

УДК 621.3

В.С. Хандецький, А.А. Валюх

АДАПТИВНА ЦИФРОВА ФІЛЬТРАЦІЯ ПРИ ДИНАМІЧНИХ ВИМІРЮВАННЯХ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Анотація. Запропоновано і досліджено метод нейромережної фільтрації зондуючих ультразвукових сигналів при вимірюванні кількості газу в потоці. Кращі результати показала мережа зворотного поширення помилки з одним схованим шаром, з 10 нейронами в шарі, при декількох десятках епохах її навчання, що є важливим при практичній реалізації витратомірів газу, які використовують вбудовані мікропроцесори.

Ключові слова: адаптивний фільтр, нейронна мережа, витратомір газу, ультразвуковий зондуючий сигнал, потік, шум.

Вступ. На сучасному етапі розвитку промисловості є актуальним розвиток засобів виміру кількості речовин, у тому числі кількості газу в потоці. Одним з найбільш перспективних у цьому напрямку з точки зору точності й надійності вимірювальної апаратури є ультразвуковий метод контролю [1, 2]. В основу роботи промислових ультразвукових лічильників газу покладений часо-імпульсний метод, суть якого полягає у визначенні різниці швидкостей ультразвукових зондувальних імпульсів, що проходять по напрямку потоку й проти нього. У ряді випадків у трубопроводі, на якому встановлені ультразвукові датчики, з'являється широкополосний шум. Джерелами такого шуму є наприклад: відкриті не до кінця крани, а також зношене обладнання: редуктори, фільтри й т. д. У результаті знижується точність виміру витрат газу.

Постановка задачі. З метою ослаблення впливу шуму доцільно провести фільтрацію сигналу. Однак оскільки спектри ультразвукового зондувального сигналу й шуму часто перекриваються, використання звичайних цифрових фільтрів з фіксованими коефіцієнтами не є ефективним. Більші можливості для рішення цієї задачі представляють адаптивні фільтри. Дана робота присвячена дослідженню можливостей нейромережних технологій для побудови адаптивного фільтра з метою суттєвого ослаблення шуму в акустичному тракті промислового ультразвукового лічильника газу.

© Хандецький В.С., Валюх А.А., 2009

Основна частина. Після того, як зондувальний імпульс прийнятий ультразвуковим датчиком відбувається процес його посилення, відцифровки й запису відцифрованого сигналу у вигляді масиву даних у пам'ять приладу. Надалі, записаний у пам'яті сигнал буде прочитаний мікроконтролером для розрахунку часу проходження зондувального імпульсу через потік. Крім цього, існує можливість передачі відцифрованого сигналу з приладу по каналу зв'язку ззовнішній пристрій. В якості такого пристрою можна використовувати персональний комп'ютер з установленим на ньому відповідним програмним забезпеченням.

Прийнятий з пам'яті витратоміра масив відцифрованих даних при закритому каналі для газу (потіку немає) представлено на рис. 1. Масив даних прийнятий по цьому ж, але відкритому каналі представлено на рис. 2. На цих рисунках амплітуда вхідного зондувального імпульсу при відкритому каналі дорівнює одиниці, а зашумлений сигнал при відкритому каналі нормований до амплітуди вхідного зондувального сигналу. По осі ординат відкладено амплітуду сигналів. По осі абсцис відкладено час в мікросекундах.

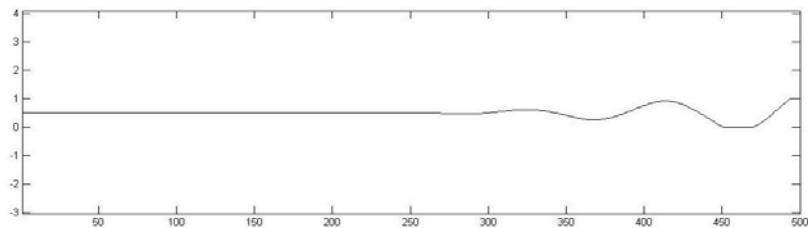


Рисунок 1- Прийнятий зондувальний імпульс при закритому каналі

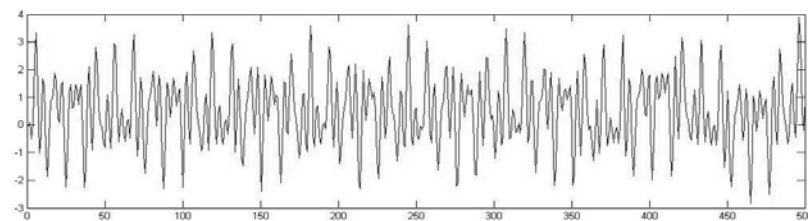


Рисунок 2- Прийнятий зондувальний імпульс при відкритому каналі

У даній роботі були досліджені мережі зворотного поширення помилки, які, як правило, характеризуються більш високою вірогідністю розпізнавання зашумлених сигналів у порівнянні з мережами інших топологій [3, 4]. Досліджені архітектури з одним і двома прихованими шарами, і вихідним шаром з одного нейрона.

Для моделювання процесу навчання й тестування нейронних мереж використовувалося обчислювальне середовище Matlab 7.0 розгорнуте на комп'ютері наступної конфігурації: Athlon XP 1800 +(1,53GHz), 1 GB DDR.

Робота штучної нейронної мережі в якості адаптивного фільтра відбувається в такий спосіб. Вхідний масив даних по часу можна розбити на два підмасиви – підмасив, у якому присутній винятково шумовий фон (масив N), і підмасив, у якому присутні як шумовий фон, так і сигнал (масив SN). Процес роботи адаптивного фільтра складається з двох основних етапів – етап навчання й етап безпосередньої роботи.

На етапі навчання (рис. 3) використовується тільки підмасив, у якому присутній винятково шумовий фон. Для підмасиву N вводиться два вікна – вікно з вхідними даними W_i і вікно із цільовими даними W_0 .

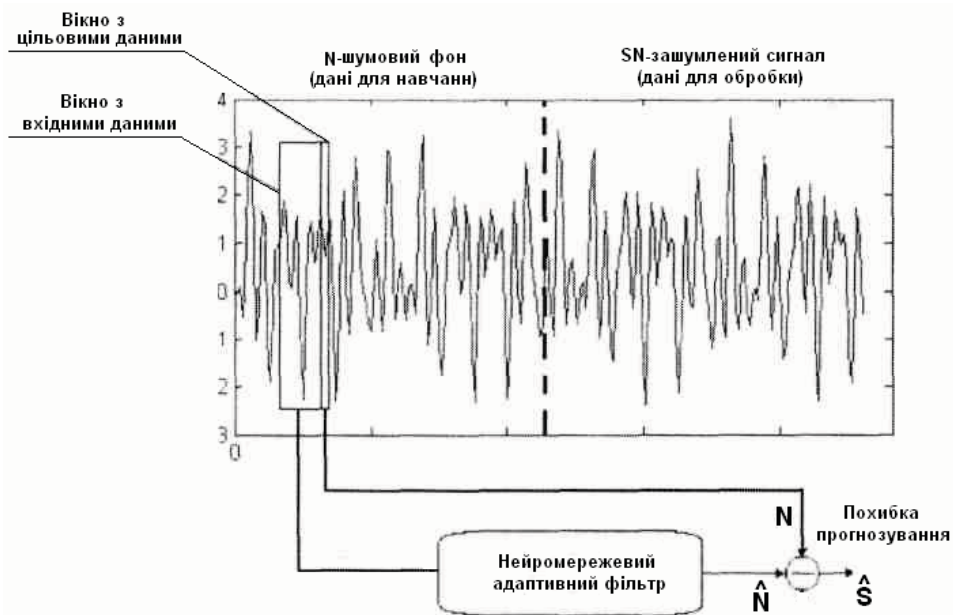


Рисунок 3 – Ілюстрація процесу навчання адаптивного фільтра

Нехай n – кількість відліків усередині вікна вхідних даних W_i (довжина вікна), m – кількість прогнозованих відліків у цільовому вікні W_0 , s – кількість відліків на які виконується зміщення вікна. У такий спосіб, наприклад, для ряду виду $\{3\ 1\ 2\ 4\ 1\ 1\ 2\ 4\ 1\ 3\ 4\ 1\ 4\ 2\ 1\}$ і $n = 4$, $m = 1$, $s = 5$, будемо мати такі вектори:

$$3\ 1\ 2\ 4 \rightarrow 1$$

1 2 4 1 -> 3

4 1 4 2 -> 1

У даній роботі були використані наступні параметри: $n = 7$, $m = 1$, $s = 8$.

Дані з масиву W_i подаються на вхід нейронної мережі. У свою чергу дані W_0 є цільовими для алгоритму навчання. На виході нейронної мережі при подачі на її вхід шумових даних формується сигнал \hat{N} , який характеризує вибірку шуму W_i на її вході. Введемо величину \hat{S}_1 :

$$\hat{S}_1 = N - \hat{N}, \quad (1)$$

де N – елемент із W_0 , що характеризує реальний шум, \hat{N} – вихідний сигнал мережі. У такий спосіб на етапі навчання величина \hat{S}_1 використовувалась нами для оцінки того, наскільки добре нейронна мережа навчилася моделювати поданий на її вхід шум N .

На етапі роботи (рис. 4) використовується підмасив, у якому присутні як шумовий фон, так і сигнал (масив SN). Як і на попередньому етапі для підмасиву SN також вводиться два вікна: з вхідними даними - W_i і з цільовими даними - W_0 .

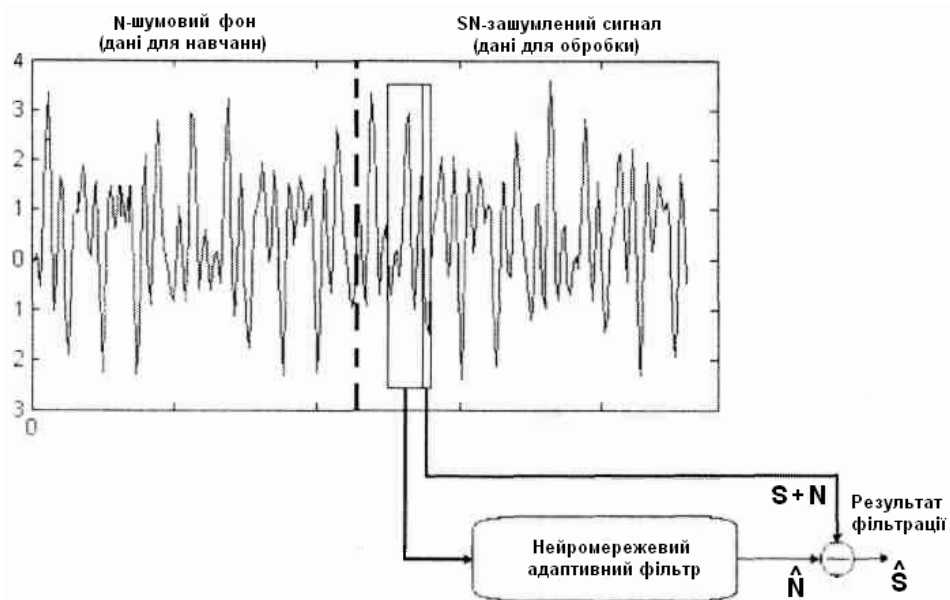


Рисунок 4 – Етап роботи адаптивного фільтра

На цьому етапі вихідний сигнал нейронної мережі \hat{S}_W розраховується як:

$$\hat{S}_W = S + N - \hat{N}, \quad (2)$$

де S – зондувальний сигнал, N – реальний шумовий фон, \hat{N} – шумовий фон, оброблений нейронною мережею.

Таким чином, на етапі роботи величина \hat{S}_W безпосередньо використовується як результат фільтрації. При цьому \hat{S}_W тим точніше наближається до сигналу S , чим точніше нейронна мережа навчилася прогнозувати шумовий фон ($N = \hat{N}$).

Введемо критерії, по яких будемо визначати якість навчання й роботи нейронної мережі [5, 6]. По-перше, визначимо, на скільки збільшилося співвідношення сигнал шум після обробки навченою нейронною мережею зашумленого сигналу. В якості показника будемо використовувати величину $\Delta_{S/N}$:

$$\Delta_{S/N} = 20 \lg \frac{S}{N_n} - 20 \lg \frac{S}{N} = 20(\lg N - \lg N_n), \quad (3)$$

де S – амплітуда зондувального (опорного) сигналу, N_n – середня амплітуда шуму після обробки нейронною мережею, N – середня амплітуда вхідного шуму.

З виразу (3) видно, що $\Delta_{S/N}$ у випадку, коли зондувальний сигнал не викривляється в процесі обробки, не залежить від його амплітуди. Для визначення $\Delta_{S/N}$ достатньо знати середню амплітуду шумового фону до й після обробки.

Крім загальних співвідношень сигнал-шум значний інтерес представляє точність виділення сигналу із шуму. Для оцінки ступеня подібності отриманого після обробки й опорного сигналу будемо використовувати обчислення коефіцієнту кореляції r між ними.

Дослідимо якість роботи нейронної мережі з одним схованим шаром від кількості нейронів у схованому шарі й способу навчання мережі. Навчання будемо проводити за допомогою алгоритму Левенберга - Маркардта (Levenberg-Marquardt). Результати експериментів представлені в табл. 1. В стовпчику «Структура мережі» наведене співвідношення кількості нейронів схованого й вихідного шарів. Кількість епох роботи мережі задавалася в процесі експерименту.

З наведених даних видно, що чим більша кількість нейронів у схованому шарі й чим більше епох навчання, тим вище $\Delta_{S/N}$. Проте коефіцієнт кореляції зменшується при збільшенні кількості нейронів схованого шару й кількості епох навчання. Найбільше значення

коефіцієнту кореляції, що дорівнює 0,7, було досягнуто при відносно невеликій кількості нейронів прихованого шару. При подальшому зменшенні кількості нейронів прихованого шару і епох навчання коефіцієнт кореляції значно падає.

З отриманих результатів видно, що усунення ефекту перенавчання за рахунок лише зміни кількості нейронів й епох навчання не дає прийняттого практичного результату. Коефіцієнт кореляції r так і не наблизився до 1, тобто сигнал на виході нейронної мережі не є аналогічним опорному сигналу з достатньою точністю. Тому доцільно перейти до застосування спеціальних алгоритмів навчання з метою як найбільше усунути ефект перенавчання мережі.

Одним із способів вирішення цієї проблеми є метод автоматичної регуляризації на основі правила Байеса [3, 7]. Цей метод полягає в тому, що вагові коефіцієнти нейронів в мережі розглядаються як випадкові величини з відомим законом розподілу. Параметр регуляризації пов'язаний з дисперсією цього розподілу й може бути оцінений з використанням статистичних методів. Подібний метод може бути реалізований засобами Matlab у вигляді алгоритму навчання `trainbr`. Отримані результати представлені в табл. 2. Кількість епох роботи мережі також задавалася в процесі експерименту.

Як видно з наведених у табл. 2 результатів мережа демонструє кращу роботу при порівняно невеликій кількості нейронів у схованому шарі. Це тим більше важливо з практичної точки зору, тому що реалізацію нейронної мережі в автономних лічильниках доцільно здійснювати на основі вбудованого мікропроцесора. Більше низькі показники роботи мережі при збільшенні кількості нейронів у схованому шарі пов'язані з ефектом перенавчання мережі. В свою чергу низькі показники роботи мережі при подальшому зменшенні кількості нейронів у схованому шарі пов'язані з недостатнім навчанням.

Таблиця 1

Залежність $\Delta_{S/N}$ і коефіцієнту кореляції r від параметрів мережі

| Структура мережі | Епохи | $\Delta_{S/N}$ | r |
|------------------|-------|----------------|------|
| 110:1 | 60 | 43,5 | 0,05 |
| 100:1 | 60 | 42,7 | 0,05 |
| 80:1 | 60 | 41,3 | 0,05 |
| 70:1 | 60 | 40,9 | 0,07 |
| 60:1 | 60 | 39,4 | 0,1 |
| 50:1 | 60 | 39,6 | 0,19 |
| 40:1 | 60 | 37,6 | 0,26 |
| 30:1 | 60 | 36,8 | 0,31 |
| 20:1 | 60 | 35,1 | 0,34 |
| 10:1 | 60 | 35,6 | 0,50 |
| 10:1 | 50 | 35,9 | 0,53 |
| 10:1 | 40 | 34,2 | 0,55 |
| 10:1 | 30 | 34,3 | 0,63 |
| 10:1 | 20 | 33,8 | 0,67 |
| 10:1 | 10 | 30,4 | 0,7 |
| 10:1 | 5 | 25,7 | 0,65 |
| 5:1 | 20 | 23,5 | 0,55 |
| 5:1 | 10 | 21,1 | 0,34 |
| 5:1 | 5 | 18,7 | 0,12 |

Таблиця 2

Залежність $\Delta_{S/N}$ і коефіцієнту кореляції r від параметрів мережі при методі навчання trainbr

| Структура мережі | Епохи | $\Delta_{S/N}$ | r |
|------------------|-------|----------------|------|
| 110:1 | 60 | 15,8 | 0,48 |
| 100:1 | 60 | 16,8 | 0,52 |
| 80:1 | 60 | 17,4 | 0,55 |
| 70:1 | 60 | 18,5 | 0,60 |
| 60:1 | 60 | 18,7 | 0,65 |
| 50:1 | 60 | 19,8 | 0,70 |
| 40:1 | 60 | 23,8 | 0,73 |
| 30:1 | 60 | 23,8 | 0,75 |
| 20:1 | 60 | 26,2 | 0,84 |
| 10:1 | 60 | 26,6 | 0,84 |
| 10:1 | 50 | 27,8 | 0,86 |
| 10:1 | 40 | 28,6 | 0,91 |
| 10:1 | 30 | 28,8 | 0,92 |
| 10:1 | 20 | 28,5 | 0,92 |
| 10:1 | 10 | 28,3 | 0,95 |
| 10:1 | 5 | 28,3 | 0,84 |
| 5:1 | 20 | 26,5 | 0,85 |
| 5:1 | 10 | 23,1 | 0,74 |
| 5:1 | 5 | 18,7 | 0,62 |

Аналогічно наведеному вище дослідимо якість роботи адаптивного фільтру на базі нейронної мережі із двома схованими шарами від кількості нейронів у кожному схованому шарі й способі навчання мережі. Навчання буде відразу проводитися за допомогою алгоритму автоматичної регуляризації на основі правила Байеса з метою усунення можливого перенавчання мережі. Результати експериментів представлені в табл. 3. В стовпчику «Структура мережі» наведено співвідношення кількості нейронів у прихованих шарах у форматі $n:t:1$, де n – кількість нейронів у першому прихованому шарі, t – кількість нейронів у другому прихованому шарі. Кількість епох роботи мережі задавалася в процесі експерименту.

З даних табл. 3 видно, що збільшення кількості прихованих шарів в мережі не привело до покращення її роботи.

Таблиця 3

Залежність $\Delta_{S/N}$ і коефіцієнту кореляції r від кількості нейронів у схованих шарах для мережі з двома прихованими шарами

| Структура мережі | Епохи | $\Delta_{S/N}$ | r |
|------------------|-------|----------------|------|
| 10:10:1 | 60 | 28,3 | 0,86 |
| 20:10:1 | 60 | 28,5 | 0,82 |
| 30:10:1 | 60 | 28,8 | 0,79 |
| 40:10:1 | 60 | 28,6 | 0,75 |
| 50:10:1 | 60 | 30,8 | 0,70 |
| 10:20:1 | 60 | 32,3 | 0,87 |
| 10:30:1 | 60 | 32,5 | 0,82 |
| 10:40:1 | 60 | 32,8 | 0,72 |
| 10:50:1 | 60 | 35,6 | 0,65 |
| 10:60:1 | 60 | 35,8 | 0,60 |
| 10:10:1 | 50 | 27,3 | 0,90 |
| 20:10:1 | 50 | 27,5 | 0,85 |
| 30:10:1 | 50 | 28,8 | 0,80 |
| 40:10:1 | 50 | 28,6 | 0,76 |
| 50:10:1 | 50 | 31,6 | 0,69 |
| 10:20:1 | 50 | 32,5 | 0,90 |
| 10:30:1 | 50 | 32,9 | 0,89 |
| 10:40:1 | 50 | 33,8 | 0,79 |
| 10:50:1 | 50 | 34,7 | 0,65 |
| 10:60:1 | 50 | 34,4 | 0,55 |

Тепер для нейронної мережі з найбільш вдалою архітектурою й параметрами навчання доцільно провести додаткове дослідження з метою визначення, як впливає на результат роботи адаптивного фільтра характер шуму. Проведемо зашумлення нашого вхідного сигналу гармонійним шумом. Дослідження показали, що цей вид шуму в значній мірі відповідає реальному шумовому процесу, що виникає при проходженні потоку газу через устаткування для регулювання параметрів потоку. Дослідимо залежність $\Delta_{S/N}$ і коефіцієнту кореляції r від інтенсивності гармонійного шуму (табл.4).

Проведемо також зашумлення нашого вхідного сигналу адитивною сумішшю гармонійного й білого гаусовського шуму. Відповідні значення $\Delta_{S/N}$ і r наведені в табл. 5. Інтенсивності складових результуючого шуму бралися рівними.

Таблиця 4

Залежність $\Delta_{S/N}$ і коефіцієнту кореляції r від інтенсивності гармонійного шуму

| Інтенсивність шуму | $\Delta_{S/N}$ | r |
|--------------------|----------------|------|
| 2 | 28,8 | 0,95 |
| 5 | 28,6 | 0,95 |
| 10 | 28,3 | 0,95 |
| 15 | 28,3 | 0,92 |
| 20 | 27,8 | 0,87 |
| 25 | 26,6 | 0,85 |
| 30 | 26,2 | 0,78 |
| 35 | 25,8 | 0,75 |
| 40 | 25,3 | 0,7 |

Таблиця 5

Залежність $\Delta_{S/N}$ і коефіцієнту кореляції r від інтенсивності змішаного шуму

| Інтенсивність шуму | $\Delta_{S/N}$ | r |
|--------------------|----------------|------|
| 0,01 | 28,7 | 0,95 |
| 0,02 | 28,3 | 0,90 |
| 0,1 | 25,5 | 0,87 |
| 0,2 | 20,6 | 0,82 |
| 0,5 | 17,4 | 0,74 |
| 1 | 12,9 | 0,65 |
| 1,1 | 9,8 | 0,58 |
| 1,2 | 6,5 | 0,32 |
| 1,5 | 3,3 | 0,12 |

Таким чином на ефективність роботи адаптивного фільтра на основі нейронної мережі значний вплив мають характеристики шуму. Чим більш стаціонарним і менш випадковим є характер шуму, тим здійснюється більш якісна фільтрація.

Висновки. При використанні нейронних мереж для адаптивної фільтрації сигналів ультразвукових лічильників газу доцільно застосовувати мережу зворотного поширення помилки з одним схованим шаром. Запропонований двохетапний алгоритм обробки сигналів оснований на прогнозуванні мережею тренду шумового процесу. Найкращі результати показала мережа з 10 нейронами в схованому шарі при декількох десятках епох її навчання, що є важливим при практичній реалізації витратомірів, які використовують вбудовані мікропроцесори.

ЛІТЕРАТУРА

1. Кремлівський П.П. Витратоміри й лічильники кількості речовин. Книга 1 в. – СПб, в "Політехніка" 2002. – 410 с.
2. Кремлівський П.П. Витратоміри й лічильники кількості речовин. Книга 2 в. – СПб, в "Політехніка" 2002. – 416 с.
3. Хандецкий В.С., Пастушкін Т.В. Відновлення зображень дефектів з використанням нейронної мережі Елмана. – // Системные технологии - 2 (55).- 2008, с. 3-10.

4. Хандецкий В.С., Лебедев С.Г., Сивцов Д.П. Створення комплексних алгоритмів ідентифікації дефектів з використанням нейромережних технологій. – // Системные технологии - 1(60) - 2009, с. 3-13.
5. Хандецкий В.С., Антонюк И.Н. Використання штучних нейронних мереж для ідентифікації модуляційних імпульсів дефектів //Дефектоскопия. - 2001. - №4.- С. 27-33.
6. Khandetskyu V., Antonyok I. Signal processing in defect detection using back-propagation neural networks.-NDT&E International, 35, 2002, pp. 483 – 488.
7. Закс Ш. Теория статистических выводов. – М.: ИЛ, 1975. – 776 с.

Одержано 08.09.2009р.