразки послідовно показуються на екрані монітора та аналізуються кольоровимірювальним пристроєм.

На основі вимірів таблиці визначається фактична залежність між чисельним значенням пікселя зображення, що подається на відеоадаптер, і його енергетичною яскравістю, відтворюваною на екрані монітора. Оскільки в кожному колірному каналі RGB залежність енергетичної яскравості пікселя від його чисельного значення, як правило, має свій характер, розрахунки гами здійснюють окремо в кожному каналі RGB.

Зазвичай лише у виняткових випадках ця залежність точно відповідає степеневій функції, і привести її до такої тільки встановленням необхідних апаратних значень яскравості та контрасту на моніторі не є можливим. Замість цього вдаються до її вирівнювання (лінеаризації) завдяки зміні відеосигналу, що надсилається на вхід монітора, що здійснюється шляхом внесення відповідних поправок у LUT відеоадаптера. У переважній більшості випадків після внесення цих поправок в LUT відеоадаптера вдається повністю привести монітор до необхідного значення гами, тобто забезпечити його лінеаризацію.

Після завершення процедури лінеаризації монітора вдається досягти відповідності параметрів відтворення зображення монітором вимогам стандарту та привести залежність енергетичної яскравості від відеосигналу зображення до степеневій залежності із заданим значенням  $\gamma$ .

Теоретично калібрування має виявитися достатнім для досягнення колориметрично правильного передавання зображення. Практично, зважаючи на часто виникаючу неможливість повністю контролювати параметри відтворення зображення монітором і, як наслідок цього, привести монітор до необхідних характеристик, буває також необхідним провести процедуру профілювання монітора. Тільки маючи у своєму розпорядженні профіль монітора (за умови, що останній було попередньо лінеаризовано) CMS має можливість забезпечити коректну візуалізацію зображення на екрані [3].

### 3.1.5 Профілювання (характеризація) монітора

Після того, як умови експлуатації монітора і його параметри приведені в сувору відповідність до вимог стандарту, можна приступити до профілювання монітора. Процедура профілювання монітора необхідна для розрахунку значень гама трьох каналів RGB і колірних координат червоного, зеленого і синього випромінювача, на основі яких формується матриця перерахунку колірних координат зображення з внутрішнього колірного простору CMS в колірний простір монітора, які використовуються під час візуалізації зображення CMS. Профілі монітора можуть будуватися як на основі матриці колірного перетворення, так і на таблицях пошуку і заміни кольорів. Для ЕПТ-моніторів рекомендується використовувати профілі матричного типу, оскільки якщо монітор уже приведено до необхідних характеристик відтворення зображення після калібрування, і необхідні корективи вже внесено до LUT відеоадаптера, то необхідність у використанні другої CLUT відпадає, тим більше, що точність розрахунків за CLUT профілю нижча, ніж розрахунок через матрицю колірного перетворення.

Для побудови профілів матричного типу каліброваного монітора цілком придатна тестова мішень, використана в процесі лінеаризації монітора. Для побудови CLUT-профілів ця мішень буде вже непридатна, оскільки містить тільки шкали трьох кольорів RGB + нейтрально-сіру шкалу, і не містить всіх інших кольорів, які необхідні для побудови таблиці CLUT. Те ж саме стосується багатьох рідкокристалічних моніторів і моніторів мобільних комп'ютерів, які не вдається лінеаризувати в процесі калібрування, оскільки їхня передавальна функція точно не описується степеневою залежністю. У цьому разі колірний профіль, побудований на основі таблиці CLUT, буде використовуватися одразу для розв'язання двох завдань: програмної лінеаризації монітора і колірних розрахунків під час візуалізації зображення.

Так фірма GretagMacbeth пропонує для профілювання моніторів використовувати дві стандартні колірні мішені: колірну мішень, яка містить 42

зразки для профілювання каліброваного електронно-променевого монітора, і колірну мішень, яка містить 99 зразків для профілювання рідкокристалічних моніторів (рис. 3.4).

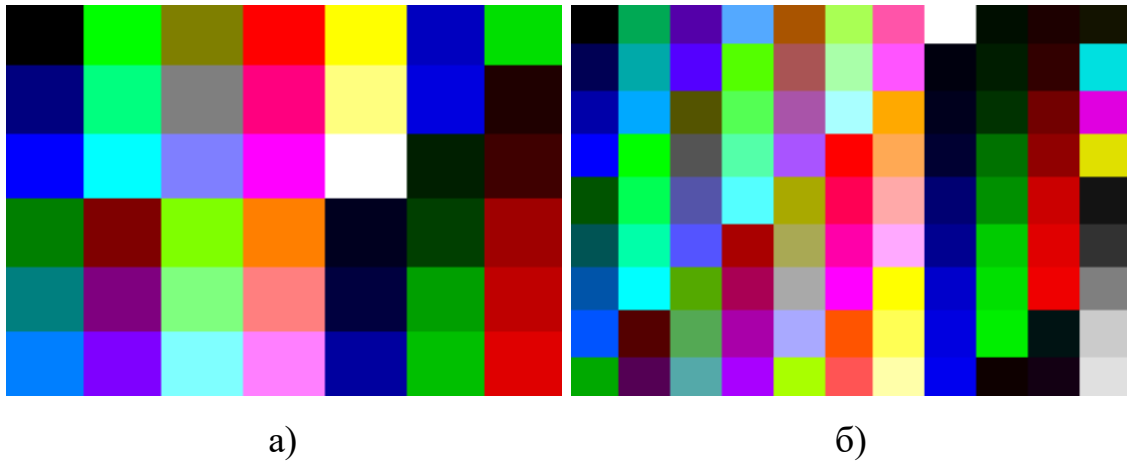


Рисунок 3.4 – Тестові колірні шкали GretagMacbeth для калібрування електронно-променевих (а) і рідко-кристалічних (б) моніторів

Розрахунок матриці перетворення здійснюють за колірними координатами червоного, зеленого та синього люмінофорів у колориметричній системі XYZ МКО, які отримують шляхом вимірювання проєкції трьох кольорів із координатами  $RGB = 255, 0, 0$  (для червоного люмінофора),  $RGB = 0, 255, 0$  (для зеленого люмінофора) і  $RGB = 0, 0, 255$  (для синього люмінофора).

Розрахунок показника гамма здійснюється за колірними координатами зразків RGB-шкал, які мають обов'язково міститися в колірній мішені, що використовується для профілювання. Для добре каліброваного монітора значення показника гамма, визначені в результаті профілювання, практично дорівнюватимуть гаммі, до якої монітор калібрувався. В інших випадках ці значення будуть розходитися, причому для різних каналів RGB величина цієї розбіжності буде також різною [6]. Побудований за даними промірів тестових кольорів профіль зберігається на жорсткому диску і використовується під час візуалізації зображення на екрані.

### 3.2 Колориметрична характеристика пристроїв введення зображення

Профілювання пристроїв введення зображення (сканерів і цифрових фотокамер), як правило, не спричиняє особливих складнощів, тим паче, що для здійснення цієї процедури не потрібно мати дороге кольоровимірювальне обладнання. Колірну мішень сканують або перезнімають і за отриманим цифровим зображенням будують колірний профіль. Багато професійних сканерів комплектуються колірними мішенями IT8, а програмне забезпечення, що постачається разом із ними, дає змогу будувати профіль сканера безпосередньо в драйвері сканера і використовувати його під час подальшої колірної корекції сканованого зображення. Така схема дає змогу практично повністю позбавити оператора від додаткової корекції зображення, оскільки всі необхідні операції з тонової та колірної корекції зображення, що сканується, візьме на себе система управління кольором, що використовує профіль, побудований для сканера [3].

Існує ще й інший підхід до профілювання пристроїв введення зображень, описаний у роботі [6], який виходить із того припущення, що фотографічний оригінал, який необхідно відтворити, не може бути еталоном, точності відтворення якого слід прагнути, оскільки фотографічне зображення, відбите на фотоплівці, є спотвореною копією видимого зображення в момент зйомки. Ці спотворення зумовлені цілою низкою чинників, насамперед властивостями самого фотоматеріалу та режимом його хіміко-фотографічної обробки: добре відомо, наскільки сильно може змінюватися світлотональний рисунок зображення та кольоропередача залежно від використовуваного для зйомки матеріалу. Тому завданням системи управління кольором бачиться не досягнення правильної передачі кольору фотографічного оригіналу сканером, а досягнення правильної передачі кольору всієї системи цілком: знімальний апарат – фотоматеріал – сканер. Це дає змогу уникнути як спотворень, що вносяться в зображення сканером, так і спотворень, внесених у нього знімальною оптикою, обраним для зйомки фотоматеріалом і його подальшою

обробкою. Причому тут стає вже не важливо, чи здійснюється зйомка на кольорову обертову, або на негативну плівку.

Для реалізації цього підходу необхідно перезняти колірну мішень на фотоплівку і будувати колірний профіль за її відсканованим зображенням. При цьому під час використання цього профілю вдається домогтися максимальної відповідності відсканованого зображення візуальному за умови збереження постійних умов знімання та оброблення фотоматеріалу (наприклад, для серії знімків, зроблених на одному й тому самому місці за одного й того самого освітлення). Як правило, найзручнішими умовами для такої зйомки виявляється зйомка в студії, коли вдається домогтися постійних умов освітлення. Однак можна скористатися цим методом і під час зйомки в інших умовах (природно, з відповідними обмеженнями).

Рішення, який із цих двох підходів використовувати, залишається суб'єктивним вибором. Незважаючи на гадану правильність другого підходу, він може виявитися неприйнятним у цілій низці випадків, оскільки багато фотографів у своїх роботах прагнуть, навпаки, уникнути задокументованої та точного відтворення реальної дійсності, якою вона бачиться нашим очам, і, навпаки, виразити у фотографії свій суб'єктивний внутрішній погляд на цю дійсність. Тому в цьому разі стане важливим або підкреслити якомога точніше зображення таким, яким воно постає на фотоплівці, або відмовитися навіть і від цієї мети, оскільки зображення все одно надалі редагуватиметься і змінюватиметься згідно з творчими задумами його автора.

### 3.3 Колориметрична характеризування пристроїв виведення зображення

Профілі виводу не просто забезпечують передачу відомого кольору пристрій виведення. Вони також допомагають системі управління кольором формувати потрібні числові значення для позначення кольору у пристрої виведення і попередньо показувати на екрані монітора або на відбитку,

отриманому на іншому принтері, як пристрій остаточного виведення буде передавати колір.

Калібрування пристроїв виведення зазвичай здійснюється за допомогою денситометра (або як це стали робити все частіше, за допомогою колориметра або спектрофотометра) і супроводжуючого програмного забезпечення. У процесі калібрування пристрій налаштовується таким чином, щоб отриманий відбиток корелював зі значеннями, зазначеними в програмі. Коли йдеться про кольоровий принтер, калібрування забезпечує виведення необхідних рівнів блакитного, пурпурового, жовтого та чорного барвників. Типове тестове зображення складається з кількох рядів монохромних плашок – по одному ряду для кожного основного кольору. У кожному ряду проставляється кілька плашок з різним відсотковим вмістом одного і того ж кольору – зазвичай з кроком у 5 або 10 відсотків, починаючи з суцільного та закінчуючи нульовим покриттям.

Всі інструментальні засоби профілювання діють за принципом порівняння відомих еталонних даних з результатами вимірювань. Що ж до профілів виведення, ці кошти порівнюють відомі числові значення RGB або СМҮК (за шкалою профілювання) зі значеннями Lab, отриманими в результаті вимірювання надрукованої шкали. Інструментальні засоби профілювання бувають різними. Як правило, можливості подібних засобів відповідають їх вартості, хоча вони не завжди використовуються повністю. Так, якщо профілювання обмежується лише RGB струминними принтерами, у цьому випадку навряд чи буде потрібно складний контроль формування чорного кольору та інших параметрів кольороподілу СМҮК. Аналогічно, якщо доводиться працювати з ручним вимірювальним приладом, мало ймовірно, щоб можливість вимірювати спеціальні шкали з тисячами полів кольорів могла б представляти якийсь інтерес.

Всі формувачі профілів виведення діють, по суті, однаково: вони надають шкалу профілювання, що друкується на пристрої, що профілюється, вимірювану приладом і потім оброблювану за результатами вимірювань для

формування профілю. Зазвичай для формування профілю вихідні дані вимірювань не використовуються. Формувач профілю, перш за все, інтерполює дані вимірювань для збереження контрольованого розміру профілю та будує таблицю АВ1, що містить дані для відносної колориметричної передачі кольору. Після цього він будує таблицю АВО (для сприймається передачі кольору) і таблицю АВ2 (для насиченої передачі кольору).

Для зворотного перетворення формувач профілю використовує подвоєне число елементів таблиці для підвищення точності. (Інструментальному засобу профілювання відомо, які кольори Lab виходять у шкалі із значень СМУК, але в нього фактично немає даних для зворотного перетворення.) Тому таблиці АВ доводиться інтерполювати для отримання вдвічі більшого числа елементів таблиці, а потім перетворювати їх на таблиці прямого перетворення ВА з значень Lab значення кольору конкретного пристрою. Однак, якщо тільки надрукувати шкалу профілювання, виміряти її та ввести отримані результати вимірювань у програму профілювання, то якісний профіль можна отримати лише при вдалому збігу обставин. Тому якщо не вжити спеціальних заходів у процесі друку шкали та під час її вимірювання, профіль, швидше за все, вийде неякісним.

У зв'язку з цим, перш ніж друкувати шкалу профілювання, необхідно переконатися, що пристрій виведення працює належним чином, а під час вимірювань простежити за тим, щоб їх результати точно відображали робочий стан пристрою, що профілюється. І, нарешті, після створення профілю слід переконатися в тому, що пристрій працює в тому ж режимі, що й під час друку шкали, а це означає, що профіль, як і раніше, вірно описує режим роботи цього пристрою [3].

## 4 ШТУЧНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ

Штучні нейронні мережі, подібно до біологічних, є обчислювальною системою з величезною кількістю простих процесорів, які функціонують паралельно, з безліччю зв'язків. Незважаючи на те, що під час побудови таких мереж зазвичай роблять низку припущень і значних спрощень, що відрізняють їх від біологічних аналогів, штучні нейронні мережі демонструють дивовижну кількість властивостей, притаманних мозку, – це навчання на основі досвіду, узагальнення, вилучення суттєвих даних із надлишкової інформації.

Нейронні мережі можуть змінювати свою поведінку залежно від стану оточуючого їх середовища. Після аналізу вхідних сигналів (можливо, разом із необхідними вихідними сигналами) вони самоналаштовуються і навчаються, щоб забезпечити правильну реакцію. Навчена мережа може бути стійкою до деяких відхилень вхідних даних, що дає їй змогу правильно «бачити» образ, який містить різноманітні перешкоди та викривлення.

У 50-х роках минулого століття група дослідників об'єднала біологічні та фізіологічні підходи і створила перші штучні нейронні мережі. Тоді здавалося, що ключ до штучного інтелекту знайдено. Але, хоча ці мережі ефективно розв'язували деякі задачі зі сфери штучного зору – передбачення погоди та аналізу даних, ілюзії незабаром розсіялися. Мережі були не в змозі вирішувати інші завдання, зовні схожі на ті, з якими вони успішно справлялися. З цього часу почався період інтенсивного аналізу. Було побудовано теорії, доведено низку теорем. Але вже тоді стало зрозуміло, що без залучення серйозної математики розраховувати на значні успіхи не слід.

З 70-х років у наукових журналах почали з'являтися публікації, що стосуються штучних нейронних мереж. Поступово було сформовано хороший теоретичний фундамент, на основі якого сьогодні створюється більшість мереж. В останні два десятиліття розроблена теорія почала активно застосовуватися для вирішення прикладних завдань. З'явилися і фірми, що займаються розробкою прикладного програмного забезпечення для

конструювання штучних нейронних мереж. До того ж 90-ті роки ознаменувалися приходом штучних нейронних мереж у бізнес, де вони показали свою реальну ефективність у розв'язанні багатьох завдань – від передбачення попиту на продукцію до аналізу платоспроможності клієнтів банку [9].

Існує велика кількість різних конфігурацій нейронних мереж з різними принципами функціонування, які орієнтовані на вирішення найрізноманітніших завдань. Уже сьогодні штучні нейронні мережі використовують у багатьох галузях. Основні сфери застосування ШНМ такі [10].

### 1. Апроксимація функцій.

Встановлення універсальних апроксимувальних властивостей ШНМ стало вельми важливим етапом у становленні загальної теорії та стимулювало дослідження в цій царині. Низка дослідників встановила, що нейронна мережа з одним прихованим і одним вихідним шаром здатна апроксимувати з будь-якою наперед заданою точністю на компактній множині будь-яку безперервну функцію. Доведено показність функцій багатьох змінних досить загального вигляду за допомогою двошарової нейронної мережі з прямими повними зв'язками з фіксованим числом нейронів із заздалегідь відомими обмеженими функціями активації. Скінченна ж лінійна комбінація фіксованих одновимірних функцій може однозначно апроксимувати будь-яку безперервну функцію п дійсних змінних на заданому гіперкубі за достатньо м'яких припущень щодо функцій однієї змінної.

### 2. Асоціативна пам'ять.

Існують архітектури ШНМ, які запам'ятовують образи, що надходять на них, асоціюючи їх із чимось, а в разі пред'явлення певного «асоціативного» образу витягають їх із пам'яті. Ця властивість дає змогу організовувати пошук інформації не за адресою, а за її змістом. Навіть якщо пред'явлена асоціація буде спотворена перешкодами, мережа може видати правильний результат. Залежно від того, збігається шуканий образ зі збереженим у пам'яті чи ні, розрізняють авто- і гетероасоціативну пам'ять.

### 3. Стиснення даних.

Деякі типи ШНМ мають властивості, що дають змогу використовувати ці мережі для стиснення даних, наприклад перед їхнім передаванням, зменшуючи тим самим кількість переданих бітів інформації. Подібні завдання виникають і в кластерному аналізі, коли різні, схожі за певними ознаками образи об'єднуються в певні групи або кластери, тобто здійснюється перехід від вихідного  $n$ -вимірного простору образів до  $m$ -вимірного простору кластерів, де  $t < n$ . Подальша робота в просторі меншої розмірності призводить до економії обчислювальних ресурсів і зменшення обсягу необхідної пам'яті. Застосування ШНМ для стиснення даних у системах розпізнавання мови та зображень забезпечує стиснення даних у 100 і більше разів.

### 4. Розпізнавання і класифікація.

Розпізнавання образів (зображень, зокрема текстів, друкованих і рукопис-них, звуку, мови тощо) є тією цариною, де найяскравіше виражаються переваги ШНМ. Розв'язання багатьох завдань розпізнавання образів ускладнене внаслідок їх високої розмірності. Як уже зазначалося вище, використання ШНМ шляхом стиснення даних дає змогу знизити розмірність завдання, зберігаючи властивості роздільності розподілів, що відповідають різним класам. Багато важливих застосувань теорії розпізнавання образів належать до завдань класифікації кривих і геометричних фігур. Такими є, наприклад, завдання діагностики, виявлення несправностей тощо. І в цьому разі ШНМ дають ефективне розв'язання задачі незалежно від того, існує навчальна множина вже класифікованих об'єктів чи не існує. Однак наявність такої інформації прискорює процес пошуку рішення.

### 5. Оптимізаційні завдання.

Більшість практично важливих завдань можна сформулювати як оптимізацію, що доставляють екстремум деякому заздалегідь обраному критерію. Так, наприклад, задача про комівояжера має величезне практичне значення, а розв'язання її потребує значних обчислювальних витрат. Ця задача полягає в тому, що комівояжер повинен відвідати задану кількість міст, вибравши для

цього найкоротший маршрут, причому в кожному місті він повинен побувати не більше одного разу. Таке завдання виникає, наприклад, при створенні автоматичних технологічних ліній (свердління отворів у друкованих платах, трасування друкованих плат тощо), визначенні оптимальних маршрутів перевезення тощо. Було доведено, що це завдання належить до класу «NP-повних» (недетерміністськи поліноміальних), найкращим методом розв'язання яких є повний перебір можливих варіантів. Оскільки у випадку  $n$  міст існує  $n!$  варіантів обходу, очевидно, що зі зростанням кількості міст складність розв'язання задачі різко зростає.

#### 6. Управління складними процесами.

Проблема синтезу ефективної системи управління являє собою доволі складне завдання, оскільки реальні процеси характеризуються, як правило, нелінійними залежностями, високим рівнем шумів та їхньою корельованістю, мінливими умовами функціонування, що зумовлюють зміну характеристик досліджуваних об'єктів тощо. Необхідність розв'язання задач управління в реальному часі висуває певні вимоги як до самих алгоритмів управління, що входять до складу математичного забезпечення проєктованої системи, так і до технічних засобів, що їх реалізують. У цих умовах найефективнішими виявляються методи й алгоритми, що базуються на теорії адаптації. Однак, як і за будь-якого підходу, ці методи потребують розроблення математичних моделей досліджуваних об'єктів. Слід зазначити, що отримані математичні моделі використовують не тільки з метою безпосередньо управління, а й з метою передбачення поведінки об'єкта, що дає змогу підвищити ефективність управління шляхом завчасної корекції керованих параметрів. Якщо одержання математичної моделі ускладнене або потребує істотних зусиль, доцільним є застосування ШНМ.

#### 7. Прогнозування.

Будь-яке прогнозування (екстраполяція) спирається на формалізоване уявлення про наявний зв'язок між причинами і наслідком. Багато процесів формуються під впливом великої кількості чинників, що діють у різних

напрямах і часто невідомих. Статистичний аналіз цих процесів включає дослідження взаємозв'язків чинників як у статичному стані, так і в часі. Інформацією для вивчення взаємозв'язків слугують часові ряди показників, що характеризують розвиток об'єктів. Найпоширенішим підходом до розв'язання задачі прогнозування є екстраполяція зв'язків і закономірностей, які діють у даний час, на майбутнє. Побудовані відповідно до цього принципу моделі прогнозування відрізняються одна від одної лише гіпотезами про конкретні види збережених зв'язків. Що загальніші припущення закладено у форму моделі, і що більший клас процесів можна описати за її допомогою, то ширші її можливості при дослідженні окремої реалізації. Таким чином, вибір і обґрунтування математичної моделі є центральним моментом прогнозування. На практиці ж часто виявляється, що внаслідок тих чи інших причин отримати математичну модель, яка адекватно відображає властивості досліджуваного об'єкта, надзвичайно складно. І в цих випадках ефективним виявляється ШНМ.

#### 8. Нейрокомп'ютери.

Нейрокомп'ютери є обчислювачами нового класу, що забезпечують швидше, дешевше і якісніше розв'язання конкретних завдань. Нейрокомп'ютер реалізує ідею створення аналого-цифрової ЕОМ, у якій аналогова частина виконує багатовимірні операції в пороговому базисі, а цифрова реалізує алгоритми налаштування параметрів нейронних мереж. Деякі порівняльні характеристики комп'ютера та ШНМ наведено в таблиці 4.1.

Велика швидкодія нейрокомп'ютерів досягається за рахунок розпаралелювання обчислень. Кардинальним напрямком розвитку нейрокомп'ютерів як загального призначення, так і проблемно-орієнтованих, є розробка нейрочипів. Досягнення в мікроелектроніці вселяють упевненість у тому, що незабаром будуть створені потужніші і водночас дешевші нейронні ЕОМ.

Таблиця 4.1 – Порівняльна характеристика комп'ютера та ШНМ

Критерій	Комп'ютер	ШНМ
Підхід до вирішення завдання	Дедуктивний (використовує відомі правила перетворення вхідних даних у вихідні)	Індуктивний (задані вхідні та вихідні дані використовуються для конструювання правил)
Розрахунки	Централізовані, синхронні, послідовні	Розподілені, асинхронні, паралельні
Пам'ять	Пакетована, зосереджена і адресована за розташуванням	Розподілена, адресована за змістом
Стійкість до збоїв	Нестійкий (вихід з ладу одного елемента призводить до виходу з ладу всього пристрою)	Стійка за рахунок надмірності та поділу функцій
Швидкодія	Висока (млн оп/с)	Низька (тис. оп/с)
Точність	Висока	Невисока
Архітектура	Фіксована	Змінна

#### 4.1 Біологічні основи нейронних мереж

Робота [9] пояснює, що під нейронними мережами маються на увазі обчислювальні структури, які моделюють прості біологічні процеси, що зазвичай асоціюються з процесами людського мозку. Адаптуються і навчаються, вони являють собою розпаралелені системи, здатні до навчання шляхом аналізу позитивних і негативних впливів. Елементарним перетворювачем у цих мережах є штучний нейрон, або просто нейрон, названий так за аналогією з біологічним прототипом.

До теперішнього часу запропоновано і вивчено велику кількість моделей нейроподібних елементів і нейронних мереж, деякі з яких розглянуто далі.

Нервова система і мозок людини складаються з нейронів, з'єднаних між собою нервовими волокнами. Нервові волокна здатні передавати електричні імпульси між нейронами. Усі процеси передавання подразнень від нашої шкіри, вух та очей до мозку, процеси мислення та управління діями – все це реалізовано в живому організмі як передавання електричних імпульсів між нейронами.

Нейрон (нервова клітина) є особливою біологічною клітиною, яка обробляє інформацію (рис. 4.1). Він складається з тіла та відростків нервових волокон двох типів – дендритів, якими приймаються імпульси, і єдиного аксона, яким нейрон може передавати імпульс. Тіло нейрона включає ядро, що містить інформацію про спадкові властивості, і плазму, яка має молекулярні засоби для виробництва необхідних нейрону матеріалів. Нейрон отримує сигнали (імпульси) від аксонів інших нейронів через дендрити (приймачі) та передає сигнали, згенеровані тілом клітини, вздовж свого аксона (передавача), який врешті розгалужується на волокна. На закінченнях цих волокон знаходяться спеціальні утворення – синапси, які впливають на силу імпульсу.

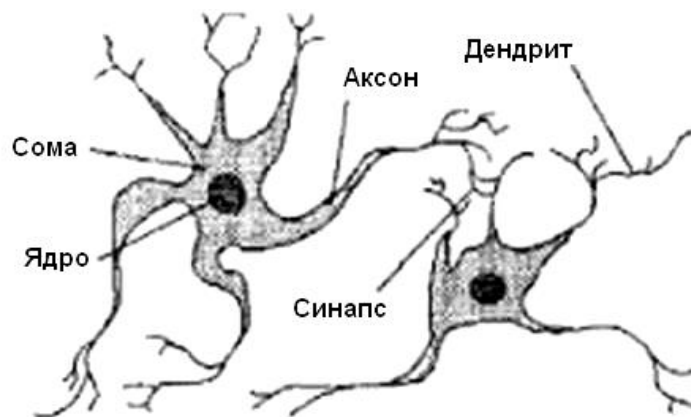


Рисунок 4.1 – Взаємозв'язок біологічних нейронів

Синапс є елементарною структурою та функціональним вузлом між двома нейронами (волокно аксону одного нейрона та дендрит іншого). Коли імпульс досягає синаптичного закінчення, вивільняються певні хімічні речовини, які називаються нейротрансмітерами. Нейротрансмітери дифундують через синаптичну щілину, збуджуючи або загальмовуючи, залежно від типу синапсу, здатність нейрона-приймача генерувати електричні імпульси. Результативність синапсу може налаштовуватися сигналами, що проходять через нього, так що синапси можуть навчатися залежно від активності процесів, у яких вони беруть участь. Ця залежність від передісторії діє як пам'ять, яка, можливо, відповідальна за пам'ять людини. Важливо

зазначити, що маси синапсів можуть змінюватися з часом, що змінює і поведінку відповідного нейрона.

#### 4.2 Структура та властивості штучного нейрона

*Штучні нейрони*, також, які називають нейронними клітинами, вузлами, модулями, моделюють структуру і функції біологічних нейронів. Архітектура та особливості штучних нейронних мереж, утворених нейронами, залежать від конкретних завдань, що мають бути розв'язані з їхньою допомогою [10]. На рис. 4.2 показано його структуру.

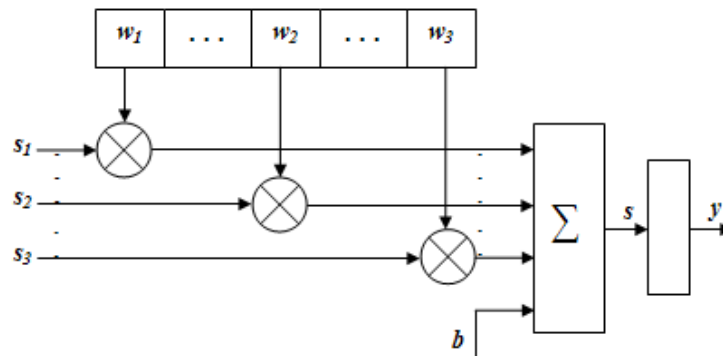


Рисунок 4.2 – Структура штучного нейрона

До складу нейрона входять помножувачі (синапси), суматор і нелінійний перетворювач. Синапси здійснюють зв'язок між нейронами і множать вхідний сигнал на число, що характеризує силу зв'язку, – вагу синапса. Суматор виконує додавання сигналів, що надходять синаптичними зв'язками від інших нейронів, і зовнішніх вхідних сигналів. Нелінійний перетворювач реалізує нелінійну функцію одного аргументу – виходу суматора. Ця функція називається функцією активації або передавальною функцією нейрона. Нейрон загалом реалізує скалярну функцію векторного аргументу. Математична модель нейрона описується співвідношеннями

$$s = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b,$$

$$y = f(s),$$
(4.1)

де  $s$  – результат сумування;

$w_i$  – вага синапсу ( $i = 1 \dots n$ );

$x_i$  – компонент вхідного вектора (вхідний сигнал) ( $i = 1 \dots n$ );

$n$  – число входів нейрона;

$b$  – значення зміщення;

$y$  – вихідний сигнал нейрона;

$f$  – нелінійне перетворення (функція активації або передавальна функція).

У загальному випадку вхідний сигнал, вагові коефіцієнти і значення зміщення можуть набувати дійсних значень. Вихід ( $y$ ) визначається видом функції активації і може бути як дійсним, так і цілим. У багатьох практичних завданнях входи, ваги і зміщення можуть набувати лише деяких фіксованих значень.

Синаптичні зв'язки з позитивними вагами називають збуджувальними, з негативними вагами – гальмівними.

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

Описаний обчислювальний елемент можна вважати спрощеною математичною моделлю біологічних нейронів – клітин, з яких складається нервова система людини і тварин. Щоб підкреслити відмінність нейронів біологічних і математичних, другі іноді називають нейроподібними елементами або формальними нейронами.

На вхідний сигнал  $s$  нелінійний перетворювач відповідає вихідним сигналом  $f(s)$ , який являє собою вихід нейрона  $y$ . Приклади активаційних функцій [9] наведено в таблиці 4.2 і на рисунку 4.3.

Таблиця 4.2 – Перелік функцій активації нейронів

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

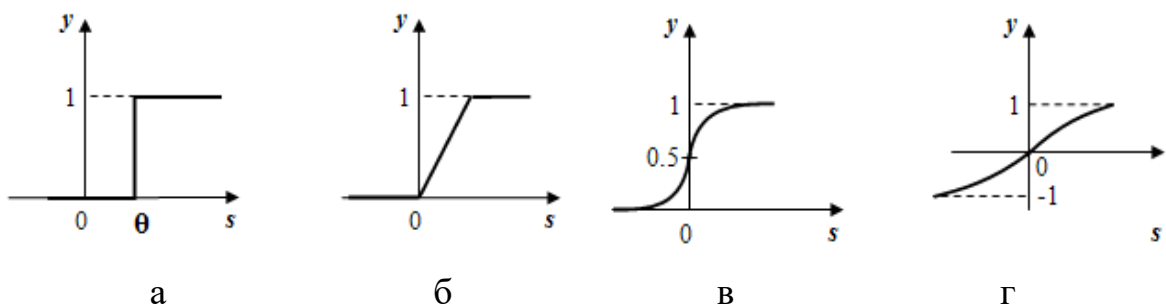


Рисунок 4.3 – Приклади активаційних функцій: а – порогова; б – напівлінійна з насиченням; в – сигмоїдальна (логістична функція); г – сигмоїд (гіперболічний тангенс)

Однією з найпоширеніших є нелінійна функція з насиченням, так звана логістична функція, або сигмоїд (тобто функція S-подібного вигляду):

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}. \quad (4.2)$$

З виразу для сигмоїда очевидно, що вихідне значення нейрона лежить у діапазоні  $[0, 1]$ . Одна з цінних властивостей сигмоїдальної функції – простий вираз для її похідної:

$$f'(s) = f(s)[1 - f(s)], \quad (4.3)$$

яке використовується в деяких алгоритмах навчання. Крім того, ця функція має властивість «посилювати» слабкі сигнали краще, ніж великі, і запобігає насиченню від великих сигналів, оскільки вони відповідають областям аргументів, де сигмоїд має пологий нахил.

### 4.3 Персептрони

Як науковий предмет штучні нейронні мережі вперше заявили про себе в 40-ті роки. Прагнучи відтворити функції людського мозку, дослідники створили прості апаратні (а пізніше програмні) моделі біологічного нейрона і системи його з'єднань. Коли нейрофізіологи досягли глибшого розуміння нервової системи людини, ці ранні спроби стали сприйматися як вельми грубі апроксимації. Проте на цьому шляху було досягнуто вражаючих результатів, які стимулювали подальші дослідження, що призвели до створення більш витончених мереж.

Перше систематичне вивчення штучних нейронних мереж було розпочато в 1943 р. Пізніше було досліджено мережеві парадигми для

розпізнавання зображень, що зазнають зрушень і поворотів, використовуючи при цьому просту нейронну модель, показану на рис. 4.4.

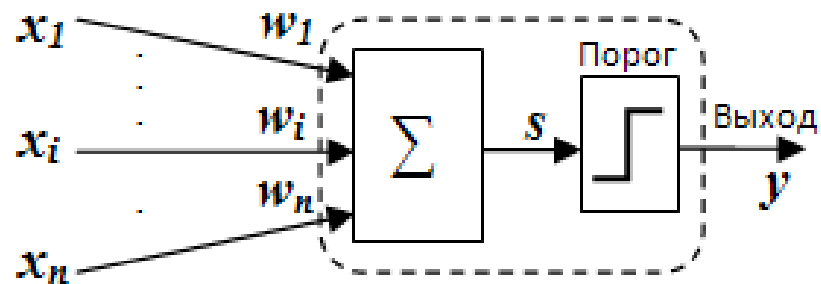


Рисунок 4.4 – Персептронний нейрон

Елемент  $\Sigma$  множить кожен вхід  $x_i$  на вагу  $w_i$  і підсумовує зважені входи. Якщо ця сума більша за задане порогове значення, вихід дорівнює одиниці, а якщо ні – нулю. Ці системи (і безліч їм подібних) отримали назву *персептронів*. Вони складаються з одного шару штучних нейронів, з'єднаних за допомогою вагових коефіцієнтів з множиною входів (рис. 4.5), хоча в принципі описуються і більш складні системи.

Персептронні нейрони

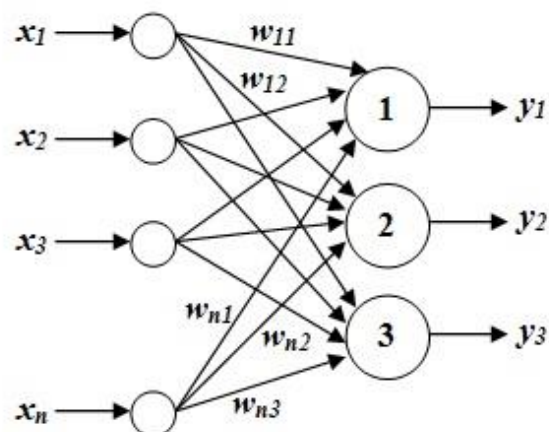


Рисунок 4.5 – Персептрон із багатьма виходами

У 60-ті роки персептрони викликали великий інтерес і оптимізм. Але первісна ейфорія змінилася розчаруванням, коли виявилось, що персептрони

не здатні навчитися розв'язання низки простих завдань. Суворий аналіз цієї проблеми показав, що є жорсткі обмеження на те, що можуть виконувати одношарові перцептрони, і, отже, на те, чого вони можуть навчатися. Оскільки на той час методи навчання багатошарових мереж не були відомі, дослідники перейшли в більш багатообіцяючі галузі, і дослідження в галузі нейронних мереж занепали. Незодавнє відкриття методів навчання багатошарових мереж вплинуло на відродження інтересу і дослідницьких зусиль більшою мірою, ніж будь-який інший фактор.

Незважаючи на свої обмеження, перцептрони широко вивчалися (хоча не надто широко використовувалися). Теорія перцептронів є основою для багатьох інших типів штучних нейронних мереж, через що вони є логічною вихідною точкою для вивчення штучних нейронних мереж.

Розглянемо як приклад тринейронний перцептрон (рис. 4.5). нейрони якого мають активаційну функцію у вигляді одиничного стрибка.

На  $n$  входів надходять вхідні сигнали, що проходять синапсами на три нейрони, які утворюють єдиний шар цієї мережі і видають три вихідні сигнали:

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^n x_i w_{ij}\right), j = 1...3. \quad (4.4)$$

Очевидно, що всі вагові коефіцієнти синапсів одного шару нейронів можна звести в матрицю  $W$ , у якій кожен елемент  $w_{ij}$  задає величину  $i$ -го синаптичного зв'язку  $j$ -го нейрона. Таким чином, процес, що відбувається в нейронній мережі, може бути записаний у матричній формі:

$$Y = f(XW), \quad (4.5)$$

де  $X$  и  $Y$  – відповідно, вхідний і вихідний сигнальні вектори (тут і далі під вектором розуміється вектор-рядок);

$f(S)$  – активаційна функція, що застосовується поелементно до компонентів вектора  $S$ .

На рис. 4.6 представлено двошаровий перцептрон, отриманий із перцептрона, зображеного на рис. 4.5, шляхом додавання другого шару, що складається з двох нейронів.

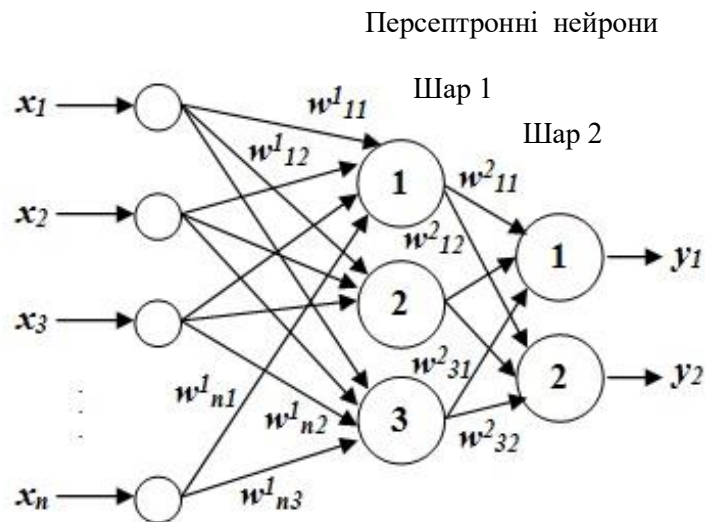


Рисунок 4.6 – Двошаровий перцептрон

Тут доречно зазначити важливу роль нелінійності активаційної функції. Якби вона не мала цієї властивості або не входила в алгоритм роботи кожного нейрона, результат функціонування будь-якої  $Q$ -шарової нейронної мережі з ваговими матрицями  $W^{(q)}$  для кожного шару  $q = 1 \dots Q$  зводився б до перемноження вхідного вектора сигналів  $X$  на матрицю:

$$W_{(\Sigma)} = W^{(1)} \dots W^{(q)} \dots W^{(Q)}. \quad (4.6)$$

Фактично така  $Q$ -шарова нейронна мережа еквівалентна мережі з одним прихованим шаром і з ваговою матрицею єдиного шару  $W_{(\Sigma)}$ :

$$Y = X W_{(\Sigma)}. \quad (4.7)$$

Робота персептрона зводиться до класифікації (узагальнення) вхідних сигналів, які належать  $n$ -вимірному гіперпростору, за деяким числом класів. З математичної точки зору це відбувається шляхом розбиття гіперпростору гіперплощинами. Для випадку одношарового персептрона

$$\sum_{i=1}^n x_i w_{ij} = \theta_j, \quad j = 1, 2, \dots, m. \quad (4.8)$$

кожна отримана область є областю визначення окремого класу. Число таких класів для персептрона не перевищує  $2^n$  де  $n$  – число його входів. Однак не всі з класів можуть бути виділені даною нейронною мережею.

Функції, які не реалізуються одношаровим персептроном, називаються *лінійно нероздільними*. Розв'язання завдань, що підпадають під це обмеження, полягає в застосуванні мереж із двома й більше шарами або мереж із нелінійними синапсами, однак і тоді існує ймовірність, що коректний поділ деяких вхідних сигналів на класи неможливий [9].

#### 4.4 Навчання нейронних мереж

Здатність до навчання є основною властивістю мозку. Для штучних нейронних мереж під навчанням розуміють процес налаштування архітектури мережі (структури зв'язків між нейронами) і ваг синаптичних зв'язків (коефіцієнтів, що впливають на сигнали) для ефективного розв'язання поставленого завдання. Зазвичай навчання нейронної мережі здійснюється на деякій вибірці. У міру процесу навчання, який відбувається за деяким алгоритмом, мережа повинна все краще і краще (правильніше) реагувати на вхідні сигнали.

Існують такі можливості навчання ШНМ [10]:

а) зміна конфігурації мережі шляхом утворення нових або виключення деяких наявних зв'язків між нейронами;

- б) зміна елементів матриці зв'язку (ваг);
- в) зміна характеристик нейронів (виду і параметрів активаційної функції тощо).

Розрізняють навчання з учителем і без учителя. Перший тип навчання передбачає, що є «вчитель», який задає навчальні пари – для кожного вхідного вектора необхідний вихід мережі. Для кожного навчального вхідного вектора обчислюють вихід мережі, порівнюють із відповідним необхідним, визначають помилку виходу, на підставі якої і коригують ваги. Навчальні пари пред'являються мережі послідовно і ваги підлаштовуються доти, доки помилка за такими парами не досягне необхідного рівня.

Цей вид навчання неправдоподібний з біологічної точки зору. Дійсно, важко уявити зовнішнього «вчителя» мозку, який порівнює реальні та необхідні реакції того, кого навчають, і коригує його поведінку (поведінку нейронів) за допомогою негативного зворотного зв'язку. Більш природним є навчання без учителя, коли мережі пред'являють тільки вектори вхідних сигналів, і мережа сама, використовуючи деякий алгоритм навчання, підлаштовувала б ваги так, щоб у разі пред'явлення їй досить близьких вхідних векторів вихідні сигнали були б однаковими. У цьому разі в процесі навчання виокремлюються статистичні властивості множини навчальних вхідних векторів і відбувається об'єднання близьких (подібних) векторів у класи. Пред'явлення мережі вектора з даного класу викликає її певну реакцію, яка до навчання є непередбачуваною. Тому в процесі навчання виходи мережі мають трансформуватися в деяку зрозумілу форму. Це не є серйозним обмеженням, оскільки зазвичай нескладно ідентифікувати зв'язок між вхідними векторами і відповідною реакцією мережі.

Існує ще один вид навчання – підкріплювальне (reinforcement learning), за якого також передбачається наявність учителя, який, однак, не підказує мережі правильної відповіді. Учитель тільки повідомляє, правильно чи неправильно відпрацювала мережа пред'явлений образ. На підставі цього

мережа коригує свої параметри, збільшуючи значення ваг зв'язків, які правильно реагують на вхідний сигнал, і зменшуючи значення інших ваг.

Математично процес навчання можна описати таким чином. У процесі функціонування нейронна мережа формує вихідний сигнал  $Y$  відповідно до вхідного сигналу  $X$ , реалізуючи деяку функцію  $Y = G(X)$ . Якщо архітектура мережі задана, то вид функції  $G$  визначається значеннями синаптичних ваг і зміщень мережі.

Нехай розв'язанням деякої задачі є функція  $Y = F(X)$ , задана парами вхідних-вихідних даних  $(X^1, Y^1), (X^2, Y^2), \dots, (X^N, Y^N)$ , для яких  $Y^k = F(X^k)$  ( $k = 1, 2, \dots, N$ ).

Навчання полягає в пошуку (синтезі) функції  $G$ , близької до  $F$  у сенсі деякої функції помилки  $E$ .

Якщо вибрано безліч навчальних прикладів – пар  $(X^k, Y^k)$  (де  $k = 1, 2, \dots, N$ ) і спосіб обчислення функції помилки  $E$ , то навчання нейронної мережі перетворюється на задачу багатовимірної оптимізації, яка має дуже велику розмірність, при цьому, оскільки функція  $E$  може мати похідний вигляд, навчання в загальному випадку – багатоекстремальне невиконане завдання оптимізації.

Для розв'язання цього завдання можуть бути використані такі (ітераційні) алгоритми [9]:

а) алгоритми локальної оптимізації з обчисленням часткових похідних першого порядку – градієнтний алгоритм (метод якнайшвидшого спуску); методи з одновимірною і двовимірною оптимізацією цільової функції щодо напрямку антиградієнта; метод сполучених градієнтів; методи, що враховують напрямки антиградієнта на кількох кроках алгоритму;

б) алгоритми локальної оптимізації з обчисленням часткових похідних першого і другого порядку – метод Ньютона, методи оптимізації з розрідженими матрицями Гессе, квазіньютонівські методи, метод Гаусса-Ньютона, метод Левенберга-Марквардта та ін.;

в) стохастичні алгоритми оптимізації – пошук у випадковому напрямку, імітація відпалу, метод Монте-Карло (чисельний метод статистичних випробувань);

г) алгоритми глобальної оптимізації.

#### 4.5 Використання та перспективи розвитку ШНМ

У статті [11] зазначено, що вже сьогодні штучні нейронні мережі використовують у багатьох галузях, але перш ніж їх можна буде застосовувати там, де на кону поставлено людські життя або значні матеріальні ресурси, слід розв'язати важливі питання, що стосуються надійності їхньої роботи. Тому рівень допустимих помилок слід визначати виходячи з природи самого завдання. Деякі проблеми з аналізом питань надійності виникають через припущення повної безпомилковості комп'ютерів, тоді як штучні нейронні мережі можуть бути неточні навіть за їхнього правильного функціонування. Насправді ж комп'ютери, як і люди, теж можуть помилятися. Перші – через різноманітні технічні проблеми чи помилки в програмах, другі – через неухважність, втому чи непрофесіоналізм. Отже, для особливо критичних завдань необхідно, щоб ці системи дублювали і страхували одна одну. А це означає, що під час розв'язання таких завдань нейронні мережі мають виступати не як єдині засоби, а як додаткові, що попереджають особливі ситуації або беруть на себе управління, коли проблема не вирішується стандартним чином і будь-які затримки можуть призвести до катастрофи.

Інша складність використання нейронних мереж полягає в тому, що традиційні нейронні мережі нездатні пояснити, яким чином вони вирішують завдання. Внутрішнє представлення результатів навчання часто настільки складне, що його неможливо проаналізувати, за винятком деяких найпростіших випадків, які зазвичай не становлять інтересу.

Останнім часом робляться активні спроби об'єднання штучних нейронних мереж і експертних систем. У такій системі штучна нейронна

мережа може реагувати на більшість відносно простих випадків, а всі інші передаються для розгляду експертній системі. У результаті складні випадки ухвалюються на вищому рівні, при цьому, можливо, зі збором додаткових даних або навіть із залученням експертів.

Штучні нейронні мережі є важливим розширенням поняття обчислення. Вони вже дали змогу впоратися з низкою непростих проблем і обіцяють створення нових програм і пристроїв, здатних розв'язувати завдання, які поки що під силу тільки людині. Сучасні нейрокомп'ютери використовуються в основному в програмних продуктах і тому рідко задіюють свій потенціал «паралелізму». Епоха справжніх паралельних нейрообчислень почнеться з появою на ринку великої кількості апаратних реалізацій – спеціалізованих нейрочіпів і плат розширень, призначених для обробки мови, відео, статичних зображень та інших типів образної інформації.

Згодом має з'явитися і побутова техніка, що підлаштовується під свого власника. Системи безпеки впізнаватимуть своїх господарів за голосом, зовнішнім виглядом і низкою інших унікальних характеристик. Отримають розвиток і системи життєзабезпечення «розумних» електронних будинків, які стануть ще більш адаптивними і такими, що навчаються. На виробництві та в різних промислових системах інтелектуальні нейромережеві контролери зможуть розпізнавати потенційно небезпечні ситуації, повідомляти про них людей і вживати адекватних і, що найголовніше, своєчасних заходів. Потоки даних в обчислювальних мережах і мережах стільникового зв'язку теж будуть оптимізуватися за допомогою нейротехнологій.

Безліч надій щодо нейронних мереж сьогодні пов'язують саме з апаратними реалізаціями, але поки час їх масового виходу на ринок, мабуть, ще не настав. Вони або випускаються у складі спеціалізованих пристроїв, або досить дорогі, а найчастіше і те й інше. На їх розробку витрачається значний час, за який програмні реалізації на найостанніших комп'ютерах виявляються лише на порядок менш продуктивними, що робить використання нейропроцесорів нерентабельним. Але все це тільки питання часу –

нейронним мережам належить пройти той самий шлях, яким ще зовсім нещодавно розвивалися комп'ютери, збільшуючи свої можливості та продуктивність, захоплюючи нові сфери застосування в міру виникнення нових завдань і розвитку технічної основи для їхнього розроблення.

Іншою сферою застосування нейронних мереж є їхнє використання в спеціалізованих програмних агентах – у роботах, призначених для обробки інформації, а не для фізичної роботи. Інтелектуальні помічники мають полегшувати користувачам роботу з інформацією і спілкування з комп'ютером. Їхньою відмінною рисою буде прагнення якнайкраще зрозуміти, що від них вимагається, завдяки спостереженню й аналізу поведінки свого хазяїна, намагаючись виявити в цій поведінці певні закономірності та вчасно запропонувати свої послуги для виконання певних операцій, наприклад, для фільтрації новинних повідомлень з порадами з розв'язання проблеми, що виникла, або для резервного копіювання документів, над якими користувач працює. Саме тому нейронні мережі, здатні узагальнювати дані та знаходити в них закономірності, є природним компонентом подібних програмних агентів.

Але все це, природно, справа віддаленого майбутнього. Сьогодні ж нейронні мережі використовуються для роботи у відносно вузьких галузях, і невідомо, чи довірять їм колись розв'язання питань, що потребують розуміння соціального контексту.

## 4.6 Узагальнено-регресійна ШНМ

### 4.6.1 Рівняння регресії

Головне завдання, що вирішується за допомогою регресійного аналізу [10], – визначення математичних моделей досліджуваних об'єктів або явищ на основі експериментів або спостережень. Ці моделі являють собою певні математичні співвідношення між деякими характеристиками спостережуваного об'єкта або явища  $y_1, y_2, \dots, y_m$  і величинами  $x_1, x_2, \dots, x_N$ , які

їх обумовлюють, і які називаються відповідно залежними (вихідними) і незалежними (вхідними) змінними. Оскільки всі моделі, зважаючи на наявність у спостереженнях випадкових збурень, відображають явище, що вивчається, з деяким наближенням, під моделлю розуміють співвідношення, що являє собою умовне математичне очікування  $M$  залежної змінної за заданих значень незалежних змінних:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_N) = M\{y \mid x_1, x_2, \dots, x_N\}, \quad (4.9)$$

що називається регресією (рівнянням регресії). Співвідношення (4.9) показує зміну середнього значення залежної змінної об'єкта за змін незалежних змінних.

Фактично вимірювана вихідна змінна  $y$  містить деяку перешкоду  $\xi$  (найчастіше припускають, що дія на об'єкт безлічі випадкових збурень еквівалентна дії одного єдиного збурення  $\xi$ ), тобто рівняння (4.9) має вигляд:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_N) + \xi. \quad (4.10)$$

Існує велика кількість регресійних моделей, що визначаються конкретним видом функції  $f(x_1, x_2, \dots, x_N)$  і значеннями коефіцієнтів, що використовуються в них,  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ , які необхідно визначити за експериментальними даними. Залежно від того, як ці коефіцієнти входять до рівняння регресії, лінійно чи нелінійно, розрізняють відповідно лінійні та нелінійні за параметрами моделі.

Найбільш дослідженою є модель *лінійної регресії*

$$y(t) = \beta^T x(t) + \xi(t), \quad (4.11)$$

де  $y(t)$  – вихідна (залежна) змінна;

$x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t))^T$  – вектор незалежних змінних  $N \times 1$ ;

$\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N)^T$  – вектор параметрів, що підлягають визначенню  $N \times 1$ ;  
 $\xi(t)$  – випадкова неспостережувана перешкода.

У класичному регресійному аналізі оцінювання вектора параметрів  $\beta$  (параметричне оцінювання) здійснюється шляхом мінімізації деякого наперед обраного опуклого (зазвичай квадратичного) критерію оцінювання. Основним методом оцінювання в лінійній регресії є метод найменших квадратів (МНК).

Вибір лінійних моделей зовсім не є настільки обмежувальним, як це може здатися на перший погляд. Так, багато функцій кількох змінних є приблизно лійними в досить малих областях або можуть бути приведені до лінійних за допомогою належного перетворення. Однак у низці випадків таке спрощення не дає змоги досягти потрібного результату, зокрема, під час використання регресійних моделей у задачах прогнозування. У цих випадках надзвичайно важливим є завдання вибору виду функціональної залежності залежних і незалежних змінних, тобто завдання вибору структури моделі (4.10).

Завдання параметричного оцінювання в нелінійній регресії істотно ускладнюється. Так, оцінка МНК для нелінійної регресії взагалі може не існувати, а може існувати кілька оцінок МНК, які приводять до одного й того самого значення критерію, що мінімізується.

#### 4.6.2 Узагальнено-регресійна мережа

Узагальнено-регресійна ШНМ (Generalized Regression Neural Network, GRNN) була запропонована для побудови узагальнених (лінійних і нелінійних) регресій. У точку розташування кожного навчального спостереження поміщається гауссова ядерна функція. Кожне спостереження свідчить про певний ступінь упевненості в тому, що поверхня відгуку в даній точці має певну висоту, і ця упевненість зменшується під час відходу в бік від точки. GRNN-мережа копіює всередину себе всі навчальні спостереження і використовує їх для оцінки відгуку в довільній точці.

Перший проміжний шар мережі GRNN складається з радіальних елементів. Другий проміжний шар містить елементи, які допомагають оцінити зважене середнє. Кожен вихід має в цьому шарі свій елемент, що формує довжини нього зважену суму. Щоб отримати зі зваженої суми зважене середнє, цю суму потрібно поділити на суму вагових коефіцієнтів. Останню суму обчислює спеціальний елемент другого шару. Після цього у вихідному шарі відбувається власне ділення (за допомогою спеціальних елементів «ділення»). Таким чином, кількість елементів у другому проміжному шарі на одиницю більша, ніж у вихідному шарі. Як правило, у задачах репресії потрібно оцінити одне вихідне значення, і, відповідно, другий проміжний шар містить два елементи.

Нехай  $f(x,y)$  – спільна щільність розподілу випадкового вектора  $x$  і величини  $y$ . Регресія за визначенням являє собою умовне середнє

Для оцінки невідомої функції  $f(x, y)$  можуть бути застосовані різні методи.

$$M\{y | x\} = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} yf(x, y)dy}{\int_{-\infty}^{\infty} f(x, y)dy}. \quad (4.12)$$

Одним із найефективніших є непараметрична оцінка Парзена [10].

$$f_k = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{N}{2}} k^{-1} \sum_{i=1}^k \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{\|y - y_i\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (4.13)$$

де  $k$  – кількість образів;

$\sigma$  – згладжувальний параметр;

$N$  – розмірність вектора  $i$ -го образу  $x_i$ .

Зі зростанням числа образів  $k$  точність оцінки (4.13) зростає.

Використання в (4.12) замість  $f(x,y)$  оцінки (4.13) призводить до такої оцінки регресії:

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^k y_i \exp(-D_i^2 (2\sigma^2)^{-1})}{\sum_{i=1}^k \exp(-D_i^2 (2\sigma^2)^{-1})}, \quad (4.14)$$

На відміну від класичного регресійного аналізу, застосування цього підходу не вимагає завдання функціональної залежності, що зв'язує вхідні та вихідні змінні. Мережа видає оцінку функції розподілу ймовірностей пред'явлених їй образів.

Усі вхідні образи якимось чином розбивають на певну кількість кластерів. Якщо кількість образів невелика, кожен образ може утворити свій кластер. У загальному ж випадку кластери містять кілька образів. Вхідні вектори, як правило, нормують. Потім вибирають структуру мережі та здійснюють її навчання, як це було описано вище. Зазначимо, що оскільки співвідношення (4.14) описує оцінку для окремого образу, під час побудови узагальненої регресії використовують оцінку:

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^k A_i \exp(-D_i^2 (2\sigma^2)^{-1})}{\sum_{i=1}^k B_i \exp(-D_i^2 (2\sigma^2)^{-1})}, \quad (4.15)$$

де  $A_i = A_i(k) = A_i(k-1) + y_i$ ;  $B_i = B_i(k) = B_i(k-1) + 1$  являють собою значення коефіцієнтів для  $i$ -го кластера після  $k$  спостережень.

Структуру GRNN-мережі представлено на рис. 4.7.

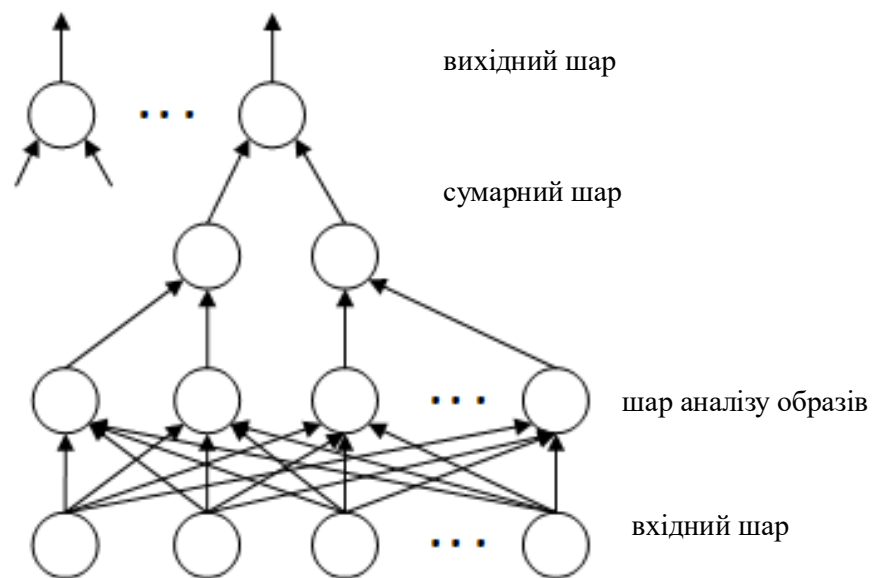


Рисунок 4.7 – Структура GRNN-мережі

Вхідні образи передаються вхідним шаром на шар аналізу образів, що містить  $k$  нейронів за кількістю кластерів. Елементи вагової матриці приймаються рівними відповідним компонентам вхідних векторів або відповідним координатам векторів центрів кластерів. Під час пред'явлення мережі вхідного образу  $x$  обчислюється відстань між цим образом і вектором вагових коефіцієнтів мережі, яка є аргументом функції активації нейронів шару аналізу образів. Зазвичай як функцію активації застосовують експоненціальну (гаусівську) функцію. Далі вихідні сигнали надходять у шар підсумовування, що містить нейрони двох типів.

Нейрони одного типу використовуються для представлення «бажаної» регресії і на їхніх виходах формується сигнал  $\hat{y}f(x)\alpha$ , де  $\hat{y}$  – оцінка середнього значення  $y$  для заданого  $x(M\{y|x\})$ ;  $f(x)$  – функція густини  $x$ ;  $\alpha$  – деякий коефіцієнт. Ваги нейронів другого типу дорівнюють числу образів в одному кластері. У цих нейронах підсумовуються  $f(x)k$ . У вихідному шарі здійснюється розподіл вихідних сигналів нейронів першого типу на вихідні сигнали нейронів другого типу, у результаті чого отримується оцінка регресії (4.14) або (4.15).

GRNN-мережа має єдиний керуючий параметр навчання, значення якого має обиратися користувачем, – параметр розсіювання  $\text{spread}$  [9]. Вибір занадто

маленького значення призведе до «гострих» апроксимувальних функцій і нездатності мережі до узагальнення, а за надто великих значень будуть губитися деталі. Необхідне значення нескладно знайти дослідним шляхом, підбираючи його так, щоб контрольна помилка була якомога меншою. Однак GRNN-мережі не дуже чутливі до вибору параметра розсіювання.

Слід зазначити, що процес навчання GRNN-мереж вирізняється простотою і високою швидкістю. У цьому разі не використовується потактова корекція (рекурентне налаштування) елементів вагової матриці, оскільки мережа будує оцінку регресії на основі пред'явлених образів. Точність оцінювання зростає зі збільшенням кількості образів. Крім того, мережі цього типу можуть застосовуватися під час обробки інформації в реальному часі.

Істотним недоліком таких мереж є їхній обсяг. GRNN-мережа фактично вміщує в себе всі навчальні дані, тому вона вимагає багато пам'яті і може повільно працювати.

#### 4.7 Радіально-базисна мережа

У загальному випадку під терміном Radial Basis Function Network (мережа з радіальними базисними елементами – RBF) розуміється двошарова мережа без зворотних зв'язків, яка містить прихований шар радіально симетричних прихованих нейронів (шаблонний шар). Такі мережі були запропоновані для апроксимації функцій багатьох змінних. Доведено, що за допомогою радіально-базисних функцій можна як завгодно точно апроксимувати задану функцію. Структуру такої мережі наведено на рис. 4.8.

Для того щоб шаблонний шар був радіально симетричним, необхідне виконання таких умов [9]:

а) наявність центру, представленого у вигляді вектора у вхідному просторі; зазвичай цей вектор зберігається в просторі ваг від вхідного шару до шару шаблонів;

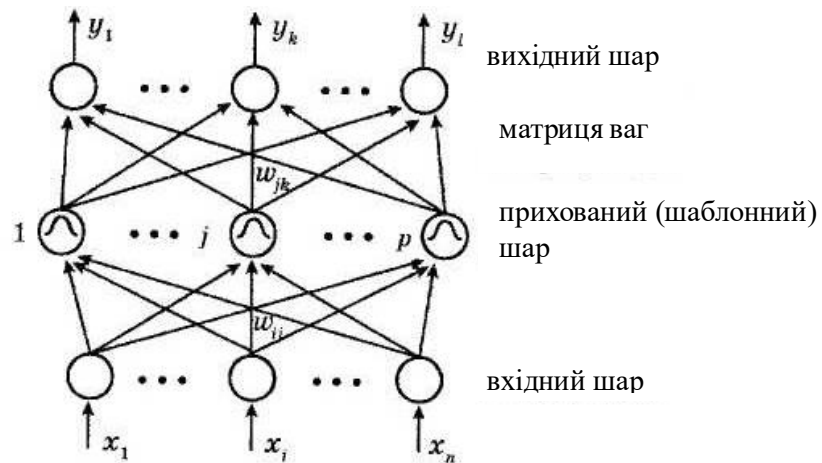


Рисунок 4.8 – Структура RBF-мережі

б) наявність способу вимірювання відстані вхідного вектора від центру; зазвичай це стандартна евклідова відстань;

в) наявність спеціальної функції проходження від одного аргументу, яка визначає вихідний сигнал нейрона шляхом відображення функції відстані; зазвичай використовують функцію Гауса:

$$\varphi(s) = \exp(-s^2 / 2). \quad (4.16)$$

Іншими словами, вихідний сигнал шаблонного нейрона – це функція тільки від відстані між вхідним вектором  $X$  і збереженим центром  $C$ :

$$f(X) = \varphi\left(\frac{\|X - C\|}{\sigma}\right). \quad (4.17)$$

Вихідний шар мережі є лінійним, так що виходи мережі визначаються виразом:

$$y_j = \sum_{i=1}^k w_{ij} \varphi\left(\frac{\|X - C_i\|}{\sigma_i}\right), \quad j = 1, 2, \dots, m, \quad (4.18)$$

де  $C_i$  – центри;

$\sigma_i$  – відхилення радіальних елементів.

Навчання RBF-мережі відбувається в кілька етапів. Спочатку визначаються центри і відхилення для радіальних елементів, після цього оптимізуються параметри  $w_{ij}$  лінійного вихідного шару.

Розташування центрів має відповідати кластерам, реально присутнім у вихідних даних. Розглянемо два найбільш часто використовувані методи [9]:

а) вибірка з вибірки. Як центри радіальних елементів беруть кілька випадково обраних точок навчальної множини. Через випадковість вибору вони «представляють» розподіл навчальних даних у статистичному сенсі. Однак якщо кількість радіальних елементів невелика, таке представлення може бути незадовільним.

б) алгоритм К-середніх. Цей алгоритм прагне вибрати оптимальну множину точок, які є центроїдами кластерів у навчальних даних. За  $K$  радіальних елементів їхні центри розташовуються таким чином:

1) щоб кожна навчальна точка «належала» до одного центру кластера і лежала до нього ближче, ніж до будь-якого іншого центру;

2) щоб кожен центр кластера був центроїдом множини навчальних точок, що належать до цього кластера.

Після того як визначено розташування центрів, потрібно знайти відхилення. Величина відхилення визначає, наскільки «гострою» буде гауссова функція. Якщо ці функції обрано надто гострими, мережа не буде інтерполювати дані між відомими точками і втратить здатність до узагальнення. Якщо ж гаусові функції взяті надто широкими, мережа не сприйматиме дрібні деталі. Як правило, відхилення обирають таким чином, щоб «ковпак» кожної гауссової функції захоплював кілька сусідніх центрів. Для цього є кілька методів [9]:

а) явний. Відхилення задаються користувачем.

б) ізотропний. Відхилення береться однаковим для всіх елементів і визначається евристично з урахуванням кількості радіальних елементів і обсягу простору, що покривається.

в)  $K$  найближчих сусідів. Відхилення кожного елемента встановлюється (індивідуально) рівним середній відстані до його  $K$  найближчих сусідів. Тим самим відхилення будуть меншими в тих частинах простору, де точки розташовані густо, – тут будуть добре враховуватися деталі, – а там, де точок мало, відхилення будуть більшими (і буде проводитися інтерполяція).

Після того, як обрано центри і відхилення, параметри вихідного шару оптимізують за допомогою стандартного методу лінійної оптимізації – алгоритму псевдозворотних матриць (сингулярного розкладання).

Можуть бути побудовані різні гібридні різновиди мереж з радіальними базисними функціями. Наприклад, вихідний шар може мати нелінійні функції активації, і тоді для його навчання використовують будь-який з алгоритмів навчання багат шарових мереж, наприклад метод зворотного поширення. Можна також навчати радіальний (прихований) шар за допомогою алгоритму навчання мережі Кохонена [9] – це ще один спосіб розмістити центри так, щоб вони відображали розташування даних.

Мережі RBF мають низку переваг. По-перше, вони моделюють довільну нелінійну функцію за допомогою лише одного проміжного шару, тим самим позбавляючи нас необхідності вирішувати питання про кількість шарів. По-друге, параметри лінійної комбінації у вихідному шарі можна повністю оптимізувати за допомогою добре відомих методів лінійної оптимізації, які працюють швидко і не зазнають труднощів із локальними мінімумами. Тому мережа RBF навчається дуже швидко [10].

## 5 ОПИС ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ЕКСПЕРИМЕНТУ

У цій магістерській атестаційній роботі за допомогою штучних нейронних мереж було проведено апроксимацію експериментальних точок під час побудови профілю введення.

Експеримент виконувався в середовищі математичного пакета MATLAB R2006b. Ця програма – це високоефективна мова інженерних і наукових обчислень [12]. Вона підтримує математичні обчислення, візуалізацію наукової графіки та програмування з використанням операційного оточення, яке легко освоюється, коли задачі та їхні розв'язки можуть бути представлені в нотації, близькій до математичної. Найвідоміші сфери застосування системи MATLAB: математика та обчислення; розробка алгоритмів; обчислювальний експеримент, імітаційне моделювання, макетування; аналіз даних, дослідження та візуалізація результатів; наукова й інженерна графіка; розробка застосунків, включно з графічним інтерфейсом користувача.

Пакет Neural Network Toolbox (Нейронні мережі) додатка MATLAB містить засоби для проектування, моделювання, навчання та використання безлічі відомих парадигм апарату штучних нейронних мереж: від базових моделей персептрона до найсучасніших асоціативних мереж і мереж, які самоорганізуються. Пакет можна використовувати для розв'язання безлічі різноманітних завдань, як от оброблення сигналів, нелінійне управління, фінансове моделювання тощо. Для кожного типу архітектури і навчального алгоритму ШНМ є функції ініціалізації, навчання, адаптації, створення, моделювання, демонстрації, а також приклади застосування. Штучні багат шарові нейронні мережі конструюються за принципами побудови їхніх біологічних аналогів. Вони вже зараз здатні розв'язувати широке коло задач розпізнавання образів, ідентифікації, управління складними нелінійними об'єктами, роботами тощо [9].

## 5.1 Використання узагальнено-регресійної та радіально-базисних нейронних мереж

Як вихідні дані для розв'язання задачі було взято поліном другого порядку, на який накладалася випадкова складова  $\varepsilon$ , розподілена нормально з нульовим математичним очікуванням і дисперсією  $\sigma^2$ . Поліном має такий вигляд:

$$Y = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \varepsilon, \quad (5.1)$$

де  $Y = \{Y_i\}_{i=0}^n$  – вектор вихідних даних;

$x = \{i * 0.01\}_{i=0}^n$  – вектор вхідних даних;  $n$  – обсяг вибірки;

$a = (a_0, a_1, a_2)$  – вектор постійних коефіцієнтів.

Генерацію вихідних даних виконували при значеннях

$$n = 1000; a_0 = 2; a_1, a_2 = 1; \sigma = 4.$$

Із цієї вибірки випадковим чином за допомогою функції `rand` було обрано 100 точок, які використовувалися для навчання мережі. Для відтворюваності експерименту було зафіксовано параметр `state = 20` цієї функції, завдяки чому під час запуску програми завжди обиратимуться одні й ті самі точки. Для перевірки роботи мережі на основі застосування функції `rand` було взято ще одну вибірку зі 100 значень. Значення параметра `state` при цьому дорівнювало 10. Слід зазначити також, що точки, однакові для цих двох вибірок, були виключені.

Апроксимацію проводили з використанням трьох функцій пакета `Neural Network Toolbox`: `newgrnn` (дод. А), `newrb` (дод. Б), `newrbe` (дод. В).

Функція `newgrnn` реалізує створення узагальнено-регресійної нейронної мережі. Проектує двошарову мережу, в якій перший шар, що складається з радіальних елементів, обчислює ваги входів за допомогою евклідової вагової

функції відхилення, а виходи мережі – за допомогою функції добутку входів. Другий шар містить нейрони, до яких застосовується лінійна функція активації. Він обчислює ваги вхідних значень на основі нормованого скалярного добутку, виходи мережі повертаються із застосуванням функції підсумовування входів. При цьому тільки перший шар має зсуви [9].

Newgrnn призначає першому шару ваги вхідних значень, при цьому всі зсуви задаються як величина, що дорівнює  $0.8326/\text{spread}$ , де  $\text{spread}$  – параметр розсіювання функції. Другий шар призначає ваги цільовим вихідним значенням.

На рис. 5.1 представлено зображення апроксимації експериментальних даних за допомогою функції newgrnn (параметр згладжування = 0.5).

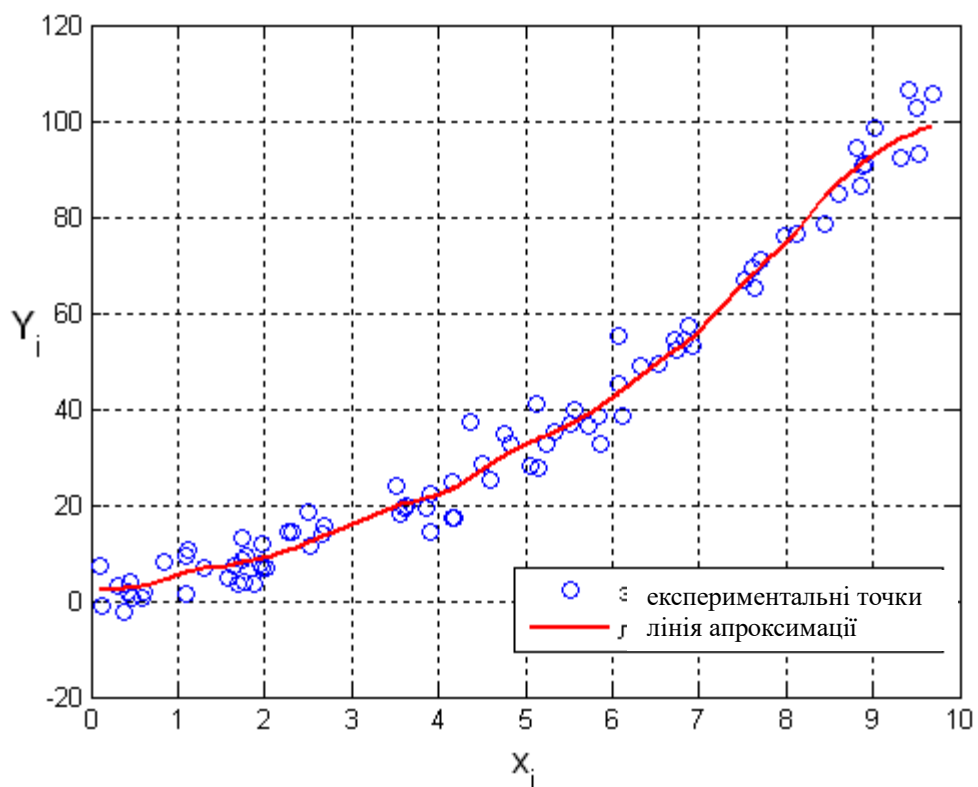


Рисунок 5.1 – Апроксимація за допомогою функції newgrnn

Функція newrbe конструює точну мережу з радіальними базисними функціями. Створювана двошарова мережа має принцип призначення ваг подібний до мережі, спроектованої із застосуванням функції newgrnn. Відмінність полягає в тому, що для призначення ваг у другому шарі

використовується вагова функція у вигляді скалярного добутку. Також у цій мережі обидва шари можуть задавати зсуви [9].

Рисунок 5.2 ілюструє апроксимацію вихідних даних мережею, побудованою із застосуванням функції `newrb` (параметр згладжування = 8).

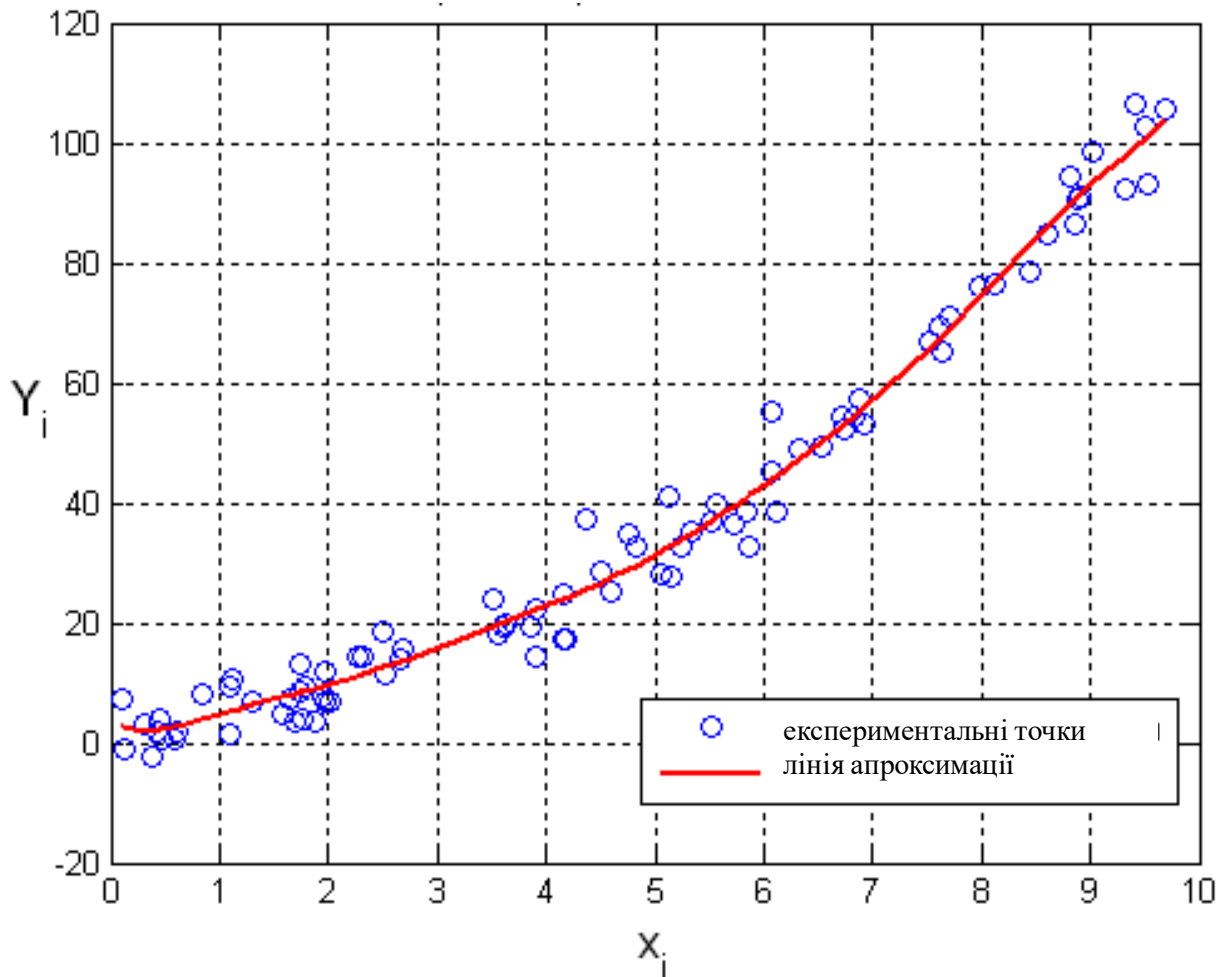


Рисунок 5.2 – Апроксимація за допомогою функції `newrb`

Функція `newrb` реалізує конструювання мережі з радіальним базисом. Вона повністю аналогічна функції `newrbf`, але має додатковий параметр `goal` – граничне значення критерію навчання. Річ у тім, що спочатку радіальний шар мережі не має нейронів. Їх додають у процесі побудови мережі, доки середньоквадратична помилка не досягає значення, встановленого в параметрі `goal`. До досягнення цієї величини в процесі створення мережі повторюються такі кроки: 1) моделювання мережі; 2) знаходження вектора входів із

найбільшою помилкою; 3) додавання до першого шару нейрона з вагами, що дорівнюють цьому вектору; 4) перевизначення ваг другого шару таким чином, щоб мінімізувати помилку [9].

Апроксимація, проведена на основі використання функції `newrb`, зображена на рис. 5.3 (параметр згладжування = 8).

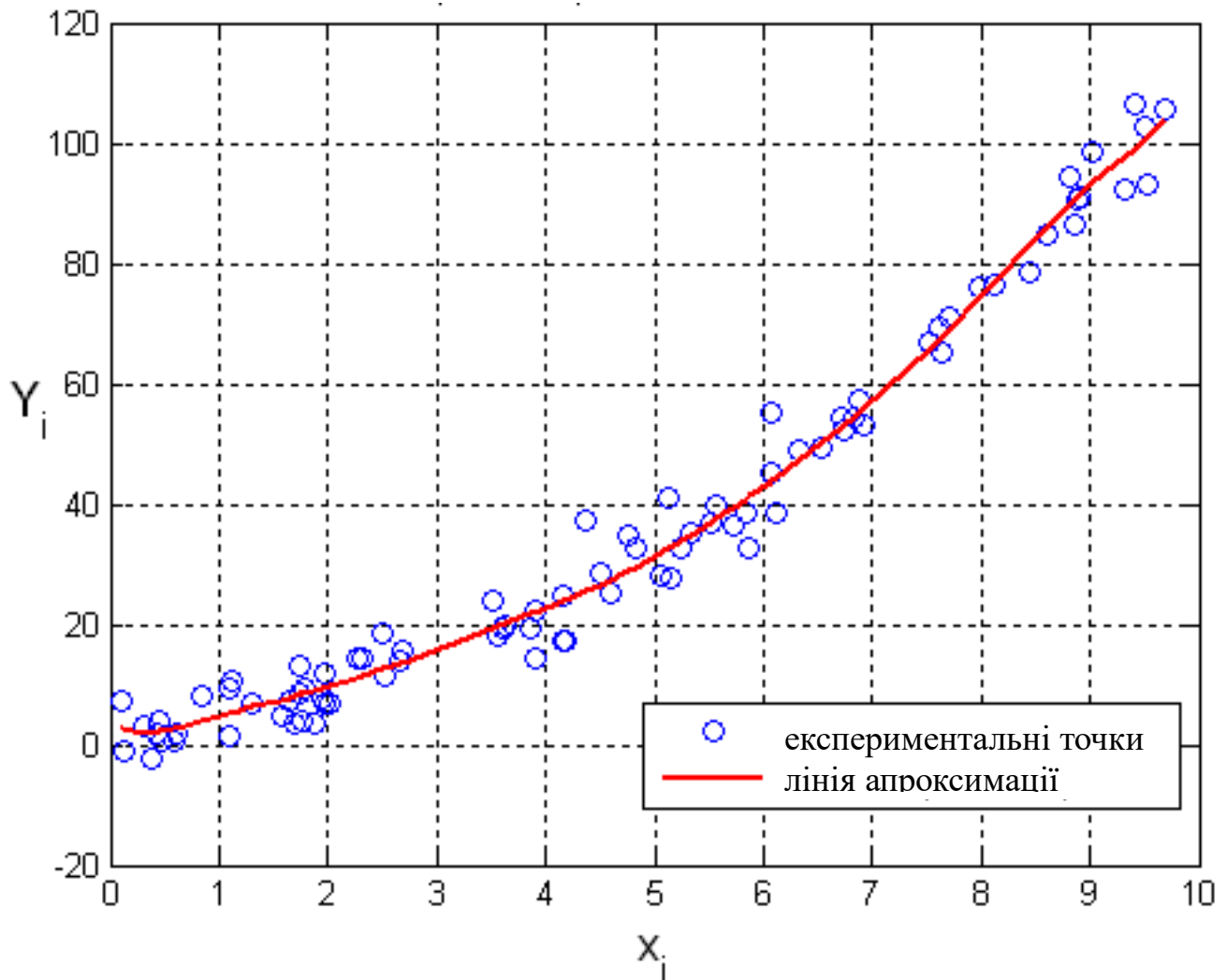


Рисунок 5.3 – Апроксимація за допомогою функції `newrb`

Як критерій для оцінки використання функцій пакета `Neural Network Toolbox` обрано середньоквадратичне відхилення експериментальних точок від лінії апроксимації. В ідеалі ця величина має прагнути до нуля.

Для кожної з використовуваних функцій було досліджено залежність середньоквадратичного відхилення від параметра згладжування (дод. Г).

Результати подано у вигляді графіків (рис. 5.4, 5.5). Важливо зазначити, що для кожної функції обирався діапазон зміни параметра згладжування, найоптимальніший для використання. Так, для функції `newgrnn` найприйнятнішим виявився інтервал  $[0.1, 1.5]$ , а для `newrbe` і `newrb` –  $[5.9, 9.5]$ .

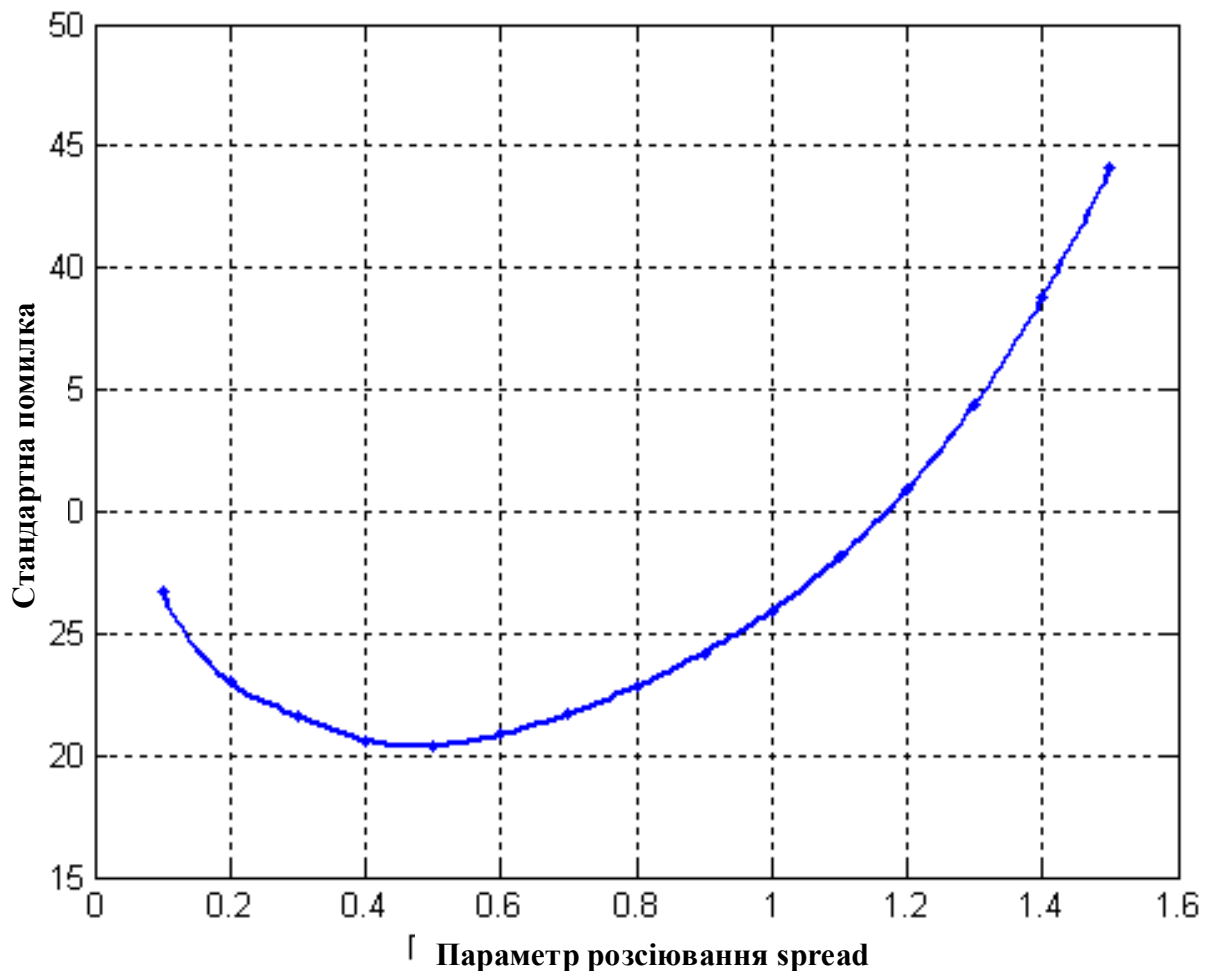


Рисунок 5.4 – Залежність середньоквадратичного відхилення від параметра згладжування під час використання функції `newgrnn`

У разі застосування функції `newgrnn` найменше значення середньоквадратичного відхилення припадає на величину `spread = 0.5`. Далі на графіку спостерігається монотонно зростаюча залежність, тобто зі збільшенням згладжувального параметра збільшується і помилка мережі – таким чином можна сказати, що відбувається перенавчання мережі, тобто мережа почала занадто близько апроксимувати наявні дані.

Під час дослідження функції `newrb` з'ясовано, що лінія залежності має нерівний характер. У діапазоні, близькому до `spread = 9`, спостерігається стрибок: спочатку – середньоквадратична помилка стає мінімальною за `spread = 8.85`, далі – значення відхилення підвищується на кілька десятих і графік знову поводить себе спокійно.



Рисунок 5.5 – Залежність середньоквадратичного відхилення від параметра згладжування при використанні функції `newrb`

Проблемну область було досліджено з дрібнішим кроком, і з'ясовано, що в цьому інтервалі відсутня збіжність алгоритму.

Залежність середньоквадратичного відхилення від параметра згладжування при використанні функції `newrb` практично збігається зі значеннями, отриманими для функції `newrb`.

## 5.2 Використання односпрямованої нейронної мережі, що навчається із застосуванням алгоритму зворотного поширення

Пакет Neural Network Toolbox дає можливість створення «класичної» багатошарової нейронної мережі за допомогою функції `newff` (дод. Д). У багатошарових мережах нейрони об'єднуються в шари. Шар містить сукупність нейронів з єдиними вхідними сигналами. Число нейронів у кожному шарі може бути будь-яким і ніяк заздалегідь не пов'язане з кількістю нейронів в інших шарах. У загальному випадку мережа складається з  $Q$  шарів, пронумерованих зліва направо. Зовнішні вхідні сигнали подаються на входи нейронів першого шару (вхідний шар часто нумерують як нульовий), а виходами мережі є вихідні сигнали останнього шару. Вхід нейронної мережі можна розглядати як вихід «нульового шару» вироджених нейронів, які слугують лише як розподільчі точки, підсумовування і перетворення сигналів тут не відбувається. Крім вхідного і вихідного шарів у багатошаровій нейронній мережі є один або кілька проміжних (прихованих) шарів. Зв'язки від виходів нейронів деякого шару  $q$  до входів нейронів наступного шару  $(q+1)$  називаються послідовними.

У функції `newff` навчання такої мережі відбувається за методом зворотного поширення помилки (`back propagation`) [9]. Це ітеративний градієнтний алгоритм навчання, який використовується з метою мінімізації середньоквадратичного відхилення поточного виходу від бажаного виходу в багатошарових нейронних мережах. У цьому алгоритмі функція помилки являє собою суму квадратів неузгодженості (помилки) бажаного виходу мережі та реального. Під час обчислення елементів вектора градієнта використано своєрідний вид похідних функцій активації сигмоїдального типу. Алгоритм діє циклічно, і його цикли прийнято називати епохами. На кожній епосі на вхід мережі по черзі подають усі навчальні спостереження, вихідні значення мережі порівнюють із цільовими значеннями й обчислюють помилку. Значення помилки, а також градієнта поверхні помилок використовуються для

коригування ваг, після чого всі дії повторюються. Початкову конфігурацію мережі обирають випадковим чином, і процес навчання припиняють або коли пройдено певну кількість епох, або коли помилка досягне певного певного рівня малості, або коли помилка перестане зменшуватися (користувач може сам обрати потрібну умову зупинки).

Класичний метод зворотного поширення належить до алгоритмів із лінійною збіжністю. Його відомими недоліками є [13]: невисока швидкість збіжності (велике число ітерацій, необхідних для досягнення мінімуму функції помилки), можливість збігатися не до глобального, а до локальних розв'язків (локальних мінімумів зазначеної функції). Можливий також параліч мережі, за якого більшість нейронів функціонують за дуже великих значень аргументу функції активації, тобто на її пологій ділянці (оскільки помилка пропорційна похідній, яка на цих ділянках мала, то процес навчання практично завмирає).

Для усунення цих недоліків було запропоновано численні модифікації алгоритму зворотного розповсюдження, які пов'язані з використанням різних функцій помилки, різноманітних процедур визначення напрямку та величини кроку тощо.

Застосовувана для роботи мережа використовує найефективніший метод алгоритму зворотного поширення, а саме – метод Левенберга-Марквардта, який припускає, що функція, модельована нейронною мережею, є лінійною [9]. У такому припущенні мінімум визначається за один крок обчислень. Потім знайдений мінімум перевіряють, і якщо помилка зменшилася, вагам присвоюють нові значення. Усю процедуру послідовно повторюють. Оскільки припущення про лінійність, взагалі кажучи, не виправдане, могло б вийти так, що довелося б перевіряти точки, які лежать далеко (часом дуже далеко) від поточної точки. У методі Левенберга-Марквардта місцезнаходження нової точки є результатом компромісу між просуванням у напрямку якнайшвидшого спуску й описаного вище стрибка. Успішні кроки приймаються, і баланс зміщується в бік припущення лінійності (яке приблизно вірне в околиці точки мінімуму). Невдалі кроки відкидаються, і алгоритм іде обережніше вниз по

схилу. Таким чином, алгоритм Левенберга-Марквардта весь час змінює схему дії і може працювати дуже швидко.

Для раціонального використання можливостей мережі зі знаходження мінімуму середньоквадратичної помилки використовують підхід, реалізований в алгоритмах методу групового врахування аргументів (МГВА) [14]. У цьому методі всі питання оптимізації розв'язують за допомогою перебору варіантів, тільки на матеріалі заданої навчальної та перевірконої послідовності даних.

Для проведення експерименту використовувала складну функцію nftool пакета Neural Network Toolbox (рис. 5.6).

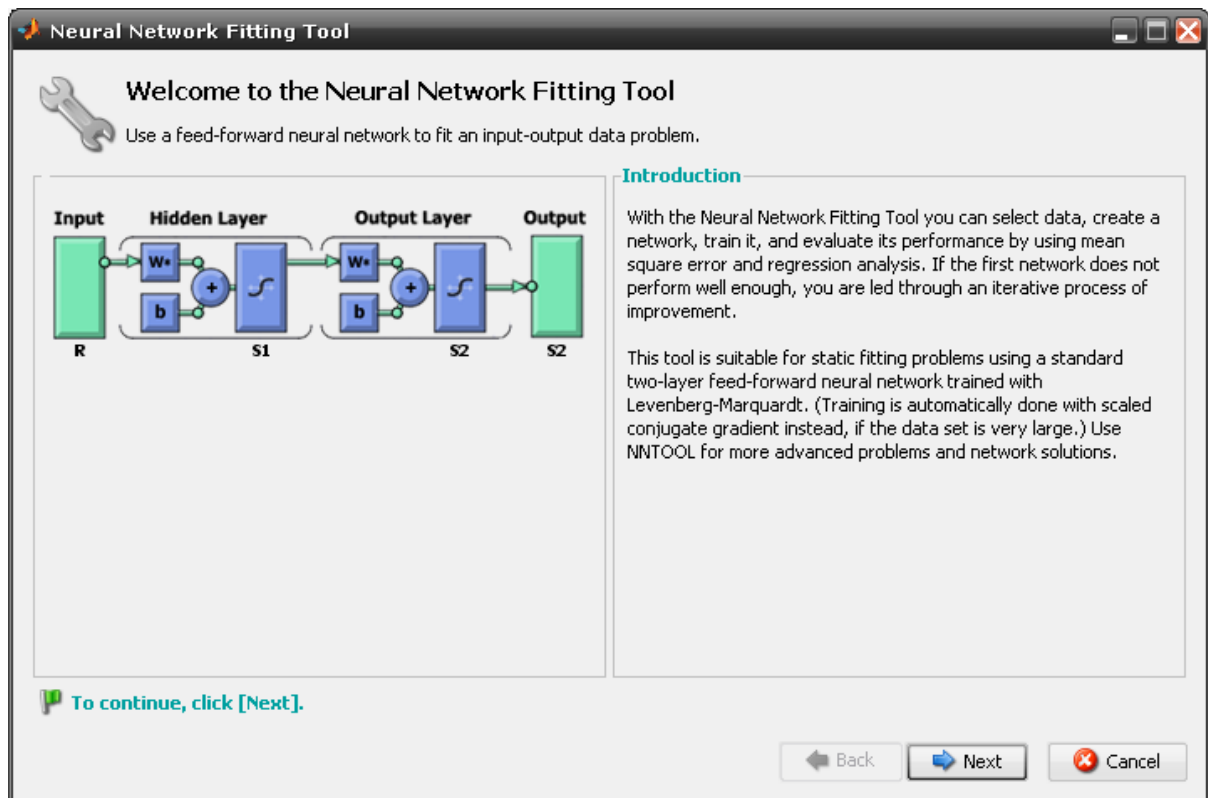


Рисунок 5.6 – Діалогове вікно програми nftool

Цей додаток у діалоговому режимі веде користувача до розв'язання задачі, реалізуючи це за допомогою односпрямованої мережі, що навчається методом Левенберга-Марквардта. Nftool вимагає завантаження даних у робочу область (workspace). Це здійснюється за допомогою команди load, яка завантажує дані із зазначеного файлу в простір MATLAB, після чого вони

готові до роботи. Далі необхідно встановити кількість нейронів у прихованому шарі та процентне співвідношення навчальної та перевіркової послідовностей. Нормалізацію даних, поділ послідовностей, створення мережі, навчання її та виведення результатів додаток виконує самостійно.

Вихідними даними для проведення експерименту є вибірки вхідних (RGB) (дод. Е) і вихідних (Lab) (дод. Ж) вимірних значень кольору. Ці дані було отримано шляхом вимірювання колірної мішені Eye One™ Scan Target 1.4 (дод. И) спектрофотометром Eye One Pro.

Дані подано у вигляді матриць розмірністю  $3 \times 288$ . Однак мережа в роботі використовує тільки один вихідний елемент. Тому експеримент проведено тричі для кожного рядка матриці Lab за незмінних трьох вхідних елементів (матриця RGB).

Спочатку виконується нормалізація вхідних і вихідних значень до діапазону  $[-1, 1]$ . Інформація нормалізації при цьому зберігається в мережі для зворотного перетворення. Далі вихідні дані поділяються на три послідовності: для тренування мережі, для її навчання і для перевірки точності. Потім відбувається створення і навчання мережі, а також зворотний перехід до ненормалізованих даних, і результати виводяться у вигляді графіків. Важливо зазначити, що початкові значення ваг, які призначаються нейронам, залежать від початкової точки, яку вибирають випадковим чином. Для відтворюваності експерименту ця точка була зафіксована. Таким чином, обчислення відбуваються за одних і тих самих значень ваг, даючи змогу при цьому змінювати всі інші параметри.

Так, після побудови нейронної мережі з використанням nftool для виходу  $L^*$  з кількістю нейронів у прихованому шарі, що дорівнює 20, та співвідношенням навчальної та перевіркової послідовності по 20% кожна, було отримано результати у вигляді двох графіків, що наведені нижче. На першому відображається залежність середньоквадратичного відхилення від кількості ітерацій для кожної послідовності (рис. 5.7). Зрозуміло, що з кожною наступною епохою помилка мережі зменшується, прагнучи до заданого за

замовчуванням значення  $goal = 0$ . Як видно з графіка, для досягнення відхилення, що дорівнює 0.00450785, знадобилося 14 ітерацій.

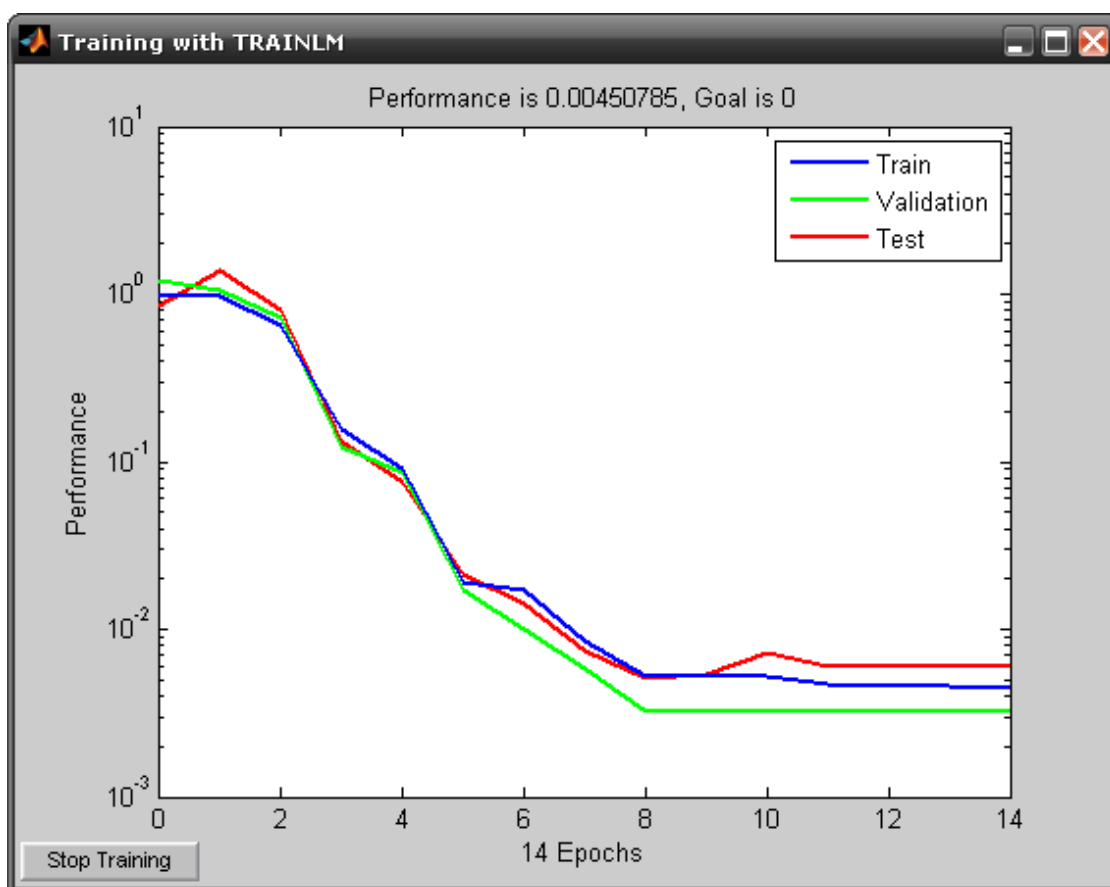


Рисунок 5.7 – Залежність середньоквадратичної помилки від кількості ітерацій під час навчання мережі з використанням `pftool`

На другому графіку виведено залежності виходів мережі від експериментальних даних, а також значення множинного коефіцієнта детермінації R-квадрат [15] (рис. 5.8). Координати точок наведено до вихідних даних. Поле Linear Fit показує рівняння лінії апроксимації для кожної вибірки. У разі ідеальної апроксимації всі точки мають лежати на одній лінії, що є бісектрисою кута.

У роботі [14] запропоновано кілька способів поділу наявних даних на навчальну та перевіірочну послідовності. Вони засновані на підрахунку квадратів відхилень від середнього значення для всіх наявних вузлів інтерполяції.

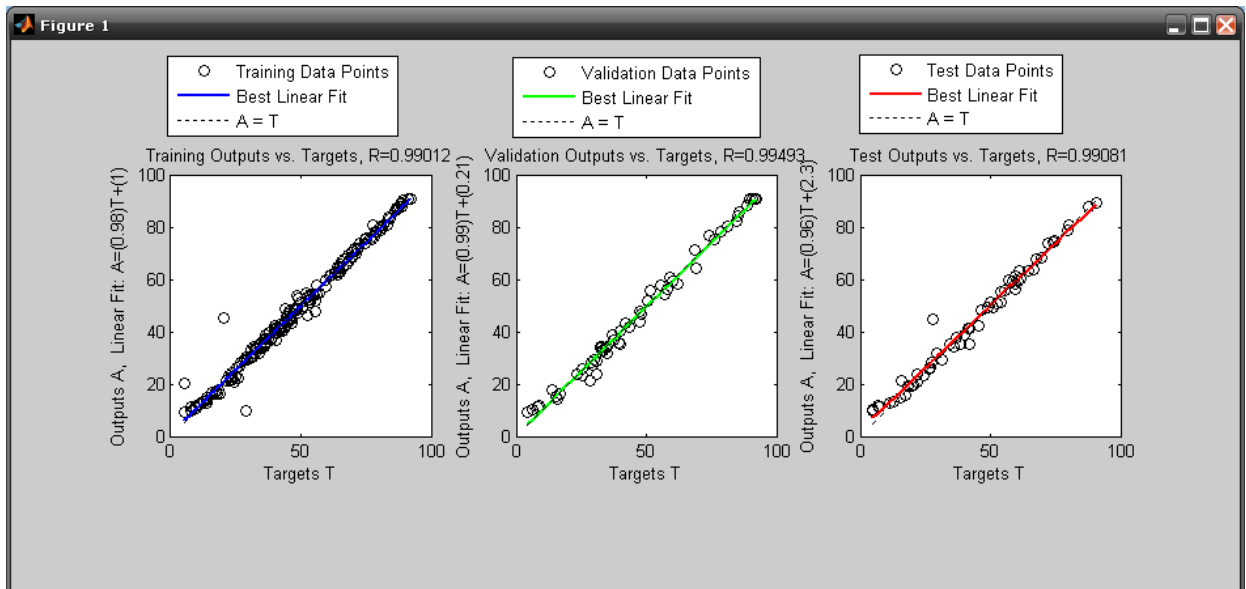


Рисунок 5.8 – Залежності виходів мережі від експериментальних даних

Перший спосіб спрямований на отримання такого поділу вузлів, за якого забезпечується найбільша обумовленість матриць нормальних рівнянь. Для цього точки ранжуються за величиною  $D^2$  і ті з них, які мають більшу дисперсію, належать до навчальної послідовності, а меншу – до перевірконої. Співвідношення кількості точок в обох послідовностях уточнюється за допомогою прорахунку низки варіантів за критерієм мінімуму середньоквадратичної помилки, що визначається на другій перевірконій послідовності.

Мета другого способу – досягнення приблизної рівності статистичних характеристик перевірконої та навчальної послідовності (тобто рівності математичних очікувань, дисперсій та інших моментів). Для досягнення статистичної еквівалентності вузли інтерполяцій ранжуються за величиною дисперсії  $D^2$  і нумеруються. Потім, парні номери використовують для утворення однієї послідовності, і непарні – іншої. Для інших співвідношень розмірів послідовностей до перевірконої послідовності можна відібрати всі точки з індексами, які діляться на три або на чотири тощо. Співвідношення розмірів послідовностей, як і в попередньому способі, може визначатися за допомогою оптимізації.

Згідно з цими рекомендаціями вихідна вибірка була поділена на навчальну і перевіірочну послідовності за допомогою першого способу. Результати, отримані в цьому випадку, представлено на рис. 5.9, 5.10.

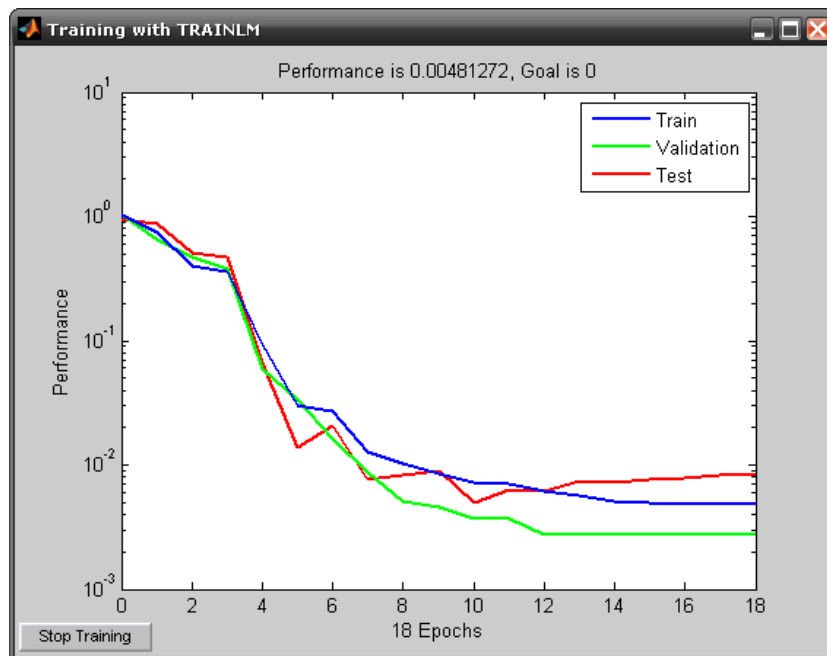


Рисунок 5.9 – Залежність середньоквадратичної помилки від кількості ітерацій при поділі вибірки на навчальну та перевіірочну послідовності після ранжування за зростанням дисперсії

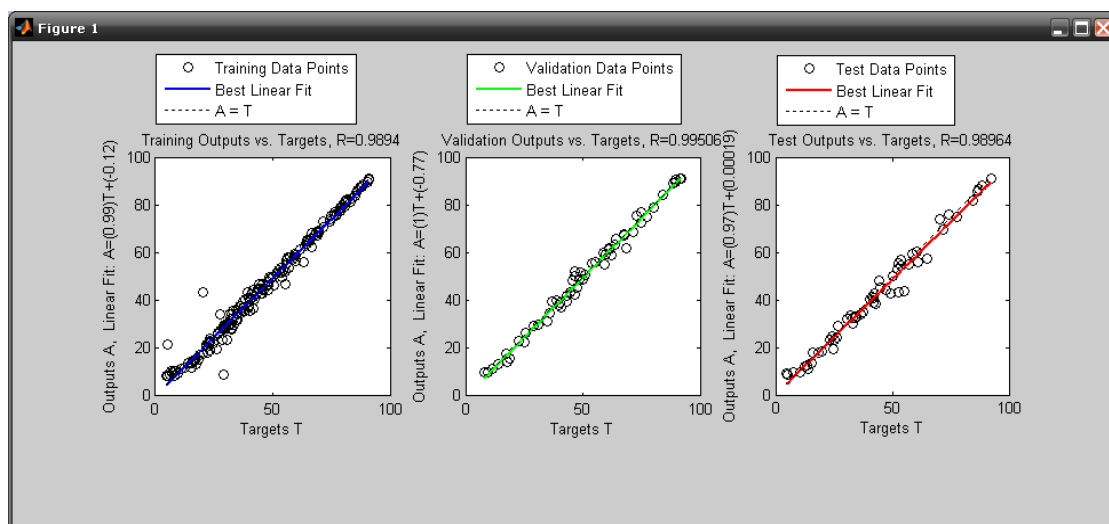


Рисунок 5.10 – Залежності виходів мережі від експериментальних даних у разі поділу вибірки на навчальну та перевіірочну послідовності після ранжування за зростанням дисперсії

Для підтвердження цих результатів, а також для можливого виявлення оптимального співвідношення тренувальної, навчальної та перевірконої послідовностей було побудовано ще кілька графіків, у яких змінювалися значення цільових виходів і процентне співвідношення послідовностей. Результати наведено на рис. Графіки зліва й угорі відносяться до результатів, отриманих тільки під час використання nftool, а праворуч і внизу відповідно до поділу послідовностей у той самий перший спосіб (рис. 5.11-5.14).

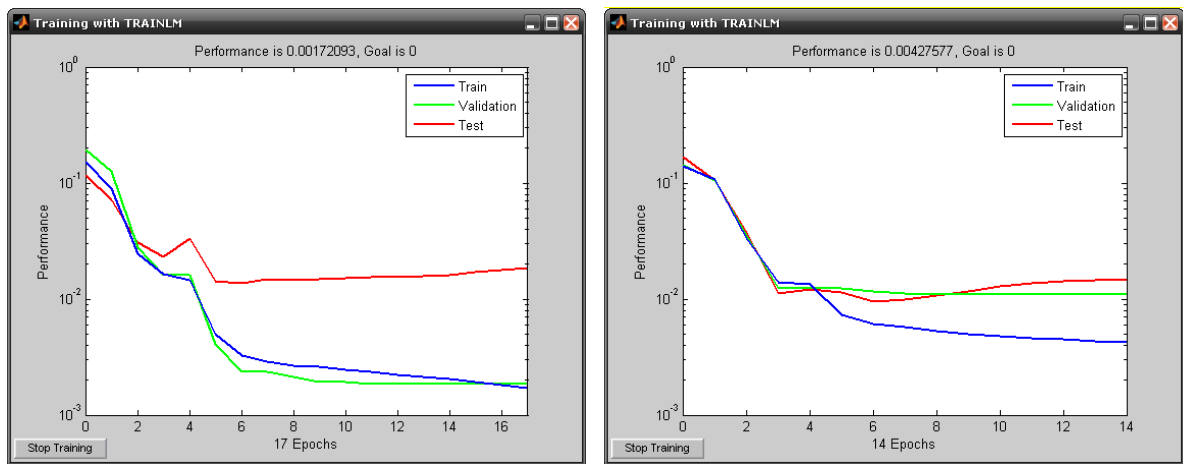


Рисунок 5.11 – Залежність середньоквадратичної помилки від кількості ітерацій для мережі, побудованої для виходу  $a^*$ , за співвідношення навчальної та перевірконої послідовностей 20% і 30% відповідно

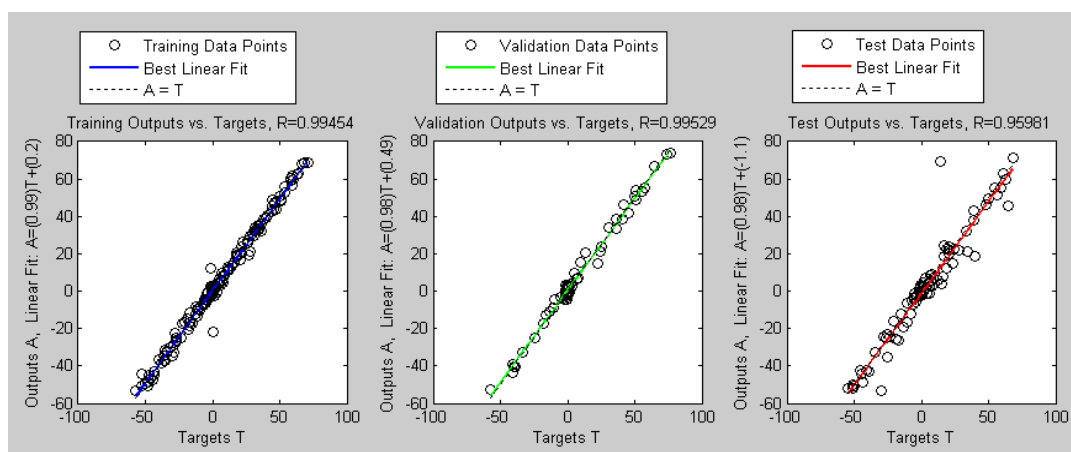


Рисунок 5.12 – Залежності виходів мережі від експериментальних даних для мережі, побудованої для виходу  $a^*$ , за співвідношення навчальної та перевірконої послідовностей 20% і 30% відповідно

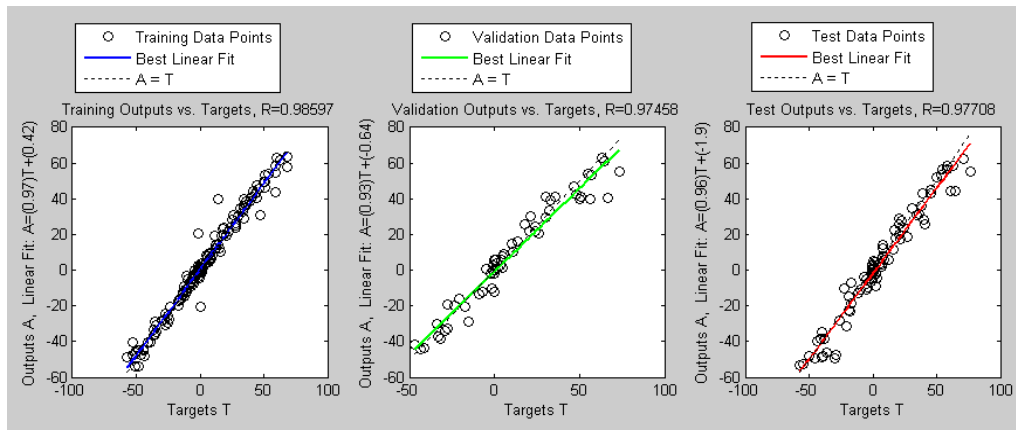


Рисунок 5.12, аркуш 2

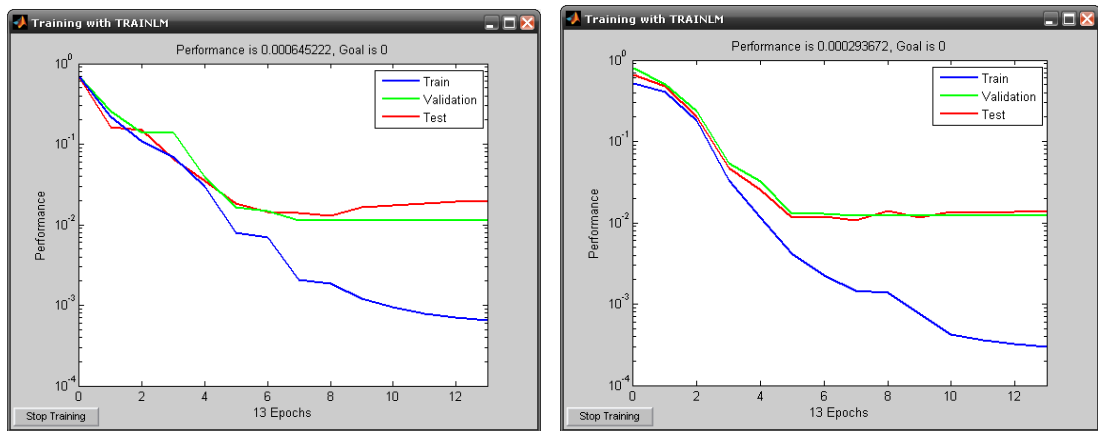


Рисунок 5.13 – Залежність середньоквадратичної помилки від кількості ітерацій для мережі, побудованої для виходу  $b^*$ , за співвідношення навчальної та перевірконої послідовностей 40% і 30% відповідно

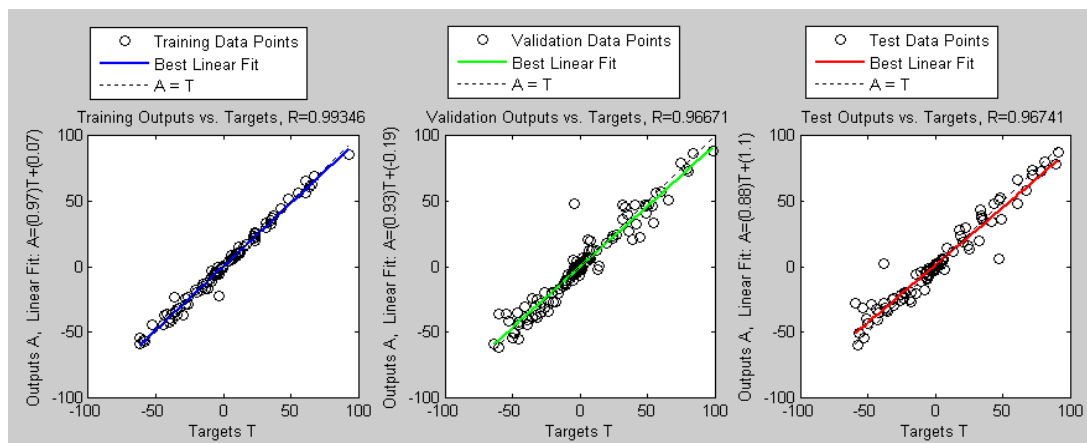


Рисунок 5.14 – Залежності виходів мережі від експериментальних даних для мережі, побудованої для виходу  $b^*$ , за співвідношення навчальної та перевірконої послідовностей 40% і 30% відповідно

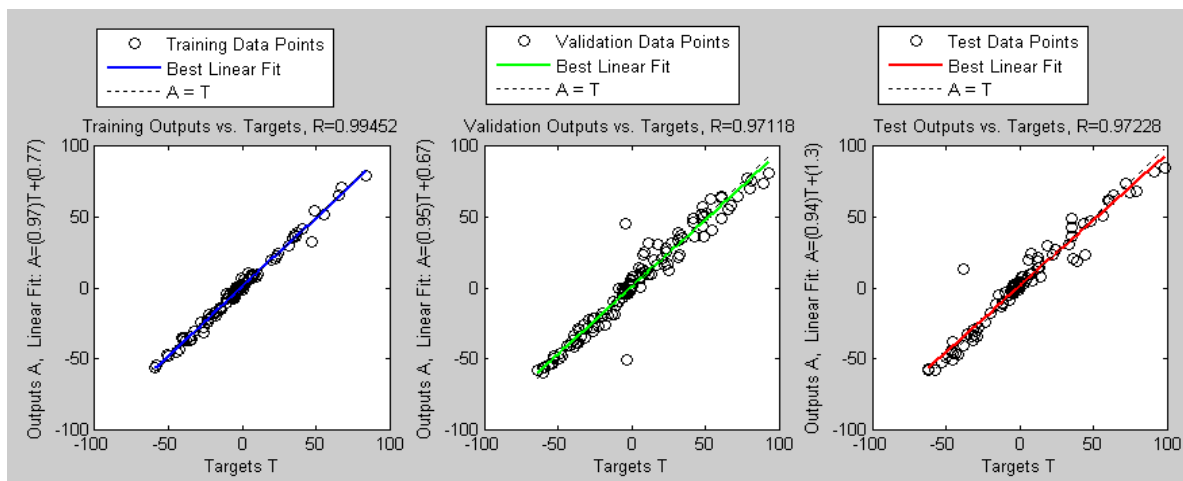


Рисунок 5.14, аркуш 2

Також для першого випадку було побудовано мережу, в якій вихідні дані для поділу на перевіірочну та навчальну послідовність ранжували за зменшенням, тобто ті точки, які мають більшу дисперсію, віднесла до перевіірочної послідовності, а меншу – до навчальної. Результати такого експерименту подано на рис. 5.15, 5.16.

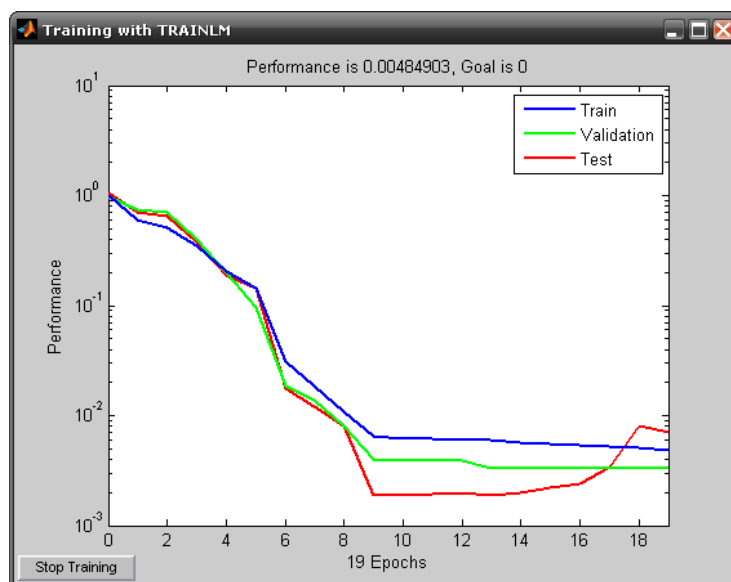


Рисунок 5.15 – Залежність середньоквадратичної помилки від кількості ітерацій під час поділу вибірки на навчальну та перевіірочну послідовності після ранжування за зменшенням дисперсії

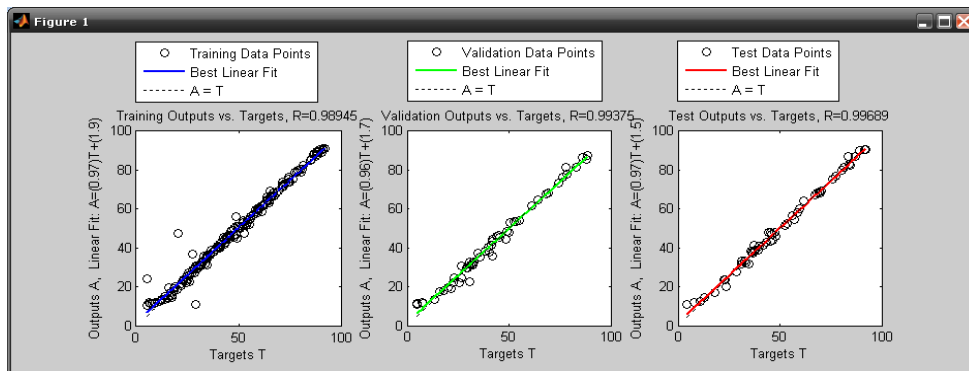


Рисунок 5.16 – Залежності виходів мережі від експериментальних даних у разі поділу вибірки на навчальну та перевірочну послідовності після ранжування за зменшенням дисперсії

Таким чином, видно, що підхід, який використовує поділ даних на навчальну і перевірочну послідовність за способом, запропонованим у рекомендаціях до алгоритму МГВА, не дає істотного виграшу під час розв'язання задачі апроксимації за допомогою штучних нейронних мереж.

Додатково було проведено дослідження щодо впливу кількості нейронів у прихованому шарі на роботу мережі. Помічено, що зі збільшенням нейронів середньоквадратична помилка мережі для одних і тих самих вихідних даних зменшується, проте залежність, наприклад, кількості епох, необхідних для навчання мережі, від кількості нейронів у прихованому шарі не простежується. Результати досліджень представлені на рис. 5.17-5.22.

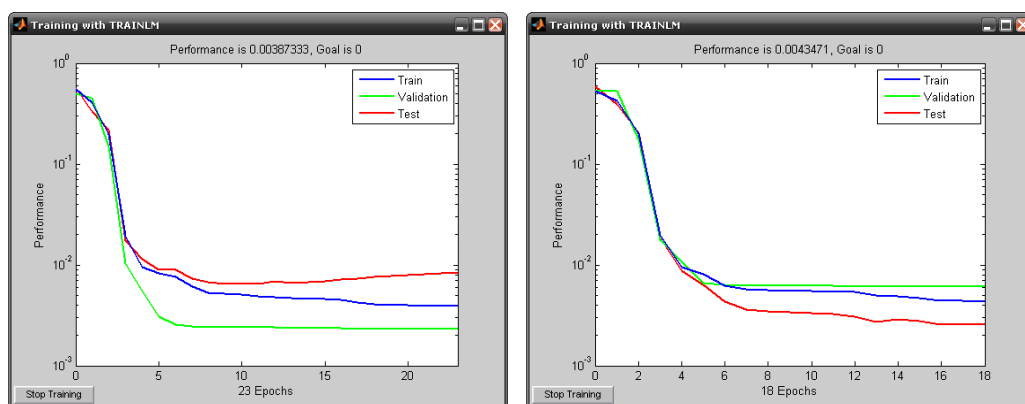


Рисунок 5.17 – Залежність середньоквадратичної помилки від кількості ітерацій для мережі, побудованої для виходу  $L^*$ ; кількість нейронів у прихованому шарі = 10

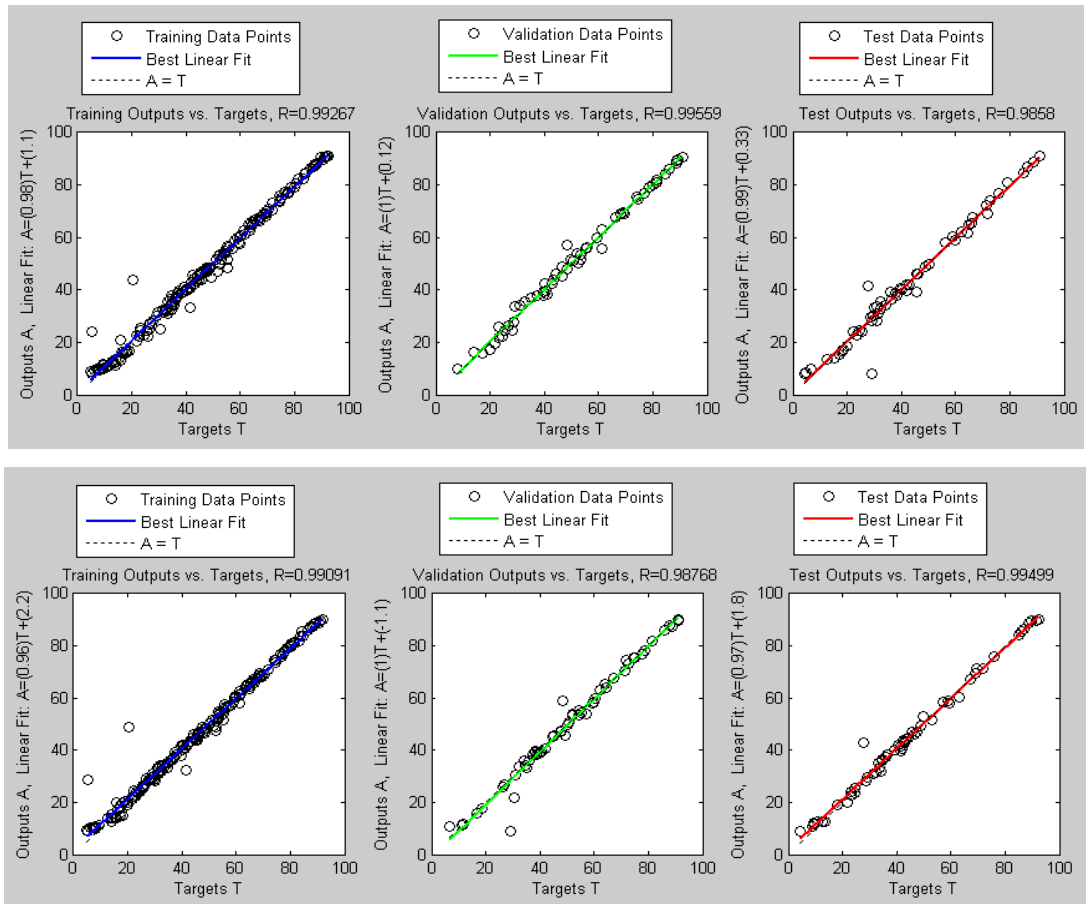


Рисунок 5.18 – Залежності виходів мережі від експериментальних даних для мережі, побудованої для виходу  $L^*$ ; кількість нейронів у прихованому шарі = 10

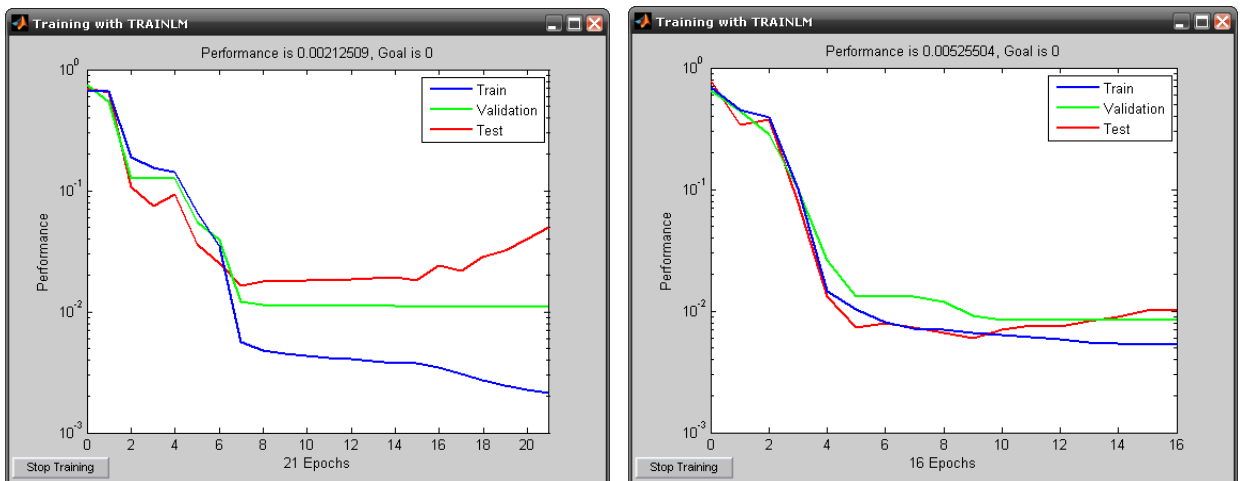


Рисунок 5.19 – Залежність середньоквадратичної помилки від кількості ітерацій для мережі для виходу  $a^*$ ; кількість нейронів у прихованому шарі = 25

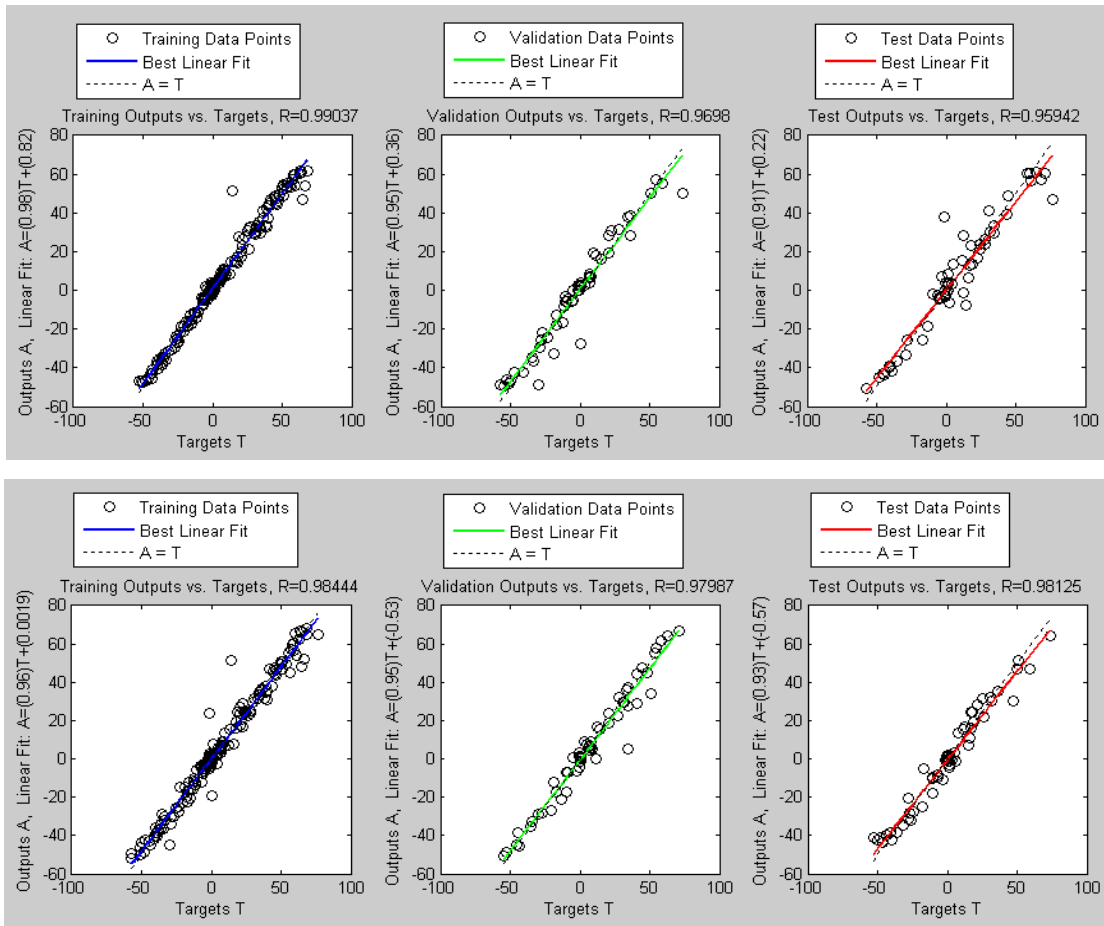


Рисунок 5.20 – Залежності виходів мережі від експериментальних даних для мережі, побудованої для виходу  $a^*$ ; кількість нейронів у прихованому шарі = 25

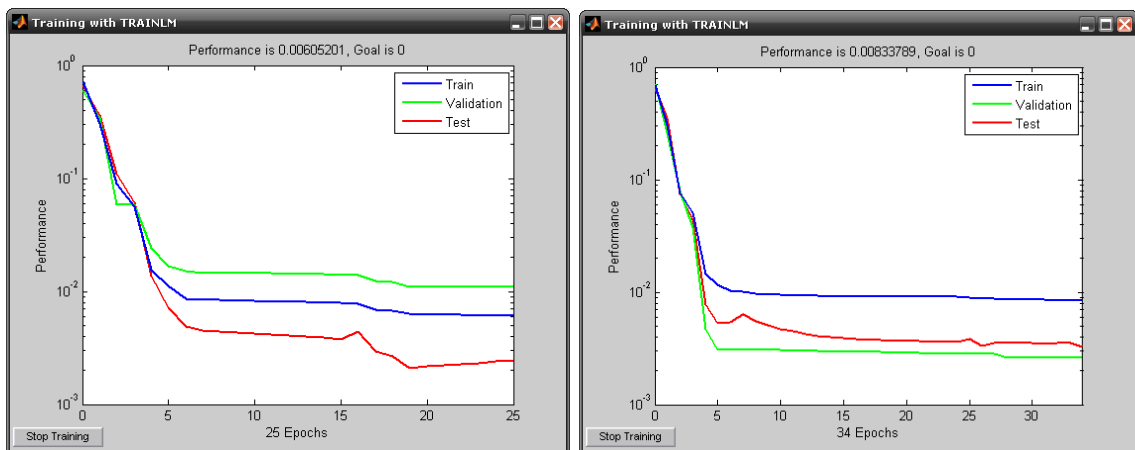


Рисунок 5.21 – Зависимість середньоквадратичної помилки від кількості ітерацій для мережі для виходу  $b^*$ ; кількість нейронів в прихованому шарі = 5

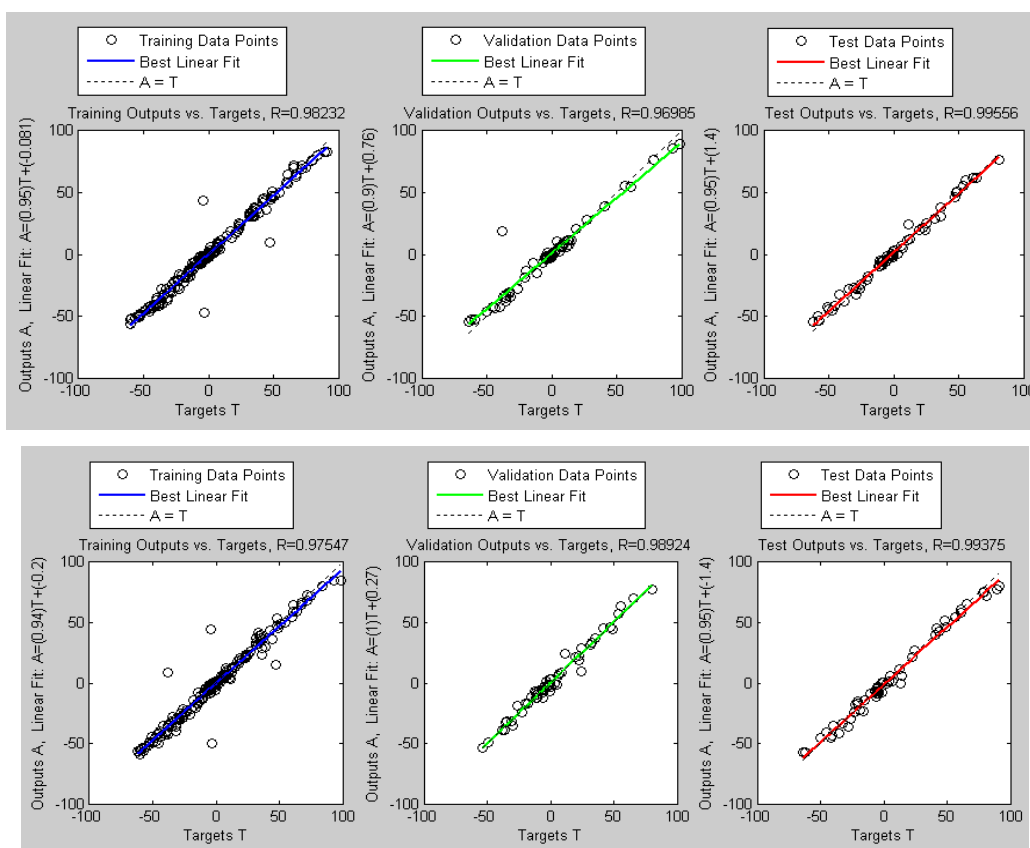


Рисунок 5.22 – Залежності виходів мережі від експериментальних даних для мережі, побудованої для виходу  $b^*$ ; кількість нейронів у прихованому шарі = 5

Усі обчислення проводилися за співвідношення навчальної та перевірконої послідовності по 20%. Графіки зліва й угорі належать результатам, отриманим тільки за використання nftool, а праворуч і внизу відповідно до поділу послідовностей усе тим самим першим способом.

## 6 ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА

### 6.1 Характеристика науково-дослідного рішення

Метою даного розділу є економічне обґрунтування витрат на проведення науково-дослідної роботи (НДР), в межах якої передбачається дослідження використання штучного інтелекту (штучних нейронних мереж) для апроксимації первинних даних у завданнях формування колірних профілів обладнання, що використовується у виробництві друкованої продукції, з метою значного скорочення часу на налаштування вказаного обладнання та підвищення якості видань. Під час такого обґрунтування буде здійснено: розрахунок трудовитрат та заробітної плати працівникам, розрахунок одноразових витрат і прибутку, оцінку результатів НДР.

Реалізація НДР передбачає такі етапи:

- аналіз предметної області;
- визначення алгоритму реалізації проєкту;
- дослідження використання штучного інтелекту для скорочення часу на підготовку поліграфічного обладнання для роботи та підвищення якості видавничої продукції;
- вибір методів для проведення експерименту;
- складання методики організації додрукарської підготовки обладнання до роботи;
- підтвердження дійсності роботи методики.

### 6.2 Етапи виконання НДР, їх трудомісткість та заробітна плата

Під час виконання НДР було проведено огляд існуючих теоретичних підходів у даній галузі, досліджено основні методи та алгоритми використання штучного інтелекту в поліграфічному виробництві для підготовки обладнання

для друку пробних видань. Умовно НДР можна розділити на три етапи: підготовчий, основний і заключний.

На стадії виконання підготовчого етапу було виконано підбір і аналіз інформації для проведення відповідних до постановки завдання робіт. Проведено пошук інформації в мережі Internet та у фаховій літературі.

На етапі виконання основної частини НДР було здійснено такі роботи:

- розгляд методів можливого використання штучного інтелекту в подібних завданнях;
- аналіз розглянутих методів та відбір за певними критеріями;
- розробка методики використання штучного інтелекту;
- доказ працездатності запропонованої методики.

У заключній частині проводяться: аналіз результатів виконання НДР, складання звіту з НДР та його захист.

Найбільш складною та відповідальною частиною при плануванні НДР є розрахунок трудомісткості робіт, тому що трудові витрати часто становлять основну частину вартості науково-дослідних робіт і безпосередньо впливають на строки розробки.

Дану роботу виконували 3 фахівці: ілюстратор, препрес-інженер, data scientist. Середня заробітна плата ілюстратора за версією сайту dou.ua становить 40 000,00 грн, препрес-інженера – 100 000,00 грн, data scientist – 110 000,00 грн.

Проведемо розрахунок трудовитрат і заробітної плати виконавця робіт. Середньоденна заробітна плата виконавця робіт ( $Z_{cp.дн.}$ ) розраховується за формулою:

$$Z_{cp.дн.} = \frac{Z_{cp.міс.}}{n}, \quad (6.1)$$

де  $Z_{cp.міс.}$  – середньомісячна зарплата виконавця роботи;

$n$  – число робочих днів у місяці, ( $n = 22$ ).

Підставивши дані до формули (6.1), отримаємо середньоденну заробітну плату ілюстратора у розмірі 1818,18 грн, препрес-інженера – 4545,45 грн, data scientist – 5000,00 грн.

Етапи виконання НДР, перелік і зміст робіт, трудомісткість їх виконання, заробітна плата виконавців робіт представлені в таблиці 6.1.

Таблиця 6.1 – Розрахунок трудовитрат і заробітної плати виконавців робіт

Перелік робіт	Кількість виконавців	Посада виконавця	Трудомісткість робіт, люд.-днів	Середньоденна заробітна плата, грн	Сума заробітної плати, грн
1. Підготовчий етап					
1.1. Розробка та затвердження ТЗ	1	Ілюстратор	2	1818,18	3636,36
1.2 Підготовка довідкових матеріалів та даних для виконання НДР	1	Ілюстратор	2	1818,18	3636,36
2. Основний етап					
2.1 Постановка задачі	1	Ілюстратор	1	1818,18	1818,18
2.2 Розгляд сучасних методів створення обкладинок	1	Data-scientist	3	5000,00	15000,00
2.3 Аналіз розглянутих методів та відбір за критеріями	1	Data-scientist	3	5000,00	15000,00
2.4. Розробка методики автоматизації створення обкладинок	2	Data-scientist, препрес-інженер	2	5000,00 4545,45	10000,00 9090,90
3 Тестування					
3.1 Відбір тестових зображень	1	Ілюстратор	1	1818,18	1818,18
3.2 Підтвердження результату	1	Ілюстратор	1	1818,18	1818,18
4. Заключний етап					
4.1 Аналіз результатів проведення роботи	1	Ілюстратор	2	1818,18	3636,36
4.2 Формування висновків та пропозицій за темою дослідження	1	Ілюстратор	1	1818,18	1818,18
4.3 Технічне оформлення звіту виконання НДР	1	Ілюстратор	2	1818,18	3636,36
Усього			20		70909,06

### 6.3 Розрахунок одноразових витрат на розробку НДР

Калькуляція собівартості розраховується відповідно до існуючих нормативних актів України. До складу калькуляції входять такі статті витрат:

- матеріальні витрати;
- витрати на оплату праці;
- єдиний соціальний внесок;
- амортизація основних засобів (вартість машинного часу);
- витрати на спожиту електроенергію;
- інші витрати.

Матеріальні витрати визначаються витратами на матеріали, визначені їх потребою для виконання робіт, і цін, що діють на момент складання калькуляції. Для проведення НДР потрібно: механічний олівець (1 шт.) та блокнот (1 шт.). Дані матеріальні витрати потрібні для ілюстратора.

Матеріальні витрати розраховуються за такою формулою:

$$M = \sum_{j=1}^n Q_j \times C_j, \quad (6.2)$$

де  $M$  – сумарні витрати на матеріали, в тому числі малоцінні предмети, що швидко зношуються (носії, папір, канцелярське приладдя тощо), або на літературу, яка необхідна для проведення роботи, тощо;

$Q_j$  – кількість використаних одиниць  $j$ -го виду матеріалів,  $j = (1 \div n)$ ;

$C_j$  – ціна одиниці  $j$ -го виду матеріалів.

Розрахунок матеріальних витрат представлено в табл. 6.2.

Витрати на оплату праці розраховуються виходячи з необхідного для виконання робіт складу й кількості працівників, а також із середньомісячної заробітної плати. Відповідно до проведених розрахунків витрати на оплату праці виконавців роботи дорівнюють 70909,06 грн.

Таблиця 6.2 – Розрахунок матеріальних витрат

Найменування	Од. вим.	Кількість, (Q <sub>j</sub> )	Ціна (Ц <sub>j</sub> ), грн	Сумарні витрати на матеріали (М), грн
Олівець механічний	шт.	1	8,00	8,00
Блокнот	шт.	1	40,00	40,00
Усього				48,00

Єдиний внесок на загальнодержавне соціальне страхування (ЄСВ) – консолідований страховий внесок, збір якого здійснюється в систему загальнообов’язкового державного соціального страхування в обов’язковому порядку і на регулярній основі з метою забезпечення захисту у випадках, передбачених законодавством, прав застрахованих осіб і членів їх сімей на отримання страхових виплат (послуг) за діючими видами загальнообов’язкового державного соціального страхування.

Ставка єдиного соціального внеску (ЄСВ) дорівнює 22 % від витрат на оплату праці, тобто розмір ЄСВ дорівнює 15599,99 грн.

При виконанні НДР застосовувалися 3 комп’ютери вартістю 30000,00 грн кожен.

Вищенаведене устаткування є власністю організації виконавця, тому доцільно розрахувати суму амортизаційних відрахувань на період виконання НДР. Амортизація основних засобів розраховується за формулою:

$$AB = \sum_{k=1}^L \frac{BO_k}{TE_k} \times T, \quad (6.3)$$

де  $AB$  – сума амортизаційних відрахувань, нарахованих під час проведення науково-дослідницької роботи;

$BO_k$  – вартість основних засобів  $k$ -го виду;

$TE_k$  – термін експлуатації основних засобів  $k$ -го виду, днів;

$T$  – термін науково-дослідницької роботи, днів;

$L$  – кількість видів обладнання.

Підставивши відомі значення до (6.3), отримаємо величину амортизаційних відрахувань – 1100,92 грн.

Витрати на використану обладнанням електроенергію ( $B_e$ ) розраховуються за формулою:

$$B_e = M \cdot t \cdot T_{кВт}, \quad (6.4)$$

де  $M$  – потужність устаткування, тобто кількість енергії, споживаної за одиницю часу (кВт/година);

$t$  – кількість годин використання устаткування за період проведення науково-дослідницької роботи;

$T_{кВт}$  – тариф, тобто вартість використання 1 кВт електроенергії.

Споживна потужність комп'ютера складає 0,5 кВт за годину. Тариф складає 4,32 грн/кВт. Підставивши значення до формули (6.4), визначимо величину витрат на спожиту електроенергію у розмірі 345,60 грн.

До інших статей витрат відносяться адміністративні витрати (водопостачання, водовідведення, освітлення, опалення), які прийнято у розмірі 20 % від витрат на оплату праці, та вартість оплати послуг зв'язку.

Вартість оплати послуг зв'язку (безлімітний пакет Інтернет) становитиме 350,00 грн за 20 днів виконання НДР.

Генерування зображень здійснювалося за допомогою сервісу *openai.com*. Послуги даного сервісу становлять – 188,00 грн.

За час виконання НДР витрати на відрядження, інформаційні послуги та маркетингові заходи не мали місця.

Результати розрахунку кошторису витрат, тобто одноразових витрат, на виконання НДР «Дослідження використання штучного інтелекту у завданнях побудови цифрових профілів поліграфічного обладнання» наведені в табл. 6.3.

Таблиця 6.3 – Кошторис витрат на розробку НДР

№ з/п	Стаття витрат	Сума, грн
1	Заробітна плата	70909,06
2	Єдиний соціальний внесок (22 % від п.1)	15599,99
3	Матеріальні витрати	48,00
4	Амортизація основних засобів	1100,92
5	Витрати на спожиту електроенергію	345,60
6	Інші витрати, у тому числі:	
6.1	адміністративні витрати (20 % від п.1)	14181,81
6.2	вартість послуг зв'язку	350,00
6.3	вартість послуг сервісу ChatGPT	188,00
	Усього витрати на розробку ( <i>Bp</i> )	102723,38

#### 6.4 Оцінка результатів науково-дослідної роботи

Результат – це завершальний наслідок послідовності дій, виражений якісно або кількісно. В загальному випадку оцінка результатів НДР – це визначення ефективності отриманих рішень порівняно з сучасним науково-технічним рівнем.

Відповідно до теми даної роботи можна зробити висновок, що результатом впровадження НДР є зменшення ціни та часу в задачах побудови цифрових профілів друкарського обладнання та підготовки останнього до роботи при використанні штучного інтелекту.

Результат від впровадження НДР визначається за формулою:

$$\Delta P_j = |X_{бj} - X_{нj}|, \quad (6.5)$$

де  $\Delta P_j$  – покращення  $j$ -ої характеристики досліджуваного процесу за рахунок впровадження результатів НДР ( $j = 1, m$ );

$m$  – кількість досліджуваних характеристик;

$X_{бj}$  – базове значення  $j$ -ої характеристики;

$X_{нj}$  – нове значення  $j$ -ої характеристики після впровадження НДР.

У якості досліджуваної характеристики обрано ціну та час налаштування обладнання (розрахунок та побудова колірних профілів, вбудовування їх у програмне забезпечення обладнання та пробні варіанти друку). До впровадження методики використання штучного інтелекту у підготовці обладнання коштувало 500,00 грн та займало 5 днів.

Підставивши відповідні значення ціни та часу до формули (6.5), визначимо результат від впровадження НДР у чисельному вигляді:

$$\Delta P_1 = |500,00 - 1,00| = 499,00 \text{ грн,}$$

$$\Delta P_2 = |2880 - 1| = 2879 \text{ хв.}$$

Аналогічні розрахунки для іншої комплектації обладнання та замовлень наведені у таблиці 6.4.

Таблиця 6.4 – Результат від впровадження НДР

Критерій	Варіант замовлень та обладнання 1			Варіант замовлень та обладнання 2		
	до	після	різниця	до	після	різниця
Ціна, грн	500,00	1	- 499,00	650,00	1	- 649,00
Час виконання, хв	2880	1	- 2879	3600	1	- 3599

Таким чином, завдяки результату від впровадження НДР роботи з підготовки до друку та налаштування обладнання за допомогою розробленої методики мають значно меншу ціну та час створення. Роботу в цілому можна вважати ефективною або такою, що має високий науковий та технічний рівень.

## ВИСНОВКИ

Якісним результатом прийнято вважати відбиток, який буде максимально наближений за сприйняттям до оригіналу, тобто є психологічно точною репродукцією оригіналу. Кожен із використовуваних у процесі репродукування пристроїв працює у своєму колірному просторі (як правило, RGB або CMYK), і це спричиняє великі труднощі під час обробки кольорового зображення. CMS здійснює перетворення кольірних моделей через єдиний рівноконтрастний простір CIE Lab. Такі перетворення засновані на застосуванні 3-мірних таблиць CLUT. Беручи до уваги невідповідність кількості вимірюваних на кольірних мішенях полів і необхідних даних для побудови таких таблиць, виникла необхідність в апроксимації первинних даних. У цій роботі було досліджено можливість проведення такої апроксимації на основі застосування штучних нейронних мереж.

Перший розділ присвячено проблемі використання профілів пристроїв у поліграфії. Описано зародження та історичний розвиток Міжнародного консорціуму з кольору ICC. Подано загальну інформацію про особливості влаштування та застосування профілів. Приділено увагу обмеженням, що заважають системам управління кольором знайти масове застосування на поліграфічних виробництвах.

У другому розділі надано характеристику поняття «система управління кольором». Досліджено архітектуру CMS, описано роботу з перетворення кольорового зображення на основі ICC-профілів. Описано завдання використання таблиць CLUT під час побудови профілів.

У третьому розділі розглянуто питання створення профілів пристроїв відображення, введення і виведення кольорових зображень. Надано докладний опис процесу колориметризації цих пристроїв, а також рекомендації для оптимального профілювання.

У четвертому розділі подано інформацію про штучні нейронні мережі. Простежено формування та розвиток цієї галузі науки, її аналогію з

біологічними нейронами. Окреслено основні сфери застосування ШНМ. Викладено процеси їх створення, навчання та використання.

У п'ятому розділі наведено опис обчислювального експерименту. Виконано апроксимацію даних, одержуваних у результаті вимірювань колірних мішеней у процесі побудови профілів, на основі моделювання нейронних мереж. Експеримент виконувався в математичному середовищі MATLAB. Завдання вирішували на основі методу статистичних випробувань. Як вихідні дані були прийняті згенеровані для проведення експерименту вибірки числових даних, а також реальні виміряні значення колірної шкали. Під час моделювання використовувалися функції `newgrnn`, `newtbe`, `newrb`, `nftool`, `newff`, які відрізняються за складністю налаштування. Усі мережі, засновані на застосуванні цих функцій, дають приблизно один і той самий результат і можуть бути використані для розв'язання задачі апроксимації. Досліджено вплив параметра згладжування, кількості нейронів у прихованому шарі, співвідношення навчальної та перевіркової послідовності, а також принципи їхнього поділу на роботу мережі.

У шостому розділі здійснено економічне обґрунтування витрат на проведення науково-дослідної роботи (НДР), в рамках якої виконано дослідження використання штучного інтелекту (штучних нейронних мереж) для апроксимації первинних даних у завданнях формування колірних профілів обладнання, що використовується у виробництві друкованої продукції, з метою значного скорочення часу на налаштування зазначеного обладнання та підвищення якості видань.

Показано, що завдяки результату від впровадження НДР роботи з підготовки до друку та налаштування обладнання за допомогою розробленої методики мають значно меншу ціну та час створення.

У ході досліджень було доведено, що штучні нейронні мережі можуть ефективно використовуватися для апроксимації даних. Проведено порівняльний аналіз мереж, що використовуються для апроксимації, за ступенем складності. Досліджено вплив параметра згладжування,

співвідношення обсягів навчальної та перевіркової послідовності, а також принципи їхнього поділу на роботу мережі. Виконано завдання апроксимації первинних даних, одержуваних у процесі побудови профілів.

Показано, що завдяки результату від впровадження НДР роботи з підготовки до друку та налаштування обладнання за допомогою розробленої методики мають значно меншу ціну та час створення.

Доведено, що роботу загалом можна вважати ефективною або має високий науковий та технічний рівень.

Таким чином, технічне завдання проектування виконано у повному обсязі. Мета роботи досягнута, всі завдання дослідження вирішено. Результати роботи були апробовані у реальних пусконаладжувальних роботах поліграфічного обладнання у ТОВ «Інфол», на міжнародних наукових конференціях та опубліковані [19, 20].

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. M. R. Luo, G. Cui and B. Rigg. The Development of the CIE 2000 Colour Difference Formula: CIEDE2000. Colour & Imaging Institute University of Derby, URL: [http://www.ifra.com/website/ifra.nsf/html/COLOR\\_QUALITY/\\$file/CIEDE](http://www.ifra.com/website/ifra.nsf/html/COLOR_QUALITY/$file/CIEDE) (дата звернення: 26.11.2024).
2. CIE (Commission Internationale de l'Eclairage). Publication No. 133, Method of Measuring and Specifying Color Rendering Properties of Light Source. 2005.
3. CIE (Commission Internationale de l'Eclairage) Publication No. 13/2:1999. Colour rendering (TC 133 closing remarks).
4. ICC (International Color Consortium). Publication ICC.1:200309. File Format for Color Profiles (Version 4.1.0). URL: <http://www.color.org/newiccspec.pdf> (дата звернення: 26.11.2024).
5. Specification ICC.1:2004-10 (Profile version 4.2.0.0) Image technology colour management – Architecture, profile format, and data structure.
6. Hung P.-C. Colorimetric calibration in electronic imaging devices using a look-up-table model and interpolations. Journal of Electronic Imaging, V. 2(1), January 1993, P. 53-61.
7. ISO 3664:2000. Viewing Conditions for Graphic Technology and Photography (2000).
8. ISO 12646:2004. Graphic Technology – Displays for Color Proofing – Characteristics and Viewing Conditions.
9. Matlab. The Language of Technical Computing. Using Matlab Graphics. Version 7. The MathWorks, Inc., 2004.
10. Руденко О. Г., Бодяньський Є. В. Штучні нейронні мережі: навчальний посібник. Харків : ТОВ «Компанія СМІТ», 2005. 408 с.
11. Mark D. Fairchild, David R. Wyble. Colorimetric Characterization of the Apple Studio Display. URL: [http://www.neuroproject.en/articles\\_dak\\_nn.php](http://www.neuroproject.en/articles_dak_nn.php)(дата звернення: 26.11.2024).

12. David Bourgin. Color Space FAQ. URL: <http://www.neuro.sfc.keio.ac.jp/~aly/polygon/info/colorspacefaq.html> (дата звернення: 26.11.2024).
13. Hagan, M. T., H. B. Demuth, and M. H. Beale, *Neural Network Design*, Boston, MA: PWS Publishing, 1996.
14. Монтгомері Д. К. Планування експерименту та аналіз даних : пер. з англ. К. : «Техніка», 2002. 384 с.
15. Івахненко О. Г. Системи евристичної самоорганізації в технічній кібернетиці. К. : «Техніка», 2011. 372 с.
16. Gaurav Sharma. *Digital Color Imaging*. Xerox Corporation Webster, New York, 2003. 764 p.
17. Садовий О.С. Теорія і технологія наукових досліджень : консп. лекцій. Миколаїв : МНАУ, 2022. 87 с.
18. Кулішова Н.Є., Ткаченко В.П. Методичні вказівки з виконання атестаційної роботи здобувачів вищої освіти на другому (магістерському) рівні для студентів усіх форм навчання спеціальності 186 «Видавництво та поліграфія». Харків: ХНУРЕ, 2020.
19. Azarenkov V.I., Deineko Z.V. Study of the use of artificial intelligence in the tasks of building digital profiles of printing equipment // Теоретичні та практичні дослідження молодих вчених : зб. тез доп. 18-ї Між-нар. наук.-практ. конф. магістрантів та аспірантів, 19–22 листопада 2024 р. Харків : НТУ "ХПІ", 2024. P. 51. URL: <https://repository.kpi.kharkov.ua/handle/KhPI-Press/84349>.
20. Azarenkov V.I., Deineko Z.V. Study of the use of artificial intelligence in the tasks of building digital profiles of printing equipment // Scientific achievements of contemporary society : proc. of the 4th Intern. sci. and practical conf., November 07-09, 2024. London, United Kingdom: Cognum Publishing House, 2024. P. 271-273.