УДК: 004.832.32.

Кравець І.О., Скулімовський Д.В.

ДОСЛІДЖЕННЯ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА АСОЦІАТИВНОЇ МАШИНИ ДЛЯ ЗАДАЧ КЛАСИФІКАЦІЇ НЕСПРАВНОСТЕЙ ПРИЛАДІВ

Досліджено ефективність використання асоціативної машини з трьох нейронних мереж квантування навчального вектора для задачи класифікації несправності приймача. Розглнуті стратегії розпізнавання складанням та розпізнавання голосуванням.

Ключові слова: *асоціативна машина, квантування навчального вектора, розпізнавання голосуванням.*

Исследована эффективность применения ассоциативной машини из трех нейронных сетей квантирования обучающего вектора для задачи классификации неисправностей приемника. Расссмотрены стратегии разпознавання голосованием и распознавания сложением.

Ключевые слова: *асоциативная машина, квантование обучаемого вектора, распознавание голосованием.*

The efficiency of associated machine from 3 neuron nets is researched. The learning vector quantifications neuron nets are realized for classification of technical device work. There are researched the addition recognizing and voting recognizing of associated machine.

Key words: *associated machine, the learning vector quantification, voting recognition.*

ВСТУП

Промислове виробництво створює ідеальні умови для застосування інтелектуальних технологій. Причина цьому – у самій природі технологічного процесу, що повинний бути контрольованим. Таким чином, створюється статистична стабільність, важливість якої відзначають у роботах по класифікації. Прикладом використання інтелектуальних алгоритмів у промисловості може бути прогнозування якості виробу в залежності від параметрів технологічного процесу. Тобто існує потреба у класифікації несправностей, виявлення їх характеру, можливих причин виникнення та варіантів усунення в залежності від типу несправності. В залежності від типу приладів використовуються свої алгоритми попереднього аналізу та безпосерендньо класифікації.

Нейронні мережі дозволяють вирішувати таки неформалізовані задачі класи-фікації. Дослідник при цьому одержує дуже ефективну модель проблемної області і може дуже швидко моделювати різні ситуації.

ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Основною задачею є дослідження нейроних мереж та засібів покращення їх роботи для задач класифікації несправностей приладів. Задача розглянута на прикладі класифікації несправностей приймачів сигналів

Для цього необхідно виконати наступні задачі:

- розробити, алгоритмічне забезпечення для попередньої обробки цифрових сигналів приймачів;
- сформулювати експертні рішення шодо визначення класів несправностей;

– обрати тип та структуру нейронной мережі для розв'язання задач класифікації несправностей
– обрати структуру асоціативної машини як засоба покращення роботи нейронної мережі, обрати дисципліну формування навчальної вібірки, вибору рішення та дослідити їх вплив на роботу мережі.

ОПИС СХЕМИ ПРИЙМАЧА СИГНАЛІВ Б001 ТА АЛГОРИТМІВ ПОПЕРЕДНЬОЇ ОБРОБКИ СІГНАЛІВ

Схема приймача сигналів Б001 наведена на рис. 1

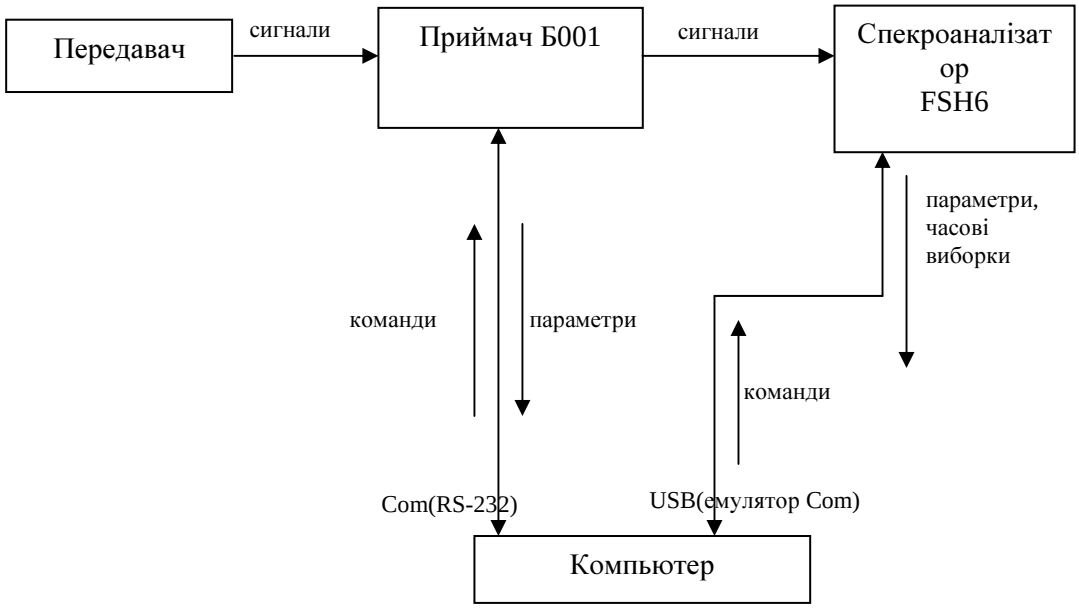

Рис. 1. Схема приймача сигналів Б001

Дана модель приймача працює в УВЧ діапазоні на частотах від 950 до 2030 МГц. Він містить у собі 2 гетеродина. Гетеродин – малопотужний генератор електричних коливань, що застосовується для перетворення частот сигналу в супергетеродинних радіоприймачах, приймачах прямого перетворення, хвилемірах тощо. Гетеродин створює коливання допоміжної частоти, що в блоці змішувача змішуються із коливаннями високої частоти, що надходять ззовні. В результаті змішування двох частот, вхідної і гетеродина, утворюються ще дві частоти (сумарна та частота різниці). Частота різниці (при амплітудній модуляції постійна) використовується як проміжна частота, на якій відбувається основне посилення сигналу.

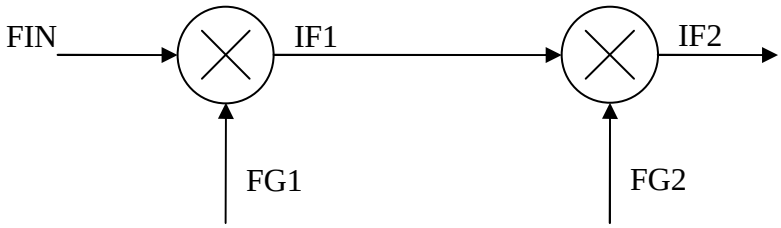

Рис. 2. Схематичне співвідношення частот приймача сигналів:
FIN – вхідна частота приймача (змінна; діапазон зміни: 950…2030 МГц); IF1 – проміжна частота 1 (ПЧ1) (постійна; 648,48 MHz); IF2 – проміжна частота 2 (ПЧ2) (постійна; 140 MHz);FG1 – частота 1-го гетеродину (змінна; діапазон зміни: 1618,48…2678,48 МГц); FG2 – частота 2-го гетеродину (постійна; 788,48 МГц).

Як зазначалося вище частоти IF1, IF2 та FG2 є константами. FG1 може змінюватися і дорівнює сумі FIN та IF1.

Даний приймач має паразитні частоти (наводки), які потрібно усунути для більш точного прийому сигналу та його наступної обробки. Під паразитною наводкою розуміється передача напруги з одного радіопристрою або його частини в інший, не передбачена його схемою та конструкцією. Наводка на основній частоті спостерігається, коли в межах одного або декількох радіоелектронних пристроїв є джерела наведення, паразитно пов'язані з чутливими приймачами наведення, що працюють на частотах джерел. Крім цієї наводки, зрідка зустрічається високочастотна наводка на гармоніках. Вона виникає в пристроях, що містять елементи, що працюють на кратних частотах. Якщо елемент, що має відносно високий рівень потужності, працює в нелінійному режимі, то гармоніки основної частоти, що отримуються на його виході, можуть через ланцюги паразитного зв'язку потрапляти на вхід чутливого елемента, налаштованого на кратну частоту. Джерелом паразитної частоти на гармоніках може служити діапазонний супергетеродинний приймач з великим підсиленням високої і проміжних частот. Іноді ж вихідний каскад підсилювача проміжної частоти і детектор, що працюють в нелінійному режимі, створюють достатньо потужні гармоніки проміжної частоти, що попадають на вхід приймача. Під час налаштування підсилювача високої частоти на ці гармоніки відбувається самозбудження, або спотворення частотних характеристик [8].

Для розв'язаня задач класифікації сигналів приймача необхідно виконати попередню обробку сигналів, яка включає:

- спектральне представлення даних; визначення амплітуд та частот найбільших наводок;
- автоматичне визначення ємпірічних коефіцієнтів для формування експертних рішень, щодо визначення класу несправності;

Спектральне перетворення сигналу здійснюється по формулам дискретного перетворення Фур'є (ДПФ):

$$\mathrm{Re}Out_k = \sum_{i=1}^{N}(\mathrm{Re}In_i * \cos(\frac{2*\pi*i*k}{N}) + \mathrm{Im}In_i * (-\sin(\frac{2*\pi*i*k}{N}))); \quad (1)$$

$$\mathrm{Im}Out_k = \sum_{i=1}^{N}(\mathrm{Re}In_i * \cos(\frac{2*\pi*i*k}{N}) - \mathrm{Im}In_i * (-\sin(\frac{2*\pi*i*k}{N}))), \quad (2)$$

$$Out_k = 10*\log_{10}(\mathrm{Re}Out^2{}_k + \mathrm{Im}Out_k^2) \quad (3)$$

де ReOut, ImOut – дійсна та уявна частина вихідного сигнала; ReIn, ImIn – дійсна та уявна частина вхідного сигнала, Out_k – значення потужності спектра $1 \le k \le N$.

Алгоритм ДПФ наведений нижче.

1. Задавання довжини ДПФ N.
2. Заповнення початкових значень вхідного масиву комплексних чисел ReIn, ImIn.
3. Встановлення лічильника k у початкове значення (k = 1).
4. Встановлення лічильника i у початкове значення (i = 1).
5. Розрахунок $ReOut_k$, $ImOut_k$ за формулою (1, 2).
6. Розрахунок Out_k за формулою (3).
7. Перевірка умови зупинки: якщо k <= N, то перехід на п. 4; інакше вихід.

Блок-схема алгоритму ДПФ, наведена на рис. 3.

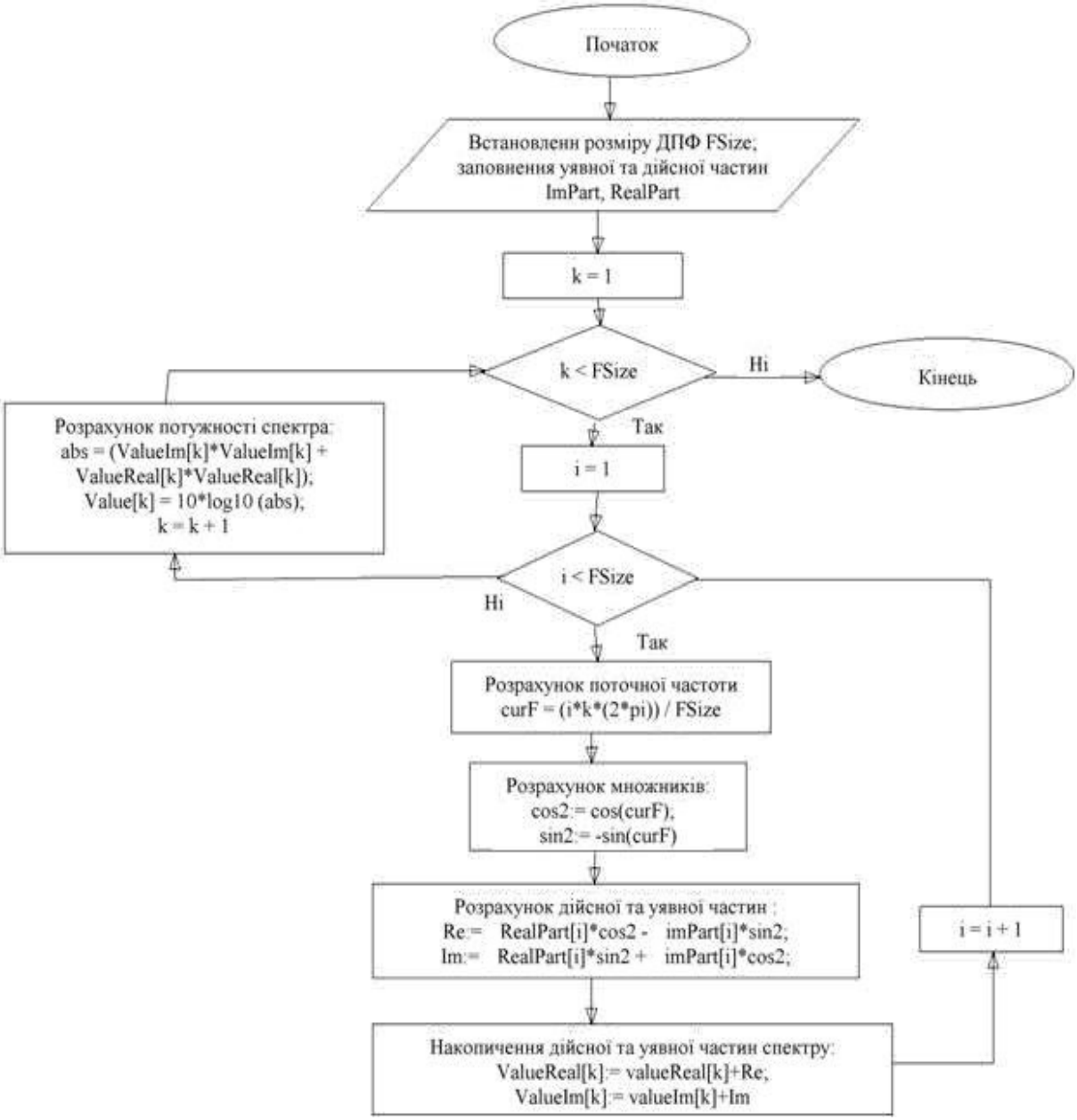

Рис. 3. Блок-схема алгоритму ДПФ

Визначення амплітуд та частот найбільших наводок здійснюється за допомогою алгоритму найшвидшого спуску для пошуку екстремумів функції спектрального представлення сигналу по амплітудам та частотам гармонік.

Вхідними даними для алгоритму визначення коефіцієнтів для формування експертних рішень є частота приймача, вона ж є паразитною частотою (частотою на якій присутня наводка), частоти першого і другого гетеродинів. Частота 2-го гетеродину F_{G2} є константою. Частота 1-го гетеродину визначається наступним чином:

$$F_{G1} = F_{\text{гри}} + IF_1,$$

де F_{G1} – частота 1-го гетеродину; $F_{\text{гри}}$ – частота приймача; IF_1 – ПЧ1.

Частота паразиту залежить від частоти гетеродинів

$$F_{\text{гри}} = | k^* F_{G1} \pm m^* F_{G2} |,$$

де F_{G2} – частота 2-го гетеродину, $1 \le k \le 10$, $1 \le m \le 10$.

Для визначення несправності необхідно знайти коефіцієнти k і m, що використовуються для формулювання правил визначення несправностей експертами.

Для знаходження коефіцієнтів k, m будується таблиця для різниці членів рівняння.

Таблиця 1

m\k	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1717	928,516	140,034	648,448	1436,93	2225,41	3013,89	3802,38	4590,858	5379,34
2	4222,5	3434	2645,51	1857,03	1068,55	280,068	508,414	1296,9	2085,378	2873,86
3	6728	5939,48	5150,99	4362,51	3574,03	2785,55	1997,07	1208,58	420,102	368,38
4	9233,4	8444,96	7656,47	6867,99	6079,51	5291,03	4502,55	3714,06	2925,582	2137,1
5	11739	10950,4	10162	9373,47	8584,99	7796,51	7008,03	6219,54	5431,062	4642,58
6	14244	13455,9	12667,4	11879	11090,47	10302	9513,51	8725,02	7936,542	7148,06
7	16750	15961,4	15172,9	14384,4	13595,95	12807,5	12019	11230,5	10442,02	9653,54
8	19255	18466,9	17678,4	16889,9	16101,43	15312,9	14524,5	13736	12947,5	12159
9	21761	20972,4	20183,9	19395,4	18606,91	17818,4	17029,9	16241,5	15452,98	14664,5
10	24266	23477,8	22689,4	21900,9	21112,39	20323,9	19535,4	18746,9	17958,46	17170

Отже, k і m вважаються знайденими, якщо: F_{km} входить до діапазону чутливості ПЧ1; F_{km} значення таблиці входить до діапазону чутливості ПЧ2; $F_{km} = F_{rpu} \pm 22$ МГц.

За результатами знайдення коефіцієнтів дається експертна оцінка несправності, яка й може містити опис несправності або спосіб її усунення.

Таблиця 2

Експертні оцінки варіантів пошуку коефіцієнтів

№	Значення k,m	Експертна оцінка
1	Не знайдено	Несправність у апаратній частині приймача
2	k або m = 1	Відбувається просачування канала в точку змішувача
3	Якщо k та m > 1	Необхідно поставити фільтр на виході гетеродину

Блок-схема алгоритму знаходження коефіцієнтів наведена на рис. 4, алгоритму аналізу коефіцієнтів для формування експертних рішень на рис. 5.

Результати роботи програми попереднього аналізу сигналів наведені на рис. 6.

ВИБІР ТА РОЗРОБКА СТРУКТУРИ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧ КЛАСИФІКАЦІЇ НЕСПРАВНОСТЕЙ

Для автоматичної класифікації несправностей була розроблена нейронна мережа Кохонена з кантуванням навчального вектора (НМ ВК), яка має структуру, наведену на рис. 7 [8; 9].

Вхідними даними для мережі будуть частота приймача F_{RPU}, частота першого складового елемента приймача F_{G1} (першого гетеродина) та добуток $m*F_{G2}$ (коефіцієнта m на частоту другого гетеродина). Величина m є змінною і шукається в процесі роботи алгоритму визначення коефіцієнтів для формування експертних оцінок ($1 \le m \le 10$).

Шаром Кохонена є множина рішень експерта.

Робота нейронної мережі зводиться до наступного алгоритму [8; 9]:

– Подається вхідний вектор з навчальної вібірки,
– Визначається вихідной нейрон c, ваги якого ω_c є найближчими до вхідного сигналу $\overline{X}$ (переможець) $c = \arg\min(\|\chi_{i_j} - \omega_{i,j}\|^2)$.

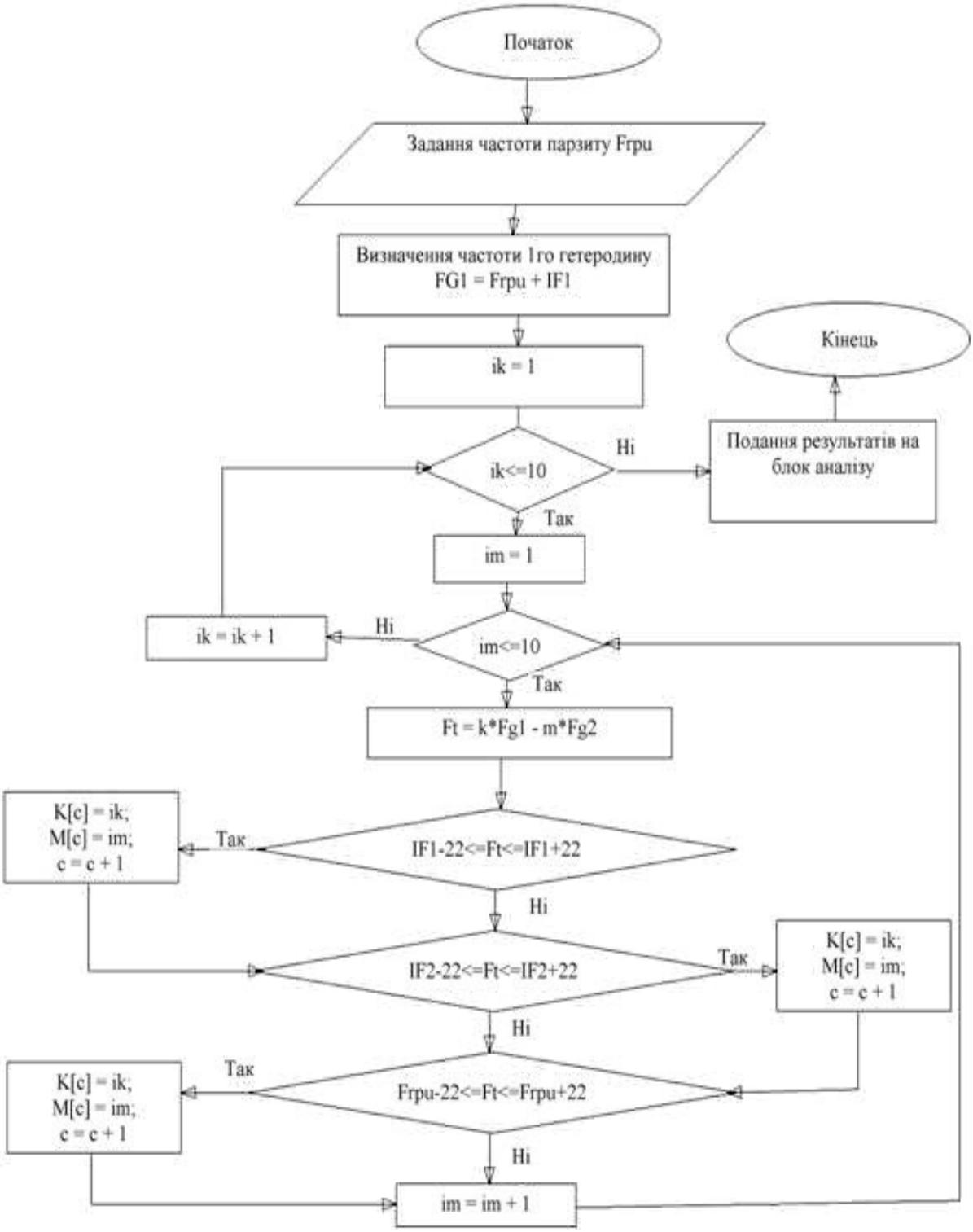

Рис. 4. Блок-схема алгоритму визначення коефіцієнтів для формування експертних рішень

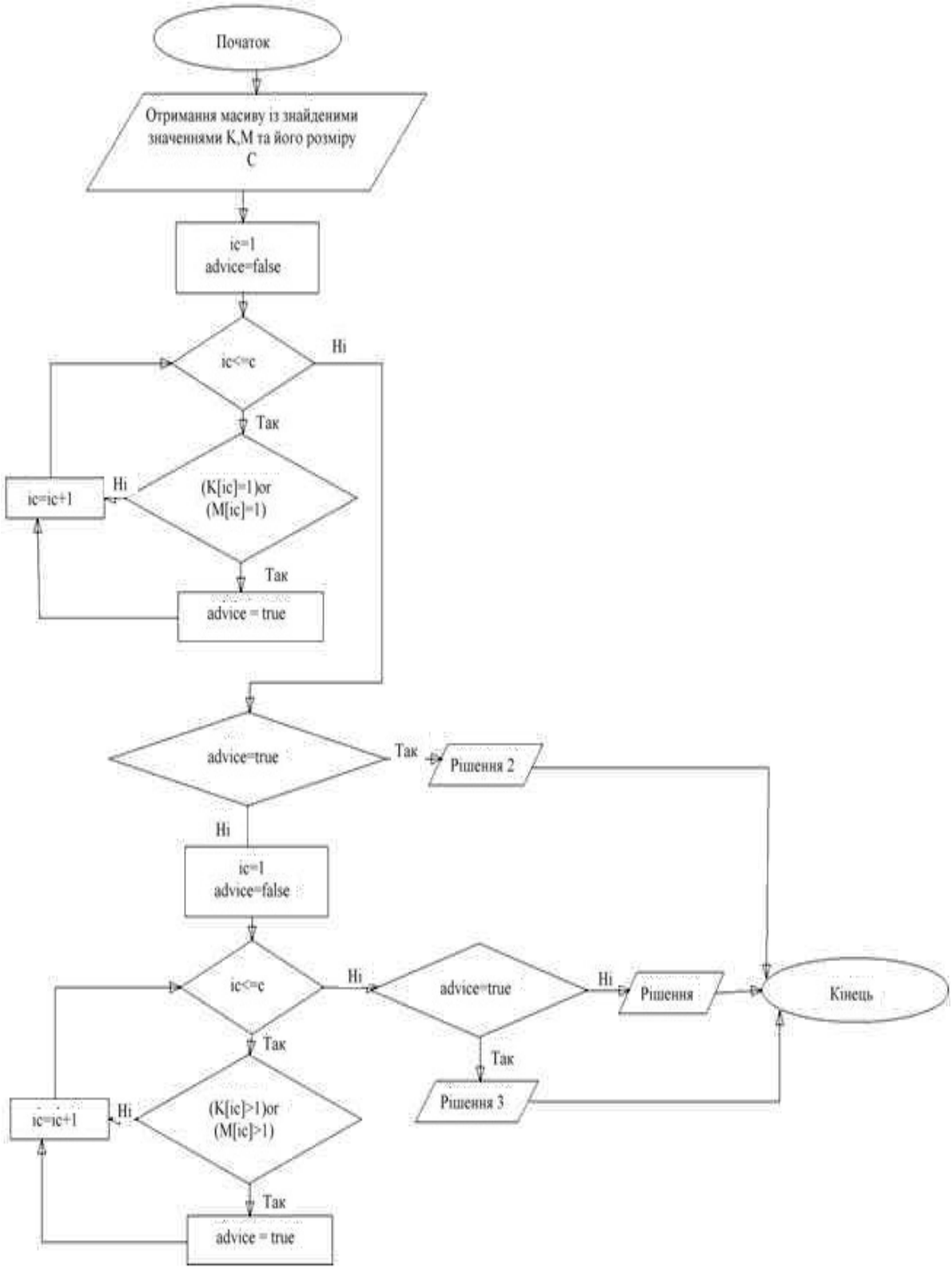

Рис. 5. Блок-схема алгоритму формування експертних рішень по значенням коефіцієнтів k, m.

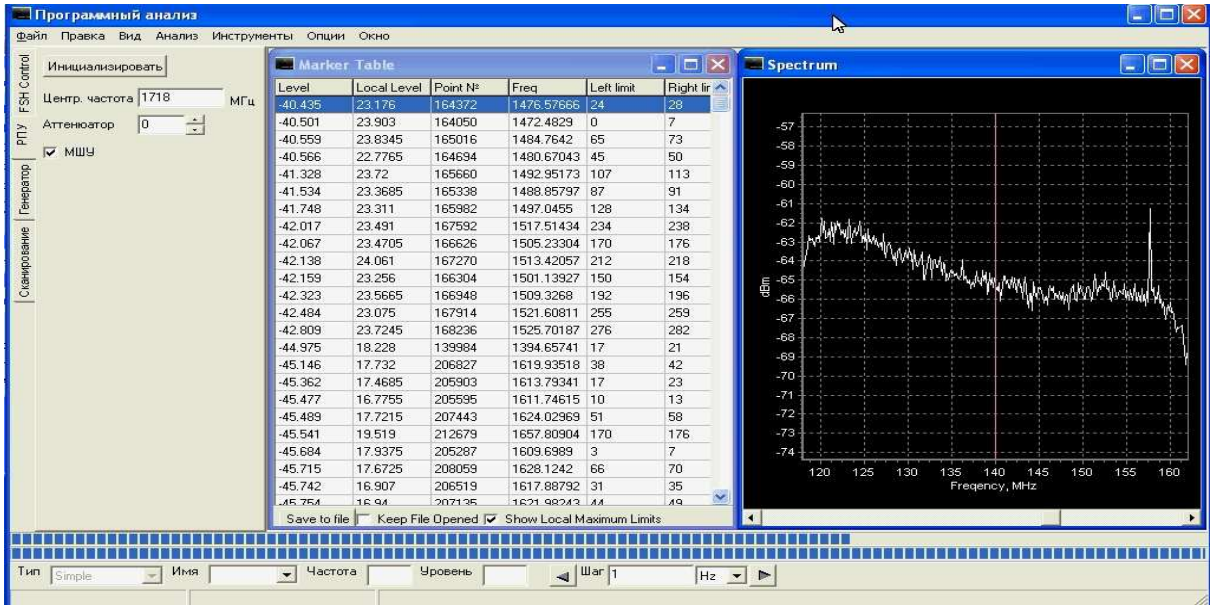

Рис 6. Результати роботи програми попереднього аналізу сигналів

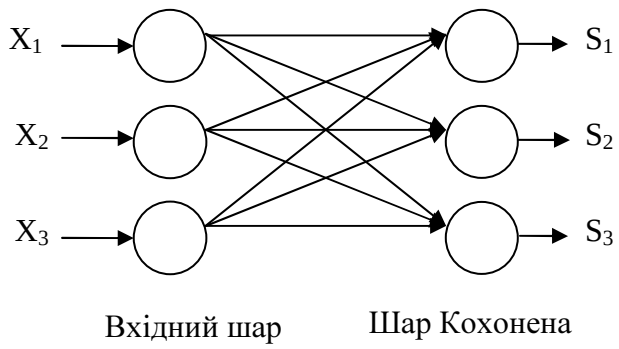

Рис. 7. Структура нейронної мережі

Якщо нейрон-переможець відноситься до тогож класу, що вхідний вектор (вгадалі вірно), то його ваги підсилюються. Якщо нейрон-переможець не відноситься до того ж класу, що вхідний вектор (не вгадалі), то його ваги зменшуються. При цьому корекція ваг відбувається за правилом:

$$\omega_c(k+1) = \begin{cases} \omega_c(k) + \alpha(k)[x(k) - \omega_c(k)], \text{ якщо } \omega_c \text{ й } x \text{ належать одному класу}; \\ \omega_c(t) + \alpha(k)[x(t) - \omega_c(k)] \text{ в іншому випадку}; \end{cases} \quad (4)$$

$$\omega_o(k+1) = \omega_j(k) \text{ для всіх } j \neq c,$$

де $\alpha(k) \in (0,]$.

Параметр $\alpha(k)$ може залишатися постійним або монотонно зменшуватися.

Таким чином пропускається уся вхідна вибрка (одна епоха). Потім цикл по епохам повторюється.

За результатами знаходження коефіцієнтів, одним з яких є m, надається експертна оцінка несправності, яка й є результатом роботи попереднього алгоритму. Вона може містити опис несправності або спосіб її усунення. Результати роботи програми інтелектуального аналізу несправностей приймача наведені на рис. 8.

Таблиця розрахунку гармонік гетеродинів(k(стовпці) - для 1-го, m (рядки) - для 2-го, комірки - значення частот у МГц)

M \ K	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1497	3782.47998	6067.95996	8353.43945	10638.9199	12924.4003	15209.8798	17495.3593	19780.8398	22066.3203
2	708.520019	2994	5279.47998	7564.95996	9850.43945	12135.9199	14421.4003	16706.8789	18992.3593	21277.8398
3	79.9599609	2205.52001	4491	6776.47998	9061.95996	11347.4394	13632.9199	15918.4003	18203.8789	20489.3593
4	868.439941	1417.04003	3702.52001	5988	8273.48046	10558.9599	12844.4394	15129.9199	17415.4003	19700.8789
5	1656.91992	628.560058	2914.04003	5199.52001	7485	9770.48046	12055.9599	14341.4394	16626.9199	18912.4003
6	2445.39990	159.919921	2125.56005	4411.04003	6696.52001	8982	11267.4804	13552.9599	15838.4394	18123.9199
7	3233.87988	948.399902	1337.08007	3622.56005	5908.04003	8193.51953	10479	12764.4804	15049.9599	17335.4394
8	4022.35986	1736.87988	548.600097	2834.08007	5119.56005	7405.04003	9690.51953	11976	14261.4804	16546.9609
9	4810.83984	2525.35986	239.879882	2045.60009	4331.08007	6616.56005	8902.04003	11187.5195	13473	15758.4804
10	5599.31982	3313.83984	1028.35986	1257.12011	3542.60009	5828.08007	8113.56005	10399.0400	12684.5195	14970

Використання нейромережі для налаштування приймача

Файл Розрахунок Вид

Рівень, дБ	Локальний рівень, дБ	№ точки	№ блоку	Частота паразиту, МГц	Чатота приймача, МГ
-58.3	5.9	75	639	1576.9	1499
-58.3	7.1	117	633	1576.9	1500
-58.3	7.7	201	620	1575.9	1500
-58.3	6.4	33	77	1008.6	1501
-58.3	7.7	264	674	1639.4	1501
-58.4	7.1	208	292	1249.2	1502
-58.4	9	285	33	1001.4	1502
-58.4	6.8	145	656	1604.6	1503
-58.4	7.8	187	913	1867.7	1503
-58.4	7.8	194	914	1869.8	1504
-58.4	8	201	915	1871.8	1504
-58.5	8	285	677	1645.5	1505

Панель інформації

Параметр	Значення
Частота 1го гетеродину, МГц	2147.48
Частота 2го гетеродину, МГц	788.48
Частота паразиту, МГц	1576.9
Чатота приймача, МГц	1499

Можливі несправності та рішення

Рішення експерта

необхідо встановити фільтр на виході гетеродина;

Рішення нейронної мережі

необхідо встановити фільтр на виході гетеродина;

Знайдені гармоніки : K = 4; M = 9; Різниця = 0; Номер поради = 3

Рис. 8. Результати роботи програми інтелектуального аналізу несправностей приймача

ПОЛІПШЕННЯ РОБОТИ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ АНАЛІЗУ НЕСПРАВНОСТЕЙ ПРИЙМАЧА ЗА ДОПОМОГОЮ АСОЦІАТИВНОЇ МАШИНИ

Нейронна мережа векторного квантування має суттєвий недолік, який полягає у нестабільності роботи. Нестабільність проявляється у некоректному навчанні, тобто мережа не завжди може довчитися до потрібного рівня, проходячи максимальну кількість епох. Проте якщо мережа навчилася добре, то результат розпізнавання теж буде досить високим. Для вирішення даної задачі була розроблена асоціативна машина із алгоритмом поліпшення навчання за рахунок фільтрації [9]. Вона полягає у комбінації трьох, нейронних мереж, які представляються як експерти.

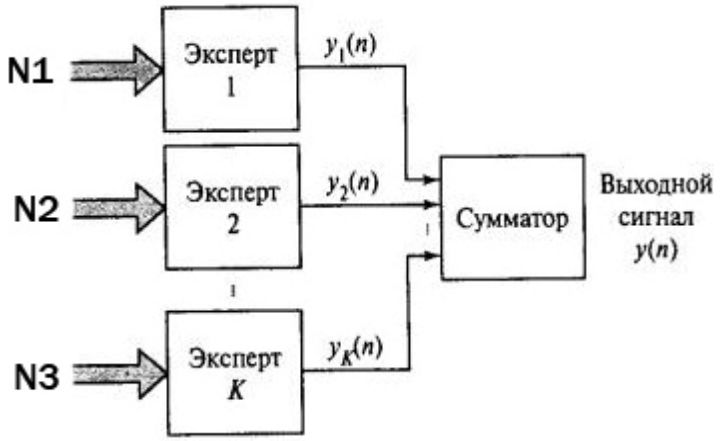

Рис. 9. Схема асоціативної машини

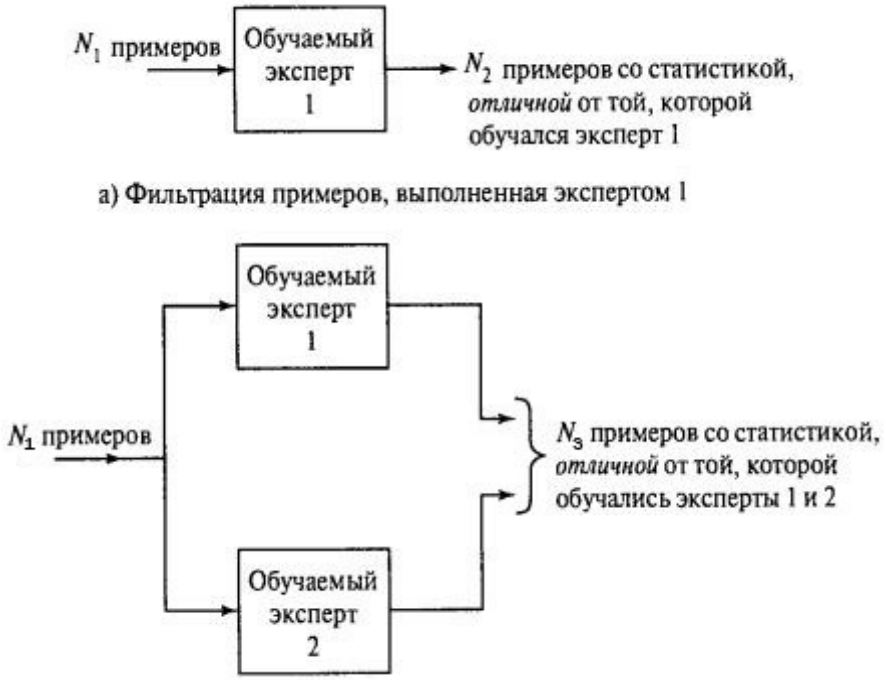

Рис. 10. Формування навчальних вибірок за рахунок фільтрації

Навчальна вибірка для кожної мережі своя і розраховується за нижче наведеними алгоритмами.

1. Перший експерт навчається на множині, що складається з N_1 прикладів.

2. Навчений перший експерт використовується для фільтрації другої множини прикладів у такий спосіб:

- випадковий вибір моделюється підкиданням монетки;
- якщо випадає решка (head), то приклад, що привів до помилки класифікації, додається у множину прикладів для навчання другого експерта;
- якщо випадає орел (tail), здійснюються протилежні дії,
- цей процес продовжується до тих пір, поки вся множина із N1 прикладів не буде відфільтрована першим експертом. Відфільтрована таким чином множина прикладів подається для навчання другого експерта.

3. Після навчання другого експерта множина прикладів навчання для третього експерта формується наступним чином:

– новий приклад «пропускається» через першого і другого експертів. Якщо рішення обох експертів збігаються, приклад відхиляється; якщо вони розходяться у своїх рішеннях, даний приклад включається до множини прикладів навчання третього експерта;
– цей процес продовжується до тих пір, поки не буде відфільтроване вся множина з N1 прикладів. Отримана множина прикладів потім використовується для навчання третього експерта.

Після закінчення навчання третього експерта на відфільтрованій множині прикладів процес навчання всієї асоціативної машини вважається завершеним.

Розпізнавання асоціативної машини відбувається наступними шляхами:

Голосування – якщо 1-й і 2-й експерти дають однакове рішення, то воно вважається вихідним, якщо рішення еспертів розходяться, то вихідне рішення формується 3-м експертом.

Додавання – вихідне рішення знаходиться як середнє арифметичне (округлене) серед рішень всіх 3-х експертів. Результати дослідження роботи нейтронної мережі векторного квантування та асоціативної машини наведені у таблицях 3, 4.

Таблиця 3

Результати дослідження роботи НМВК

Окрема нейронна мережа векторного квантування				
№ досліду навчання	**Ступінь навченості мережі**	**Число дослідів розпізнавання**	**Відсоток навченості, %**	**Середній відсоток розпізнавання, %**
1	добре навчена	10	97,03	98,84
2	середнийступінь навченості	10	87,33	62,53
3	слабкий ступінь навченості	10	41,62	37,08

Таблиця 4

Результати дослідження роботи АМ

Асоціативна машина (розпізнавання голосуванням)			
№ досліду навчання	**Число дослідів розпізнавання**	**Відсоток навченості експертів (НМ) , %**	**Середній відсоток розпізнавання, %**
1	10	97,03; 78,53; 100	91,64
2	10	97,03; 78,61; 100	91,8
3	10	86,67; 78,62; 92,16	62,07
Асоціативна машина (розпізнавання складанням)			
1	10	97,03; 78,53; 100	89,2
2	10	97,03; 78,61; 100	91,24
3	10	86,67; 78,62; 92,16	60,2

За результатами дослідження можна зробити наступні висновки:

– проста нейронна мережа має гарний відсоток навчаності та розпізнавання (максимальний відсоток навченості – 97,03 %; розпізнавання – 98,84 %), проте є нестабільною;
– асоціативна машина, основана на НМ ВК, що складається із трьох експертів, має досить непоганий середній відсоток розпізнавання (81,84 % для розпізнавання голосуванням; 80,21 % – для розпізнавання додаванням), тобто характеризується більшою стабільністю;
– алгоритм розпізнавання голосуванням для асоціативної машини є більш дієвим, ніж алгоритм розпізнавання складанням.

ВИСНОВКИ

- Для автоматичної класифікації несправностей приймача було розроблено нейронну мережу Кохонена з квантуванням навчального вектору. Нейронна мережа має гарний відсоток навченості та розпізнавання (максимальний відсоток навченості – 97,03 %; розпізнавання – 98,84 %), проте є нестабільною;
- Для стабілізації роботи нейронной мережі було запропоновано використовувати асоціативну машину з 3 нейронних мереж із алгоритмом поліпшення навчання за рахунок фільтрації.
- Також було проведене дослідження роботи асоціативнї машини з поліпшенням навчання за рахунок фільтрації та використанням різноманітних режимів розпізнавання. У результаті дослідження було встановлено, що об'єднання нейроних мереж у асоціативну машину збільшує стабільність роботи, а алгоритм розпізнавання голосуванням для асоціативної машини є більш дієвим, ніж алгоритм розпізнавання складанням.
- Для класифікації несправностей приймача була створена інформаційно-аналітична система, що поєднує модулі управління спектроаналізатором, попередньої обробки сигналів, визначення коефіцієнтів для формування експертних рішень та формування експертних рішень по коефіцієнтам; автоматичної класифікації несправностей на основі нейронної мережі та асоціативної машини з 3 нейронних мереж. Для розробки програмного забезпечення було використано середовище Borland Delphi 7.

Програмний продукт, розроблений в даній роботі буде використаний у Миколаївському научно-технічному центрі Академії наук прикладної радіоелектроніки.

ЛІТЕРАТУРА

1. Юкіо Сато. Обробка сигналів. Перше знайомство / Під ред. Йосифумі Амемія. – 1999. – С. 113-138.
2. Блейхут Р. Быстрые алгоритмы цифровой обработки сигналов. – М.: Мир, 1989. – 147 с.
3. Лукін О. Введення в цифрову обробку сигналів (математичні основи), лабораторія комп'ютерної графіки і мультимедіа МДУ, 2002 р.
4. Химмельблау Д. Прикладное нелинейное программирование. – М.: Мир, 1975. – 73 с.
5. Бронштейн І.Н., Семендяев К. О. Справочник по математике для инженеров и учащихся ВТУЗов. – М.: Государственное издание физико-математической литературы, 1981 г. – 493 с.
6. Гаврилов А.В., Канглер В.М. Использование искусственных нейронных сетей для анализа данных. – Сборник научных трудов НГТУ. – 1999. – № 3 (16). – 230 с.
7. Дюк В., Самойленко А. Data Mining: учебный курс. – СПб.: Изд. Питер, 2001. – 368 с.
8. Волин М.Л. Паразитне процессы в радиоэлектронной аппаратуре. – М., Радио и связь, 1981. – 26 с.
9. Руденко О.Г., Бодянський Є.В. Штучні нейронні мережі: навчальний посібник. – Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 404 с. – ISBN 966-8530-73-X.
10. Хайкин, Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.: ил. – Парал. тит. Англ. – ISBN 5-8459-0890-6.
11. Алексеев А.В., Круг П.Г., Петров О.М. Нейросетевые и нейрокомпьютерные технологии: Методические указания к проведению лабораторных работ по курсу «Информационные технологии». – М.: МГАПИ, 1999.

© Кравець І.О., Скулімовський Д.В., 2009 *Стаття надійшла до редколегії 14.03.10 р.*