РОЗДІЛ 2
КОНЦЕПЦІЯ ТА КАТЕГОРІЙНА МОДЕЛЬ ПІДВИЩЕННЯ ДОСТОВІРНОСТІ ПРОЦЕСУ ТЕСТУВАННЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ НА БАЗІ НЕЙРОМЕРЕЖНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ (НІТ)

2.1. Концепція підвищення достовірності тестування програмного забезпечення

Основною метою дисертаційної роботи є розроблення методів підвищення достовірності тестування програмних продуктів. Мова ведеться про виявлення дефектів на основі виконання спеціальних тестів чи інших заходів, що виявляють ці дефекти.

Взагалі, діагностування з метою виявлення помилок, суть яких полягає у невідповідностях між програмою та її специфікацією, проводиться на етапі розроблення ПЗ, а також під час налагодження. Але внаслідок об’єктивних (недосконалість методів тестування та неповнота тестів, недостатність коштів тощо) та суб’єктивних (недостатня кваліфікація розробників ПЗ та тестувальників, вплив притаманних їм суб’єктивних недоліків і таке ін.) факторів після діагностування ПЗ у процесі його розроблення і налагодження у програмах залишаються помилки. Такі помилки відносять до *прихованих помилок.*

Визначення 2.1. Прихованою помилкою назвемо будь-яку помилку ПЗ, що залишилась у програмному продукті після його діагностування у процесі розроблення та налагодження.

Приховані помилки відрізняються від виявлених тим, що вони на певний момент часу після діагностування у процесі розроблення та налагодження ПЗ існують і ще не виявлені. При цьому помилки, зумовлені дефектом, певним чином впливають на систему через програмне забезпечення.

Виявлення прихованих помилок проводиться після розроблення і налагодження ПЗ, де тестування програм здійснювалось як часткова технологічна операція під час цих процесів (етапів). Вважатимемо його окремим технологічним процесом. У такому разі умовно розділимо тестування на два види: *основне* та *повторне*.

Визначення 2.2. Основним тестуванням вважатимемо тестування дефектів (помилок), яке здійснюється на етапах розроблення та налагодження ПЗ і є частковою складовою цих процесів.

Визначення 2.3. Повторним тестуванням вважатимемо тестування з метою виявлення прихованих помилок, яке здійснюється після розроблення та налагодження ПЗ і є окремим технологічним процесом.

Отже, використовуючи паралельну каскадну модель життєвого циклу ПЗ [19, 59], можна показати, яке місце відводиться повторному тестуванню в життєвому циклу програмного забезпечення (рис.2.1).

На основі вищезазначеного підвищити достовірність тестування і відповідно якість ПЗ можна не тільки шляхом тестування дефектів на етапах розроблення та налагодження, а й шляхом повторного тестування з метою виявлення прихованих помилок у програмах після основного тестування. Це підтверджується тим, що, як достовірність тестування, так і якість ПЗ залежать від кількості виявлених у ньому помилок, у тому числі і прихованих.

Рис.2.1. Повторне тестування в паралельній каскадній моделі життєвого циклу програмного забезпечення

Повторне тестування здійснюється на етапі вхідного контролю, який здійснює замовник, тобто допомагає замовнику оцінити якість тестування програмного забезечення, яке приймається, і вказує на наявність в ньому прихованих помилок.

Головним напрямком дослідження у дисертаційній роботі оберемо методи і засоби підвищення достовірності процесу тестування ПЗ за рахунок виявлення прихованих помилок ПЗ у процесі повторного тестування.

Основними передумовами реалізації повторного тестування є:

1) тестування ПЗ на етапі розроблення і налагодження відомими методами та засобами;

2) усунення на етапі налагодження ПЗ причин наявності помилок, виявлених під час тестування у процесі розроблення;

3) відсутність внесення під час основного тестування нових помилок, або при внесені помилок - їх виявлення і виправлення на етапах розроблення та налагодження ПЗ;

4) фіксування всіх дефектів і помилок, виявлених на етапах розроблення та налагодження ПЗ, на момент виявлення.

Основними задачами повторного тестування ПЗ з урахуванням його передумов є:

1) виявлення максимальної кількть прихованих помилок з метою їх подальшого усунення. Приховані помилки виявляються відомими методами тестування;

2) по можливості не допустити внесення нових неприхованих та прихованих помилок під час повторного тестування, а у разі їх внесення здійснити відповідні заходи для їх усунення.

Суть методики виявлення прихованих помилок полягає у послідовному виявленні помилок певного типу з наступним усуненням причин їх виникнення. У разі невиявлення помилок одного типу, система переходить до відшукання помилок іншого типу. Виявлення прихованих помилок розпочинається з найбільш поширених чи найважливіших типів помилок.

Щодо розподілу помилок ПЗ взагалі за їх видами і впливом на роботу комп’ютерних систем, то в літературі відомий їх розподіл за пріоритетами і кате-

горіями [58]. Розподіл помилок за пріоритетами здійснюється у відповідності до нормативів з визначення рівня серйозності помилок.

Проведемо уточнення цього підходу щодо опису прихованих помилок ПЗ. Всі приховані помилки розподілимо за видами на незначні (НПП), помірні (ППП), серйозні (СПП) та катастрофічні (КПП) приховані помилки.

Визначення 2.4. Незначними прихованими помилками (НПП) програмного забезпечення вважатимемо такі, що не впливають на дії користувача, програмний продукт з їх наявністю придатний для використання.

Визначення 2.5. Помірними прихованими помилками (ППП) програмного забезпечення вважатимемо такі, що впливають на дії користувача. Програмний продукт з їх наявністю придатний для використання з частковою втратою функційності.

Визначення 2.6. Серйозними прихованими помилками (СПП) програмного забезпечення вважатимемо такі, що призводять до помилкових результатів, внаслідок чого програмний продукт непридатний до використання.

Визначення 2.7. Катастрофічними прихованими помилками (КПП) програмного забезпечення вважатимемо такі, що призводять до спотворення інформації (даних), внаслідок чого програмний продукт непридатний до використання і намагання його опрацювати призводить до відмови програмної системи.

Незначним прихованим помилкам присвоїмо найнижчий рівень категорійності – перший. Помірним прихованим помилкам присвоїмо, відповідно, рівень 2; серйозним – рівень 3. Найвищим рівнем вважатимемо катастрофічний – рівень 4. Таким чином, рівнів прихованих помилок буде чотири.

Рівні категорійності і відповідні їм приховані помилки представлені в таблиці 2.1.

Таблиця 2.1

Рівні категорійності прихованих помилок

Номер рівня категорій-ності	Вид помилки	Вплив помилки на дії користувача	Вплив помилки на програмний продукт чи систему
1	Н	Не впливає	Програмний продукт придатний до використання
2	П	Впливає	Програмний продукт придатний до використання
3	С	Впливає, призводить до помилкових результатів	Програмний продукт непридатний до використання
4	К	Впливає, спотворює дані	Призводить до відмови програмної системи

Припустимо, що певна множина незначних помилок (**НПП′**) призводить до появи підмножини окремих типів помірних помилок (**ППП′**), які, в свою чергу, призводять до появи певної підмножини серйозних помилок (**СПП′**), а вони, відповідно, до - катастрофічних помилок (**КПП′**).

Вірність такої концепції можна проілюструвати наступним простим прикладом.

Приклад 1. Потрібно порівняти між собою 2 аргументи – **a** і **b**: якщо $\mathbf{a} > \mathbf{b}$, то знайти різницю $\mathbf{a} - \mathbf{b}$, в протилежному випадку – суму $\mathbf{a} + \mathbf{b}$.

Вірна блок-схема алгоритму розв’язання такої задачі зображена на рис.2.2. Припустимо, що було внесено помилку логічної умови (рис. 2.3) або помилку в гілках true, false (рис.2.4), які належать до серйозних помилок (таблиці 7-9 додатку

А). В результаті дії цієї помилки виникає наступна помилка – програма та її функціювання не відповідає специфікації вимог, яка вже належить до катастрофічних (таблиці 7-9 додатку А).

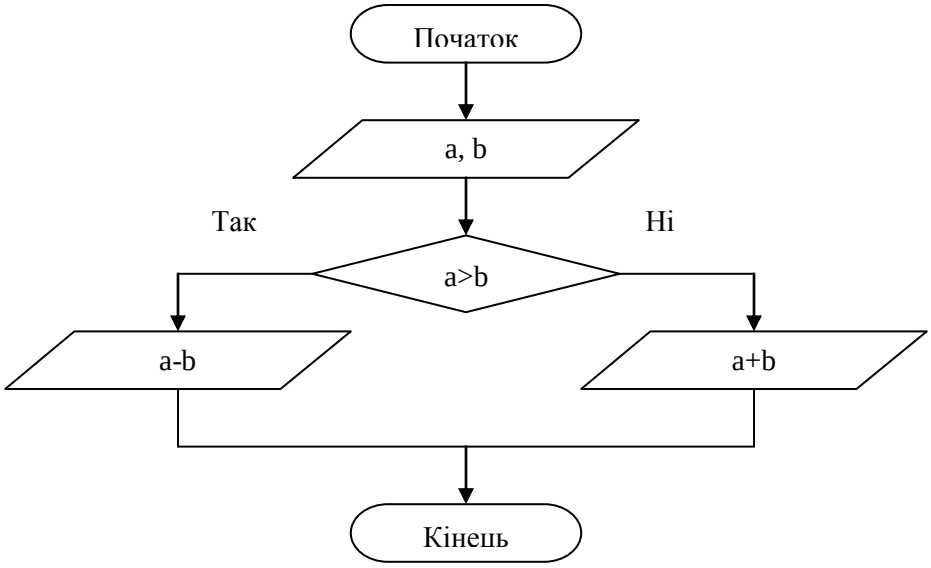

Рис.2.2. Вірна блок-схема алгоритму розв’язування задачі прикладу 1.

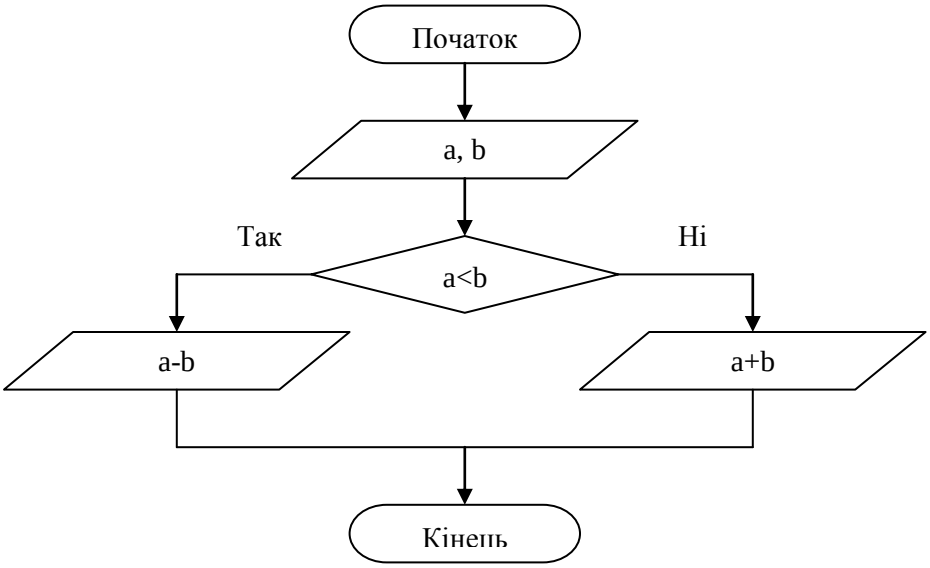

Рис.2.3. Блок-схема алгоритму розв’язування задачі прикладу 1 з помилкою логічної умови

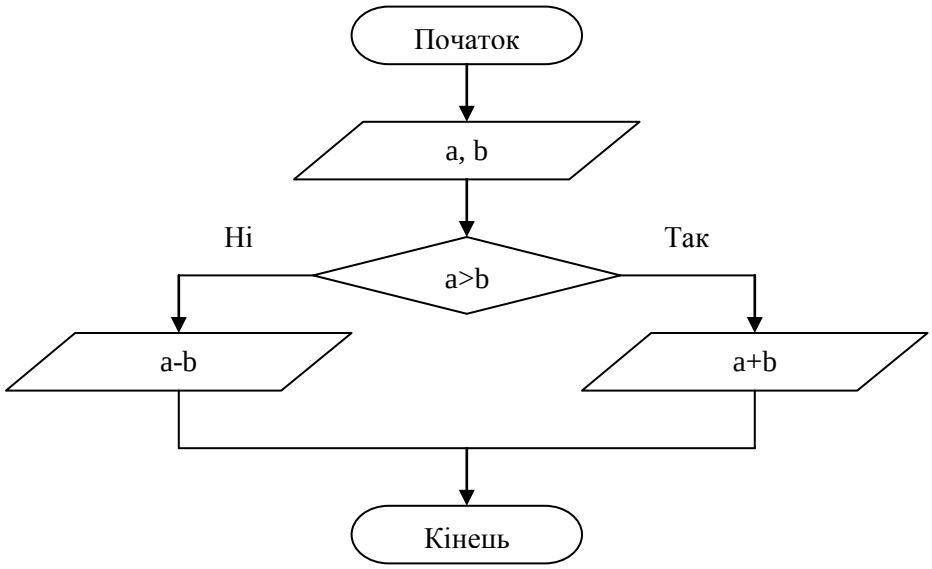

Рис.2.4. Блок-схема алгоритму розв’язування задачі прикладу 1 з помилкою в гілках true, false

На основі запропонованого підходу до розподілу прихованих помилок за категорійністю введемо поріг $\mathbf{a_i}$ допустимої кількості помилок і важливості помилок різних типів одного виду, при перевищенні якого необхідно здійснювати повторне тестування з метою виявлення прихованих помилок цього виду. Знаходження більшої кількості прихованих помилок під час повторного тестування підвищить, у свою чергу, достовірність процесу тестування взагалі, і відповідно якість програмного продукту.

У той же час матимемо на увазі, що помилки одного рівня категорійності можуть бути причиною виникнення помилок не тільки наступного рівня категорійності, але й інших видів помилок вищих рівнів категорійності.

Твердження 2.1. Якщо сумарна кількість і важливість помилок певного виду не перевищує поріг допустимої кількості помилок і важливості помилок різних типів одного виду $\mathbf{Q_i}$, то причиною наявності помилок інших рівнів категорійності не є помилки зазначеного рівня категорійності.

Це твердження витікає із запропонованої концепції категорійності прихованих помилок та постановки задачі повторного тестування.

Вихідними даними щодо реалізації повторного тестування є інформація про кількість і типи помилок, виявлених під час основного тестування, та методи, що були застосовані для їх виявлення.

Зрозуміло, що це вимагає складання звітів про процес та результати тестування під час здійснення основного тестування, що не завжди робиться. Але фірми і колективи, що серйозно працюють над підвищенням якості тестування ПЗ, це здійснюють.

Використання інформації про основне тестування при повторному тестуванні може привести до врахування “почерку” тестувальника, що здійснював основне тестування, тобто враховується суб’єктивний фактор. З одного боку це негативно впливає на ефективність повторного тестування, а з іншого – позитивно. Тестувальником під час основного тестування можуть пропускатися або допускатися однотипні помилки. Це зменшує час на їх виявлення у процесі повторного тестування.

Для зменшення зазначеного суб’єктивного фактора необхідно врахувати не тільки кількість і типи помилок, виявлених під час основного тестування, але й аналізувати методи тестування, що були використані для цього.

Запропонована концепція повторного тестування передбачає розв’язок важкоформалізованої задачі тестування ПЗ. Зокрема, це стосується важливості помилок ПЗ та їх взаємного впливу, нечіткості вихідних даних про наявні помилки і таке інше. Тому розв’язати ці задачі чисельними методами або методами лінійної алгебри дуже важко, а у ряді випадків неможливо.

Розв’язок поставлених задач виявлення прихованих помилок можливий за допомогою використання компонентів штучного інтелекту. В наступних параграфах цього розділу розглянемо модель процесу повторного тестування ПЗ на базі НІТ.

2.2. Категорійна модель процесу повторного тестування програмного забезпечення на базі нейромережних інформаційних технологій

Для розв'язку задачі визначення рівнів категорійності прихованих помилок з метою визначення необхідності повторного тестування програмного забезпечення потрібно розв'язати наступну систему рівнянь:

$$\begin{cases} \mathbf{Y_1 = f_1(q_1, x_{1_1}, x_{1_2}, x_{1_3}, x_{1_4}, x'_{1_1}, x'_{1_2}, x'_{1_3}, x'_{1_4})} \\ \mathbf{Y_2 = f_2(q_2, x_{2_1}, x_{2_2}, x_{2_3}, x_{2_4}, x'_{2_1}, x'_{2_2}, x'_{2_3}, x'_{2_4})} \\ \mathbf{Y_3 = f_3(q_3, x_{3_1}, x_{3_2}, x_{3_3}, x_{3_4}, x'_{3_1}, x'_{3_2}, x'_{3_3}, x'_{3_4})} \\ \mathbf{Y_4 = f_4(q_4, x_{4_1}, x_{4_2}, x_{4_3}, x_{4_4}, x'_{4_1}, x'_{4_2}, x'_{4_3}, x'_{4_4})} \end{cases} \qquad (2.1)$$

де: $\mathbf{q_i}$ - метод основного тестування, $\mathbf{x_{i_j}}$ - типи виявлених під час основного тестування помилок, $\mathbf{x'_{i_j}}$ - операції основного тестування.

Побудувати багатомірне відображення $\mathbf{X \to Y}$ - це значить представити його за допомогою математичних операцій над не більш, ніж двома змінними [114].

Проблема представлення функцій багатьох змінних у вигляді суперпозиції функцій меншого числа змінних протягом багатьох років розв'язувалась Колмогоровим та Арнольдом. В результаті багаторічної наукової полеміки цих двох вчених було одержано ряд важливих теоретичних результатів, які спростовують тезу про неможливість представлення функції багатьох змінних функціями меншого числа змінних [114]:

- теорема про можливості представлення неперервних функцій декількох змінних суперпозиціями неперервних функцій меншого числа змінних (1956 рік);
- теорема про представлення будь-якої неперервної функції трьох змінних у вигляді суми функцій не більше двох змінних (1957 рік);
- теорема про представлення неперервних функцій декількох змінних у вигляді суперпозицій неперервних функцій однієї змінної і додавання (1957 рік).

Теорема про представлення неперервних функцій декількох змінних у вигляді суперпозицій неперервних функцій однієї змінної і додавання в 1987 році була перероблена Хехт-Нільсеном для нейронних мереж.

Теорема Хехт-Нільсена [114] доводить можливість представлення функції багатьох змінних досить загального вигляду за допомогою двошарової нейронної мережі з прямими повними зв'язками з **n** нейронами вхідного шару, **(2n+1)** нейронами прихованого шару з наперед відомими обмеженими функціями активації та **m** нейронами вихідного шару з невідомими функціями активації.

Теорема, таким чином, в неконструктивній формі доводить можливість розв'язку задачі представлення функції довільного вигляду на нейронній мережі і вказує для кожної задачі мінімальні числа нейронів мережі, необхідних для її розв'язку.

Наслідок 1 з теореми Хехт-Нільсена [114]. З теореми Хехт-Нільсена слідує можливість представлення будь-якої багатомірної функції декількох змінних за допомогою нейронної мережі фіксованого розміру.

Теорема про повноту [114]. Будь-яка неперервна функція на замкненому обмеженому просторі може бути рівномірно наближена функціями, які обчислюються нейронними мережами, якщо функція активації нейрона двічі неперервно диференційовна і неперервна.

Таким чином, нейронні мережі є універсальними структурами, що дозволяють реалізувати будь-який обчислювальний алгоритм, отже, для реалізації нелінійної функції багатьох змінних (2.1) будуть використовуватись саме нейронні мережі.

Вибір структури нейронної мережі здійснюється у відповідності з особливостями і складністю задачі. Для розв'язку окремих типів задач вже існують оптимальні конфігурації. Оскільки наша задача не може бути зведена до жодного з відомих типів, доводиться розв'язувати проблему синтезу нової конфігурації. При цьому керуватимемось наступними правилами [114]:

- можливості мережі зростають із збільшенням числа нейронів мережі, щільності зв'язків між ними та кількістю шарів;

- введення обернених зв'язків наряду із збільшенням можливостей мережі ставить питання про динамічну стійкість мережі;

- складність алгоритмів функціювання мережі, введення декількох типів синапсів сприяє посиленню потужності нейронної мережі.

На основі запропонованої концепції повторного тестування і розподілу прихованих помилок за категорійністю з врахуванням порогів $\mathbf{Q_i}$ допустимої кількості помилок і важливості помилок розробимо математичну модель процесу повторного тестування, поклавши в її основу штучну нейронну мережу (ШНМ) типу прямонапрямленого персептрону. У прямонапрямленому багатошаровому персептроні нейрони містяться у шарах, що розташовані один за одним, і взаємозв'язки між нейронами шарів передбачені тільки у напрямку від входу до виходу ШНМ [114-116]. Вибір апарату ШНМ мотивований тим, що штучні нейронні мережі за рахунок можливості апроксимацій нелінійних функцій дають можливість враховувати важливість (ваги) кожного типу неприхованих та прихованих помилок, пороги граничної кількості допустимих помилок кожної категорії, взаємний вплив прихованих помилок одних типів на помилки інших типів. Визначення вихідного функціоналу кожного із шарів ШНМ, що відповідають категорійності помилок, дає можливість оцінити сумарний вплив кожної категорії помилок на якість розробленого ПЗ, яке пройшло основне тестування, і зробити висновки щодо необхідності повторного тестування з метою виявлення і усунення помилок тієї чи іншої категорії.

Важкоформалізованою задачею повторного тестування є визначення ваг впливу помилок різних типів однієї категорії на помилки іншої категорії, причиною яких є помилки попередніх категорій відповідно твердження 2.1. Ця задача може бути вирішена за допомогою використання навченої ШНМ.

Відобразимо зазначений підхід узагальненою складною ШНМ, в якій структура багатошарового персептрона типу MLP (multi-layer-perceptron) поєднується зі структурою простого персептрона Розенблатта (одношарова ШНМ, де ваги першого шару незмінні, і зважені компоненти вхідного вектора на вході нейрона другого шару сумуються). Другий шар персептрона Розенблатта складається з одного нейрона. Структура цієї ШНМ представлена на рис.2.5.

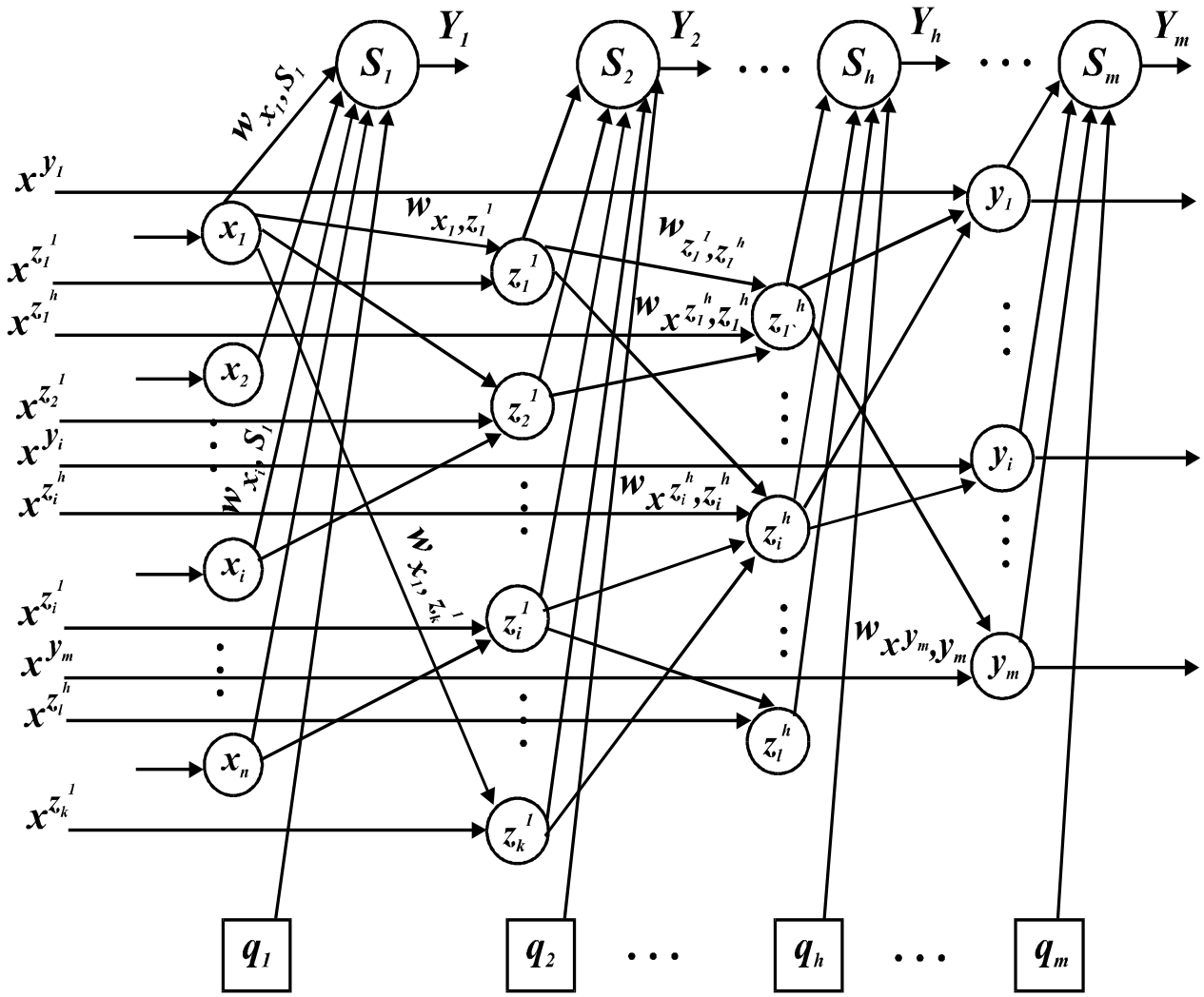

Рис.2.5. Категорійна модель на базі ШНМ, що відображає зв’язок помилок ПЗ різних категорій

Число нейронів (і відповідно входів) рецепторного шару, які зв'язані з сумуючим нейроном $\mathbf{S_1}$ персептрона Розенблатта, визначено множиною $\overline{\mathbf{X_1} = \{\mathbf{x_i}\},\ \mathbf{i} = \overline{(\mathbf{1,n})}}$, де $\mathbf{x_i}$ - $\mathbf{i}$-й нейрон (вхід) рецепторного шару.

Число нейронів першого асоціативного (прихованого) шару прямонапрямленого персептрона визначено множиною:

$$\overline{\mathbf{Z^1} = \{\mathbf{z_i^1}\},\ \mathbf{i} = \overline{(\mathbf{1,k})}},$$

де $\mathbf{z_i^1}$ - $\mathbf{i}$-й нейрон шару $\mathbf{z^1}$. Кількість рецепторних входів цього шару визначено множиною:

$$\overline{\mathbf{X^{z^1}} = \{\mathbf{x^{z_i^1}}\},\ \mathbf{i} = \overline{(\mathbf{1,k})}},$$

де $\mathbf{x^{z_i^1}}$ - $\mathbf{i}$-й вхід, пов'язаний з $\mathbf{z_i^1}$-м нейроном.

Число нейронів $\mathbf{h}$-го прихованого шару прямонапрямленого персептрона визначено множиною:

$$\overline{\mathbf{Z^h} = \{\mathbf{z_i^h}\},\ \mathbf{i} = \overline{(\mathbf{1,\ell})},\ \mathbf{h} = \overline{(\mathbf{1,m})}},$$

де $\mathbf{z_i^h}$ - $\mathbf{i}$-й нейрон шару $\mathbf{z^h}$.

Кількість рецепторних входів шару визначено множиною: $\overline{\mathbf{Z^{z^h}} = \{\mathbf{x^{z_i^h}}\},\ \mathbf{i} = \overline{(\mathbf{1,\ell})},\ \mathbf{h} = \overline{(\mathbf{1,m})}},$

де $\mathbf{x^{z_i^h}}$ - $\mathbf{i}$-й вхід, що пов'язаний з $\mathbf{z_i^h}$-м нейроном.

Складова узагальненої ШНМ, що відображена прямонапрямленим персептроном MLP, є неповнозв'язною, тобто не всі нейрони як вхідного, так і прихованих шарів пов'язані з нейронами наступних шарів. Ваги зв'язків відображено ваговими матрицями:

$$\overline{\mathbf{W_{X,S}} = \left\langle \mathbf{w_{x_i,S_1}} \right\rangle},\ \mathbf{i} = \overline{(\mathbf{1,n})},$$

де $\mathbf{w_{x_i,S_1}}$ - ваговий коефіцієнт зв'язку між $\mathbf{x_i}$-м нейроном і нейроном $\mathbf{S_1}$; $\mathbf{n}$ - кількість нейронів, що мають зв'язок з нейроном $\mathbf{S_1}$;

$$\overline{\mathbf{W_{X,Z^h}}} = \left\langle \mathbf{w}_{\mathbf{x}^{\mathbf{z_i^h}},\mathbf{z_i^h}} \right\rangle, \quad \mathbf{i} = \overline{(\mathbf{1},\ell)}, \mathbf{h} = \overline{(\mathbf{1},\mathbf{m})},$$

де $\mathbf{w}_{\mathbf{x}^{\mathbf{z_i^h}},\mathbf{z_i^h}}$ - ваговий коефіцієнт зв'язку між $\mathbf{x}^{\mathbf{z_i^h}}$-м входом і $\mathbf{z_i^h}$-м нейроном шару $\mathbf{Z^h}$;

$$\overline{\mathbf{W_{Z^h,S}}} = \left\langle \mathbf{w}_{\mathbf{z_i^h},\mathbf{S_h}} \right\rangle, \quad \mathbf{i} = \overline{(\mathbf{1},\ell)}, \mathbf{h} = \overline{(\mathbf{1},\mathbf{m})},$$

де $\mathbf{w}_{\mathbf{z_i^h},\mathbf{S_h}}$ - ваговий коефіцієнт зв'язку між $\mathbf{z_i^h}$-м нейроном $\mathbf{Z^h}$-го шару і нейроном $\mathbf{S_h}$;

$$\overline{\mathbf{W_{X,Y}}} = \left\langle \mathbf{w}_{\mathbf{x}^{\mathbf{y_i}},\mathbf{y_i}} \right\rangle, \quad \mathbf{i} = \overline{(\mathbf{1},\mathbf{k})},$$

де $\mathbf{w}_{\mathbf{x}^{\mathbf{y_i}},\mathbf{y_i}}$ - ваговий коефіцієнт зв'язку між $\mathbf{x}^{\mathbf{y_i}}$-м входом і $\mathbf{y_i}$-м нейроном ефекторного шару складової узагальненої мережі, що відображена MLP; $\mathbf{k}$ - кількість нейронів ефекторного шару $\mathbf{Y^m}$;

$$\overline{\mathbf{W_{Z^h,Y}}} = \left\langle \mathbf{w}_{\mathbf{z_i^h},\mathbf{y_i}} \right\rangle, \text{ для } \mathbf{z_i^h} : \mathbf{i} = \overline{(\mathbf{1},\ell)}, \text{ для } \mathbf{y_i} : \mathbf{i} = \overline{(\mathbf{1},\mathbf{k})},$$

де $\mathbf{w}_{\mathbf{z_i^h},\mathbf{y_i}}$ - ваговий коефіцієнт зв'язку між $\mathbf{z_i^h}$-м нейроном прихованого шару і $\mathbf{y_i}$-м нейроном ефекторного шару; ℓ - кількість нейронів $\mathbf{z^h}$-го прихованого шару;

$$\overline{\mathbf{W_{Y,S}}} = \left\langle \mathbf{w}_{\mathbf{y_i},\mathbf{S_m}} \right\rangle, \quad \mathbf{i} = \overline{(\mathbf{1},\mathbf{k})},$$

де $\mathbf{w}_{\mathbf{y_i},\mathbf{S_m}}$ - ваговий коефіцієнт зв'язку між $\mathbf{y_i}$-м нейроном і нейроном $\mathbf{S_m}$ складової узагальненої мережі, що відображена персептроном Розенблатта.

Вектор порогових величин зміщення множини нейронних елементів $\bar{S}$ визначено як:

$$\bar{\theta} = \{\theta_h\},\ h = \overline{(1,m)},$$

при цьому $\theta_h = q_h w_{q_h,S_h}$,

де q_h - зміщення S_h-го нейронного елемента, w_{q_h,S_h} - ваговий коефіцієнт зміщення q_h.

Множина вихідних функціоналів другого шару персептрона Розенблатта:

$$\bar{Y} = \{Y_h\},\ h = \overline{(1,m)},$$

а множина вихідних функціоналів ефекторного шару MLP дорівнює:

$$\bar{y} = \{y_i\},\ i = \overline{(1,k)},$$

де y_i - i-й функціонал ефекторного шару багатошарового прямонапрямленого персептрону, який є складовою узагальненої мережі.

Опишемо аналітично запропоновану узагальнену ШНМ. Її опис ускладнений тим, що в ній можуть бути відсутні всі зв'язки між нейронними елементами сусідніх шарів ШНМ. Крім того, виходи нейронів з кожного шару складової MLP зв'язані як з наступним її шаром, так і з нейроном другого шару персептрона Розенблатта. Тому стандартний опис тільки однієї складової узагальненої мережі не зовсім підходить.

Функціонал ШНМ Y_1 визначиться за формулою:

$$Y_1 = F_{S_1}\left(\sum_{i=1}^{n} x_i w_{x_i} - q_1 w_{q_1}\right), \qquad (2.2)$$

у векторній формі:

$$Y_1 = F_{S_1}(\bar{X}\overline{W_X} - \theta_1).$$

Визначення значення функціоналу дає відповідь на те, чи потрібно проводити повторне тестування. Зрозуміло, що для цього потрібно спочатку провести навчання ШНМ. Питання навчання ШНМ буде розглянуте у подальшому.

Для визначення $\mathbf{Y_2}$ необхідно врахувати як множину вхідних значень $\overline{\mathbf{x^z}}$ з їх ваговими коефіцієнтами, так і множину вихідних значень активності нейронів $\overline{\mathbf{z^1}}$, а також зміщення θ_2.

$$\mathbf{Y_2 = F_{S_2}}\left(\sum_{i=1}^{k}\left(\mathbf{f(z^1)}\cdot\left(\sum_{i=1}^{n}\mathbf{x_i w}_{\mathbf{x_i},\mathbf{z_i^1}} + \sum_{i=1}^{k}\mathbf{x}^{\mathbf{z_i^1}}\mathbf{w}_{\mathbf{x}^{\mathbf{z_i^1}}}\right)\right)\cdot\mathbf{w}_{\mathbf{z_i^1},\mathbf{S_2}}\right) - \mathbf{q_2 w_{q_2,S_2}}. \qquad (2.3)$$

У векторній формі (з описом на основі вагових матриць) це рівняння матиме вигляд:

$$\mathbf{Y_2 = F_{S_2}}\left(\sum_{i=1}^{k}\left(\mathbf{f(z^1)}\cdot\left(\overline{\mathbf{X}}\cdot\overline{\mathbf{W}_{\mathbf{X},\mathbf{Z^1}}} + \overline{\mathbf{X}^{\mathbf{Z^1}}}\cdot\overline{\mathbf{W}_{\mathbf{X}^{\mathbf{Z^1}},\mathbf{Z^1}}}\right)\right)\cdot\mathbf{W}_{\mathbf{z^1},\mathbf{S_2}}\right) - \mathbf{q_2 w_{q_2,S_2}}, \quad (2.4)$$

де $\overline{\mathbf{X}}$ - матриця вихідних значень рецепторного шару ШНМ, нейрони якого з'єднані з прихованим шаром $\mathbf{z^1}$; $\overline{\mathbf{W}_{\mathbf{X},\mathbf{Z^1}}}$ - матриця вагових коефіцієнтів зв'язків нейронів з множини $\overline{\mathbf{X}}$, які пов'язані з нейронами шару $\mathbf{z^1}$; $\mathbf{X}^{\mathbf{Z^1}}$ - безпосередні входи у шар $\mathbf{z^1}$; $\overline{\mathbf{W}_{\mathbf{X}^{\mathbf{Z^1}},\mathbf{Z^1}}}$ - матриця вагових коефіцієнтів входів, які безпосередньо пов'язані з прихованим шаром $\mathbf{z^1}$.

Аналогічно методиці визначення $\mathbf{Y_2}$ визначимо функціонал ШНМ $\mathbf{Y_h}$:

$$\mathbf{Y_h = F_{S_h}}\left(\sum_{i=1}^{h}\left(\mathbf{f(z^h)}\cdot\left(\sum_{i=1}^{h}\mathbf{z_i^{h-1}}\mathbf{w}_{\mathbf{z_i^{h-1}},\mathbf{z_i^h}} + \sum_{i=1}^{\ell}\mathbf{x}^{\mathbf{z_i^h}}\mathbf{w}_{\mathbf{x}^{\mathbf{z_i^h}},\mathbf{z_i^h}}\right)\right)\cdot\mathbf{w}_{\mathbf{z_i^h},\mathbf{S_h}}\right) - \mathbf{q_h w_{q_h,S_h}}, \quad (2.5)$$

де $\mathbf{f(z^h)}$ - активаційна функція нейронів прихованого шару $\mathbf{h}$; $\mathbf{z_i^{h-1}}$ - вихідне значення активності $\mathbf{i}$-го нейрона прихованого шару $\mathbf{(h-1)}$; $\mathbf{w}_{\mathbf{z_i^{h-1}},\mathbf{z_i^h}}$ - ваговий коефіцієнт зв'язку між $\mathbf{i}$-ми нейронами прихованого шару ШНМ $\mathbf{(h-1)}$ і прихованого шару $\mathbf{h}$; $\mathbf{x}^{\mathbf{z_i^h}}$ - $\mathbf{i}$-й вхід ШНМ, який безпосередньо пов'язаний з $\mathbf{i}$-м нейроном

шару $\mathbf{h}$; $\mathbf{w}_{x^{z_i^h},z_i^h}$ - ваговий коефіцієнт зв'язку між входом $\mathbf{x}^{z_i^h}$ і $\mathbf{i}$-м нейроном шару $\mathbf{h}$; $\mathbf{w}_{z_i^h,S_h}$ - ваговий коефіцієнт зв'язку між $\mathbf{i}$-м нейроном шару $\mathbf{h}$ і нейроном $\mathbf{S_h}$.

У векторній формі це рівняння матиме вигляд:

$$\mathbf{Y_h = F_{S_h}\left(\sum_{i=1}^{h}\left(f(z^h)\cdot\left(\overline{z^{h-1}}\cdot\overline{W_{z^{h-1},z^h}}+\overline{X^{Z^h}}\cdot\overline{W_{X^{z^h},Z^h}}\right)\right)\cdot W_{Z^h,S_h}\right)-q_h w_{q_h,S_h}}. \quad (2.6)$$

Активаційною функцією нейронів вхідних та прихованих (асоціативних) шарів є функція гіперболічного тангенсу ($\mathbf{f(x)=\frac{1-e^{-2x}}{1+e^{-2x}}}$). Активаційною функцією нейронів ефекторних шарів є лінійна функція ($\mathbf{f(x)=a\cdot x+b}$). Результати лінійної активаційної функції нейронів ефекторних шарів лежать в інтервалі **[-1; 1]**. Нас цікавлять результати у вигляді 1 або 0 (відповідно є помилка **i**-го рівня категорійності чи немає), тому здійснюється перетворення (заокруглення) результатів наступним чином:

$$\mathbf{Y_i=\begin{cases}1, \text{ якщо } Y_i>0;\\ 0, \text{ якщо } Y_i\le 0.\end{cases}}$$

2.3. Оцінка достовірності ідентифікації прихованих помилок програмного забезпечення

Із запропонованої моделі випливає, що при $\mathbf{Y_h>0}$ у програмі є помилки категорії, якій відповідає $\mathbf{Y_h}$. І припустимо, що вони впливають на появу додаткових помилок наступного рівня категорійності. Нехай без врахування впливу на початку у програмі було $\mathbf{p_x}$ помилок першого рівня категорійності, $\mathbf{p_{z1}}$ - помилок другого рівня категорійності, ..., $\mathbf{p_{z^{h-1}}}$ - помилок $\mathbf{h}$-го рівня категорійності. З враху-

ванням впливу помилок попереднього рівня категорійності на наступний помилок стало: $\mathbf{p_x}$ - першого рівня категорійності, $\mathbf{p_{z1} + p_{z_i^{h-1}}}$ - $\mathbf{h}$-го рівня категорійності.

Припустимо, що ідентифікуються як помилки, що відповідають кожному рівню категорійності, так і помилки, що виникають внаслідок впливу кожного попереднього рівня на наступний.

За критерій достовірності процесу ідентифікації помилок ПЗ приймемо кількість виявлених помилок згідно запропонованої моделі. Тоді загальна кількість помилок **N** визначиться як сума всіх виявлених помилок:

$$\mathbf{N = p_x + (p_{z1} + p_{x_i}) + ... + (p_{zh} + p_{z_i^{h-1}}) + ...} .$$

Достовірність $\mathbf{D}$ процесу ідентифікації прихованих помилок ПЗ шляхом повторного тестування дорівнюватиме:

$$\mathbf{D = kn_1 p_x + kn_2 \frac{p_{z1} + p_{x_i}}{p_{z1}} + ... + kn_h \frac{p_{zh} + p_{z_i^{h-1}}}{p_{zh}} + ...} ,$$

де $\mathbf{KN = \{kn_h\}}$ - множина коефіцієнтів нормування категорійності прихованих помилок.

Підвищення достовірності процесу ідентифікації прихованих помилок дорівнюватиме $\mathbf{\Delta D = 1 - \frac{D'}{D}}$, де $\mathbf{D'}$ - достовірність процесу ідентифікації прихованих помилок ПЗ без врахування впливу прихованих помилок кожного попереднього рівня категорійності на помилки наступного рівня категорійності.

Визначимо достовірність процесу виявлення прихованих помилок при повторному тестуванні для згаданих раніше чотирьох категорійних рівнів - **НПП, ППП, СПП, КПП**:

$$D = kn_1 \cdot p_x + kn_2 \cdot \frac{p_{z1} + p_{x_i}}{p_{z1}} + kn_3 \cdot \frac{p_{z2} + p_{x_i}^{z1}}{p_{z2}} + kn_4 \cdot \frac{p_{z3} + p_{x_i}^{z2}}{p_{z3}}.$$

Приклад 2. З j-ї вибірки одержано наступні значення величин для визначення достовірності процесу повторного тестування (табл. 2.2).

Таблиця 2.2.

Значення величин для визначення достовірності повторного тестування

№ експерименту	p_x	p_{z1}	p_{z2}	p_{z3}	p_{x_i}	$p_{x_i}^{z1}$	$p_{x_i}^{z2}$
1	28	16	10	4	6	4	2
2	32	20	10	6	8	6	2
3	46	28	14	8	10	6	4
4	50	30	18	10	12	8	2

Експертним шляхом присвоїмо наступні значення коефіцієнтам нормування категорійності прихованих помилок: $kn_1 = 0{,}08$; $kn_2 = 0{,}22$; $kn_3 = 1{,}7$; $kn_4 = 8$.

Тоді достовірність процесу виявлення прихованих помилок при повторному тестуванні:

$$D_{4_1} = 0{,}08 \cdot 28 + 0{,}22 \cdot \frac{16+6}{16} + 1{,}7 \cdot \frac{10+4}{10} + 8 \cdot \frac{4+2}{4} = 16{,}923$$

$$D_{4_2} = 0{,}08 \cdot 32 + 0{,}22 \cdot \frac{20+8}{20} + 1{,}7 \cdot \frac{10+6}{10} + 8 \cdot \frac{6+2}{6} = 16{,}255$$

$$D_{4_3} = 0{,}08 \cdot 46 + 0{,}22 \cdot \frac{28+10}{28} + 1{,}7 \cdot \frac{14+6}{14} + 8 \cdot \frac{8+4}{8} = 18{,}408$$

$$D_{4_4} = 0{,}08 \cdot 50 + 0{,}22 \cdot \frac{30+12}{30} + 1{,}7 \cdot \frac{18+8}{18} + 8 \cdot \frac{10+2}{10} = 16{,}364$$

При неврахуванні впливу попередніх рівнів категорійності достовірність складатиме:

$$\mathbf{D'_{4_1} = 0{,}08 \cdot 28 + 0{,}22 + 1{,}7 + 8 = 12{,}16}$$
$$\mathbf{D'_{4_2} = 0{,}08 \cdot 32 + 0{,}22 + 1{,}7 + 8 = 12{,}48}$$
$$\mathbf{D'_{4_3} = 0{,}08 \cdot 46 + 0{,}22 + 1{,}7 + 8 = 13{,}60}.$$
$$\mathbf{D'_{4_4} = 0{,}08 \cdot 50 + 0{,}22 + 1{,}7 + 8 = 13{,}92}$$

Підвищення достовірності процесу ідентифікації прихованих помилок дорівнюватиме:

$$\mathbf{\Delta D_1 = 1 - \frac{12{,}16}{16{,}923} = 0{,}28}$$
$$\mathbf{\Delta D_2 = 1 - \frac{12{,}48}{16{,}255} = 0{,}23}$$
$$\mathbf{\Delta D_3 = 1 - \frac{13{,}60}{18{,}408} = 0{,}26}$$
$$\mathbf{\Delta D_4 = 1 - \frac{13{,}92}{16{,}364} = 0{,}15}$$

Врахування впливу помилок попередніх рівнів категорійності підвищило достовірність процесу виявлення прихованих помилок на 15-28%.

Графік підвищення достовірності відображений на рис.2.6.

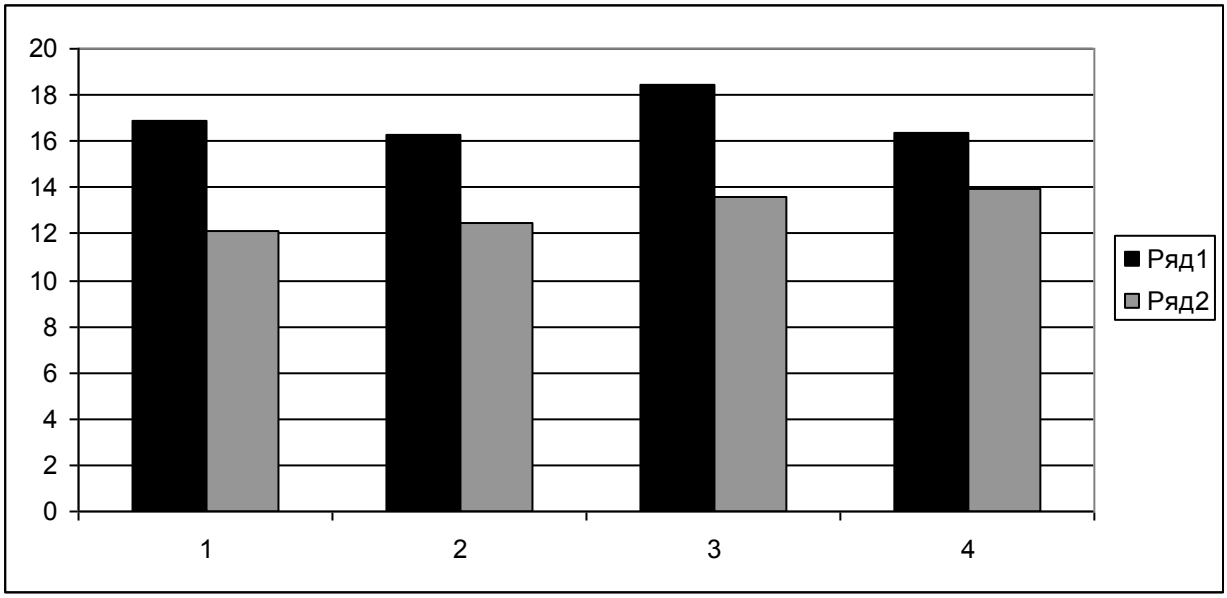

Рис.2.6. Гістограма підвищення достовірності

На цій гістограмі ряд 1 (чорний колір) показує достовірність **D** процесу ідентифікації прихованих помилок при повторному тестуванні, а ряд 2 (сірий колір) - відображає достовірність $\mathbf{D}'$ процесу ідентифікації прихованих помилок ПЗ без врахування впливу прихованих помилок кожного попереднього рівня категорійності на помилки наступного рівня категорійності

Запропонована методика і відповідний приклад визначення достовірності повторного тестування дає наближені результати за причини неврахування степеня (ваг) впливу помилок попереднього рівня категорійності на наступний. Тому краще приймати за числове значення достовірності суму $\sum_{i=1}^{m} \mathbf{y_i}$ значень вихідних функціоналів ефекторного шару MLP.

При неврахуванні ваг впливу помилок значення достовірності, розраховані на основі запропонованої нейронної мережі і наведеної методики, збігаються. При врахуванні ваг впливу помилок на основі застосування MLP отримують уточнені значення достовірності.

Запропонована категорійна модель виявлення прихованих помилок підвищує якість програмного забезпечення і дає можливість оцінити достовірність процесу виявлення прихованих помилок.

2.4. Висновки

1. Дістала подальшого розвитку концептуальна модель ідентифікації прихованих помилок програмного забезпечення, суть якої полягає у тому, що їх виявлення здійснюється після розроблення і налагодження ПЗ, де тестування програмного продукту здійснювалось як часткова технологічна операція, тобто на впровадженому у життєвий цикл етапі повторного тестування.

2. Суть підходу до виявлення прихованих помилок полягає у послідовному виявленні помилок певного типу, а саме: незначних, помірних, серйозних та катастрофічних, з наступним усуненням причин їх виникнення. При цьому робитьс припущення, що певна множина незначних помилок призводить до появи підмножини помірних помилок, відповідно певна множина помірних помилок призводить до появи серйозних помилок, а певна множина серйозних помилок призводить до до появи катастрофічних помилок.

3. Вперше одержано категорійну модель підвищення достовірності процесу тестування ПЗ на базі НІТ, котра відрізняється від відомих тим, що в ній враховується вплив прихованих помилок різних типів попередньої категорії на виникнення помилок наступної категорії; це дає можливість оцінити сумарний вплив помилок цієї категорії на якість розробленого ПЗ і зробити висновок щодо необхідності повторного тестування ПЗ.

4. Удосконалено метод оцінки достовірності ідентифікації прихованих помилок ПЗ. Досліджено, що підвищення достовірності буде тим більше, чим більше буде виявлено прихованих помилок, що впливають на виникнення помилок на наступному рівні категорійності. У розглянутому в дисертаційній роботі прикладі підвищення достовірності склало від 15 до 28%.