

Література

1. Межуєв В. І. Технології та інструментальні засоби предметно-орієнтованого моделювання / В. І. Межуєв // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2010. – № 3 (15). – С. 102– 106.
2. Межуєв В. І. Доцільність застосування UML для моделювання систем озброєння та військової техніки / В. І. Межуєв // Системи озброєння та військова техніка. – 2010. – № 2 (22). – С. 122– 126.
3. Openprod project [Електроний ресурс]. – Режим доступу: www.openprod.org
4. Plone CMS [Електроний ресурс]. – Режим доступу: www.plone.org
5. Gruber T. R. A translation approach to portable ontologies. Knowledge Acquisition, 5 (2). 1993. – pp. 199– 220.
6. Межуєв В. І. Онтологические модели систем и процесса системной инженерии / В. І. Межуєв // "Искусственный интеллект". – 2010. – № 4. – С. 606– 616.
7. Mezhuuev V. Vector logic: theoretical principles and practical implementations // Вісник ЗНУ: збірник наукових статей. Фізико-математичні та технічні науки. – Запоріжжя: ЗНУ, 2006. – С. 91– 97.
8. Саати Т. Аналитическое планирование. Организация систем / Т. Саати, К. Кернс; [пер. с англ.] – М.: Радио и связь, 1991.
9. Шикин Е. В. Математические методы и модели в управлении: [учеб. пособие] / Е. В. Шикин, А. Г. Чхартишвили. – М.: Дело, 2000. – 440 с.

Надійшла 7.3.2011 р.

УДК 621.396.7

Ю.М. БОЙКО, В.М. СВОРІНЬ
Хмельницький національний університетОСОБЛИВОСТІ РЕАЛІЗАЦІЇ АЛГОРИТМІВ АДАПТИВНОЇ
ФІЛЬТРАЦІЇ В СИСТЕМАХ ОБРОБКИ СИГНАЛІВ

Проведено огляд алгоритмів адаптивної фільтрації в системах обробки сигналів. Розглянуто особливості використання LMS та RLS алгоритмів адаптивної фільтрації, алгоритму фільтрації Калмана в системах обробки сигналів. Розглянуто математичні моделі перелічених алгоритмів фільтрації та досліджено збіжність алгоритмів в середовищі Matlab Simulink. Досліджено особливості використання перелічених алгоритмів в системах зв'язку при побудові еквалайзерів, з допомогою середовища Matlab Simulink.

The review of algorithms of adaptive filtration is conducted in the systems of treatment of signals; to consider the features of the use of LMS, RLS, to the algorithm of filtration of Kalman in the systems of treatment of signals. The mathematical models of the transferred algorithms of filtration and probed meets of algorithms are considered in the environment of Matlab Simulink. The features of the use of the transferred algorithms are probed in communication networks at the construction of equalize, with the help of environment of Matlab Simulink.

Ключові слова: адаптивна фільтрація, метод найменших квадратів, адаптивна система.

Вступ

Досягнутий останнім часом прогрес в розробці і виробництві мікросхем призвів до створення дуже компактних, економічних і надійних пристроїв обробки сигналів, конкуруючих з біологічними нейронними системами за розмірами і таких, що перевершують біологічні системи по швидкодії механічного впливу. В результаті цього значно розширилася сфера їх застосування у всіх видах цифрової обробки сигналів, у тому числі адаптивної обробки [1]. В даний час адаптивні системи застосовуються в таких областях, як зв'язок, радіолокація, гідролокація, сейсмологія, проектування механічних систем, навігація і біомедична електроніка. Основною властивістю адаптивної системи є змінне в часі функціонування з саморегулюванням. Необхідність такого функціонування очевидна з наступних міркувань. Якщо розробник проектує «незмінну» систему, яку він вважає оптимальною, то це означає, що розробник передбачає всі можливі умови на її вході, по меншій мірі у статистичному сенсі, і розраховує, що система буде працювати при кожній з цих умов. Далі розробник обирає критерій, за яким має оцінюватися функціонування, наприклад середня кількість помилок між вихідним сигналом реальної системи і вихідним сигналом деякої обраної моделі або «ідеальної» системи. Нарешті, розробник обирає систему, яка виявляється кращою відповідно до встановленого критерію функціонування, зазвичай, з деякого апріорно обмеженого класу (наприклад, з класу лінійних систем). Однак, у багатьох випадках весь діапазон вхідних умов може бути не відомий точно навіть у статистичному сенсі або умови можуть час від часу змінюватися. Тоді адаптивна система, використавши регулярний процес пошуку, постійно шукає максимум в межах допустимого класу можливостей і таким чином встановлює переваги в порівнянні з незмінною системою. Адаптивні системи за своєю природою мають бути змінними в часі і нелінійними. Наприклад, якщо сигнал подається на вхід адаптивної системи для визначення властивостей по її відгуку, то система адаптується до цього певного вхідного сигналу і тим самим змінює власну структуру. Таким чином, адаптивні системи по суті важко

описати в звичайних уявленнях. Не можна сказати, що адаптивні системи належать до абсолютно чіткої підмножини нелінійних систем. Однак притаманні їм дві особливості в загальному випадку відрізняють їх від інших видів нелінійних систем: по-перше, адаптивні системи є регульованими, і процеси їх регулювання залежать від усереднених в обмеженому інтервалі часу характеристик сигналу, а не від миттєвого значення сигналів або миттєвих значень внутрішніх станів системи; по-друге, процеси регулювання адаптивних систем цілеспрямовано змінюються для того, щоб оптимізувати задані параметри функціонування.

В статті здійснена спроба систематизувати відомі алгоритми адаптивної обробки (фільтрації) сигналів та провести порівняльний аналіз можливостей реалізації цих алгоритмів з допомогою середовища Matlab.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Вхідний дискретний сигнал $x(k)$ обробляється дискретним фільтром, в результаті чого виходить вихідний сигнал $y(k)$ рис. 1. Цей вихідний сигнал порівнюється із зразковим сигналом $d(k)$, різниця між ними утворює сигнал помилки $e(k)$. Завдання адаптивного фільтра – мінімізувати помилку відтворення зразкового сигналу [2]. З цією метою блок адаптації після обробки кожного відліку аналізує сигнал помилки і додаткові дані, що надходять з фільтра, використовуючи результати цього аналізу для підстроювання параметрів (коефіцієнтів) фільтра (рис. 1). В якості фільтра в структурі, що на рисунку 1, найчастіше використовується нерекурсивний цифровий фільтр. Одним з головних переваг цього варіанту є те, що нерекурсивний фільтр є стійким при будь-яких значеннях коефіцієнтів. Однак слід пам'ятати, що алгоритм адаптації в будь-якому випадку вносить в систему зворотний зв'язок, внаслідок чого адаптивна система в цілому може стати нестійкою. Надалі в статті розглянемо три адаптивних алгоритма з використанням зразкового сигналу, що часто застосовуються на практиці в різних системах обробки інформації. Розгляд почнемо із визначення оптимальних параметрів адаптивного фільтра, тобто параметрів до яких він має прагнути. Підхід до задачі оптимальної фільтрації може бути як статистичним, так і детермінованим.

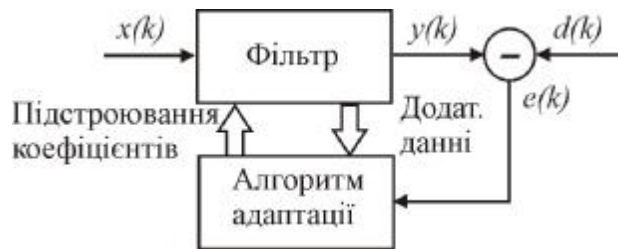


Рис. 1. Загальна структура адаптивного фільтра

Нехай вхідний дискретний випадковий сигнал $x(t)$ обробляється нерекурсивним дискретним фільтром порядку N , коефіцієнти якого можуть бути представлені вектор-стовпцем $\mathbf{w} = [w_0, w_1, \dots, w_N]^T$. Вихідний сигнал фільтра буде рівним:

$$y(k) = \mathbf{u}^T(k) \mathbf{w}, \quad (1)$$

де $\mathbf{u}(k) = [x(k), x(k-1), \dots, x(k-N)]^T$ – вектор-стовпець вмісту лінії затримки фільтра на k -му кроці. Крім того, є зразковим (також випадковий) сигнал $d(k)$. Помилка відтворення зразкового сигналу дорівнює:

$$e(k) = d(k) - y(k) = d(k) - \mathbf{u}^T(k) \mathbf{w}. \quad (2)$$

Необхідно знайти такі коефіцієнти фільтра \mathbf{w} , які забезпечують максимальну близькість вихідного сигналу фільтра до зразкового, тобто мінімізують помилку $e(k)$. Оскільки $e(k)$ також є випадковим процесом, в якості міри її величини розумно прийняти середній квадрат. Таким чином, оптимізуючий функціонал виглядає так: $J(\mathbf{w}) = \overline{e^2(k)} \rightarrow \min$.

Квадрат помилки дорівнює

$$e^2(k) = (d(k) - \mathbf{u}^T(k) \mathbf{w})^2 = d^2(k) - 2d(k) \mathbf{u}^T(k) \mathbf{w} + \mathbf{w}^T \mathbf{u}(k) \mathbf{u}^T(k) \mathbf{w}.$$

Статистично усереднюючи вираз, отримуємо наступне:

$$J(\mathbf{w}) = \overline{e^2(k)} = \overline{d^2(k)} - 2\overline{d(k) \mathbf{u}^T(k) \mathbf{w}} + \mathbf{w}^T \overline{\mathbf{u}(k) \mathbf{u}^T(k)} \mathbf{w}. \quad (3)$$

Тут усереднені величини мають наступний зміст: $\overline{d^2(k)} = S_d^2$ – середній квадрат зразкового сигналу; $\overline{d(k) \mathbf{u}^T(k)} = \mathbf{p}^T$ – транспонований вектор-стовпець \mathbf{p} взаємних кореляцій між k -м відліком зразкового сигналу і вмістом лінії затримки фільтра. Якщо розглядаються випадкові процеси $x(k)$ і $d(k)$ які є взаємно

стаціонарними, вектор взаємних кореляцій не залежить від номера кроку k ; $\overline{\mathbf{u}(k)\mathbf{u}^T(k)} = \mathbf{R}$ – кореляційна матриця сигналу, що має розмір $(N + 1) \times (N + 1)$. Для стаціонарного випадкового процесу кореляційна матриця має вигляд матриці Теплиця, тобто на її діагоналях стоять однакові величини:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} R_x(0) & R_x(1) & R_x(2) & \mathbf{L} & R_x(N) \\ R_x(1) & R_x(0) & R_x(1) & \mathbf{L} & R_x(N-1) \\ R_x(2) & R_x(1) & R_x(0) & \mathbf{L} & R_x(N-2) \\ \mathbf{M} & \mathbf{M} & \mathbf{M} & \mathbf{O} & \mathbf{M} \\ R_x(N) & R_x(N-1) & R_x(N-2) & \mathbf{L} & R_x(0) \end{bmatrix},$$

де $R_x(m) = \overline{x(k)x(k-m)}$ – кореляційна функція (КФ) випадкового процесу $\{x(k)\}$. З урахуванням введених позначень (3) приймає наступний вигляд:

$$J(\mathbf{w}) = s_d^2 - 2\mathbf{p}^T \mathbf{w} + \mathbf{w}^T \mathbf{R} \mathbf{w}. \quad (4)$$

Цей вираз являє собою квадратичну форму щодо \mathbf{w} і тому при невиродженій матриці \mathbf{R} має єдиний мінімум, для знаходження якого необхідно привіяти нулю вектор градієнта: $\mathbf{grad}J(\mathbf{w}) = -2\mathbf{p} + 2\mathbf{R}\mathbf{w} = 0$.

Звідси отримуємо шукане рішення для оптимальних коефіцієнтів фільтра:

$$\mathbf{w} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p}. \quad (5)$$

Такий фільтр називається фільтром Вінера. Підстановка (5) в (4) дає мінімально досягну дисперсію сигналу помилки:

$$e^2(k)_{\min} = s_d^2 - \mathbf{p}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p}. \quad (6)$$

Нескладно також показати, що $\overline{e(k)y(k)} = 0$ і $\overline{e(k)x(k)} = 0$, тобто що сигнал помилки для фільтра Вінера некорельований з вхідним і вихідним сигналами фільтра.

Після розгляду фільтра Вінера, розглянемо аналітику алгоритмів заснованих на пошуку мінімуму цільової функції (3) методом найшвидшого спуску. При використанні даного способу оптимізації вектор коефіцієнтів фільтра $\mathbf{w}(k)$ повинен рекурсивно оновлюватися наступним чином:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) - \frac{\mu}{2} \mathbf{grad}J(\mathbf{w}(k)) = \mathbf{w}(k) + \mu \mathbf{p} - \mu \mathbf{R} \mathbf{w}(k), \quad (7)$$

де μ – позитивний коефіцієнт, так званий розмір кроку. Алгоритм збігається, якщо $0 < \mu < 2/\lambda_{\max}$, де λ максимальне власне число кореляційної матриці \mathbf{R} . Швидкість збіжності при цьому залежить від розкиду власних чисел кореляційної матриці \mathbf{R} – чим менше відношення $\lambda_{\max}/\lambda_{\min}$, тим швидше збігається ітераційний процес. Однак, для розрахунку градієнта необхідно знати значення матриці \mathbf{R} і вектора \mathbf{p} . На практиці можуть бути доступні лише оцінки цих значень, одержані за вхідними даними. Найпростішими такими оцінками є миттєві значення кореляційної матриці і вектора взаємних кореляцій, що виробляються без будь-

якого усереднення: $\hat{\mathbf{R}}(k) = \mathbf{u}(k)\mathbf{u}^T(k)$, $\hat{\mathbf{p}}(k) = d(k)\mathbf{u}(k)$.

При використанні даних оцінок формула (7) приймає наступний вигляд:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(k+1) &= \mathbf{w}(k) + \mu d(k)\mathbf{u}(k) - \mu \mathbf{u}(k)\mathbf{u}^T(k)\mathbf{w}(k) = \\ &= \mathbf{w}(k) + \mu \mathbf{u}(k)(d(k) - \mathbf{u}^T(k)\mathbf{w}(k)). \end{aligned} \quad (8)$$

Вираз, що стоїть у дужках, згідно з (8), являє собою різницю між зразковим сигналом і вихідним сигналом фільтра на k -му кроці, тобто помилку фільтрації $e(k)$. З урахуванням цього, вираз для рекурсивного оновлення коефіцієнтів фільтра виявляється дуже простим:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu e(k)\mathbf{u}(k). \quad (9)$$

Алгоритм адаптивної фільтрації, заснований на формулі (9), отримав назву LMS (Least Mean Square – метод найменших квадратів).

Можливий і інший підхід до формування алгоритму адаптивної обробки, а саме в процесі прийому сигналу можна на кожному черговому кроці перераховувати коефіцієнти фільтра безпосередньо за формулою (1), проте це пов'язано з невіправдано великими обчислювальними витратами.

$$\mathbf{w} = (\mathbf{U}\mathbf{U}^T)^{-1} \mathbf{U} \mathbf{d}. \quad (10)$$

Дійсно, розмір матриці \mathbf{U} постійно збільшується і, крім того, необхідно кожен раз заново обчислювати зворотну матрицю $(\mathbf{U}\mathbf{U}^T)^{-1}$. Скоротити обчислювальні витрати можна, якщо зауважити, що на кожному кроці до матриці \mathbf{U} додається лише один новий стовпець, а до вектора \mathbf{d} – один новий елемент.

Це дає можливість організувати обчислення рекурсивно. Відповідний алгоритм називається рекурсивним методом найменших квадратів (Recursive Least Square – RLS).

При використанні алгоритму RLS проводиться рекурсивне оновлення оцінки зворотної кореляційної матриці $\mathbf{P}(\mathbf{U}\mathbf{U}^T)^{-1}$, а висновок формул ґрунтується на наступній матричній тотожності:

$$(\mathbf{A} + \mathbf{B}\mathbf{C}\mathbf{D})^{-1} = \mathbf{A}^{-1} - \mathbf{A}^{-1}\mathbf{B}(\mathbf{C}^{-1} + \mathbf{D}\mathbf{A}^{-1}\mathbf{B})\mathbf{D}\mathbf{A}^{-1}, \quad (11)$$

де \mathbf{A} і \mathbf{C} – квадратні невивроджені матриці (необов'язково однакових розмірів), а \mathbf{B} і \mathbf{D} – матриці сумісних розмірів.

Застосування формули (11) для рекурсивного оновлення зворотної кореляційної матриці \mathbf{P} в поєднанні з вихідною формулою (10) для коефіцієнтів оптимального фільтра дає наступну послідовність кроків адаптивного алгоритму RLS: при надходженні нових вхідних даних $\mathbf{u}(k)$ здійснюється фільтрація сигналу з використанням поточних коефіцієнтів фільтра $\mathbf{w}(k-1)$ і обчислення величини помилки відтворення зразкового сигналу: $y(k) = \mathbf{u}^T(k)\mathbf{w}(k-1)$, $e(k) = d(k) - y(k)$; розраховується вектор-стовпець коефіцієнтів посилення (слід зазначити, що знаменник дробу в наступних двох формулах є скаляром, а не матрицею):

$$\mathbf{K}(k) = \frac{\mathbf{P}(k-1)\mathbf{u}(k)}{1 + \mathbf{u}^T(k)\mathbf{P}(k-1)\mathbf{u}(k)}; \quad (12)$$

проводиться оновлення оцінки зворотної кореляційної матриці сигналу:

$$\mathbf{P}(k) = \mathbf{P}(k-1) - \mathbf{K}(k)\mathbf{u}^T(k)\mathbf{P}(k-1), \quad (13)$$

нарешті, проводиться оновлення коефіцієнтів фільтра: $\mathbf{w}(k) = \mathbf{w}(k-1) + \mathbf{K}(k)e(k)$.

Початкове значення вектора \mathbf{w} звичайно приймається нульовим, а в якості вихідної оцінки матриці \mathbf{P} використовується діагональна матриця виду $\mathbf{C}\mathbf{I}/s_x^2$, де $\mathbf{C} \gg 1$.

У формулах (14) і (15) значенням помилки на всіх часових тактах надається однакова вага. У результаті, якщо статистичні властивості вхідного сигналу з часом змінюються, це призводить до погіршення якості фільтрації.

$$J(\mathbf{w}) = \sum_{k=0}^{k-1} |e(k)|^2 \rightarrow \min, \quad (14)$$

$$J(\mathbf{w}) = \mathbf{e}^T \mathbf{e} \rightarrow \min. \quad (15)$$

Крім розглянутих алгоритмів широке застосування знайшов алгоритм фільтрації Калмана. Мета фільтра Калмана – мінімізувати дисперсію оцінки векторного випадкового процесу $\mathbf{x}(k)$, що змінюється в часі таким чином:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{\Phi}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k), \quad (16)$$

де $\mathbf{\Phi}(k)$ – матриця переходу, $\mathbf{v}(k)$ – випадковий вектор (шум процесу), що має нормальний розподіл з кореляційною матрицею $\mathbf{Q}_p(k)$. Для спостереження доступний лінійно перетворений процес $y(k)$, до якого додається шум спостереження: $y(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{w}(k)$, де $\mathbf{H}(k)$ – матриця спостереження, $\mathbf{w}(k)$ – шум спостереження, що представляє собою випадковий вектор, що має нормальний розподіл з кореляційною матрицею $\mathbf{Q}_M(k)$.

Пошук алгоритму для рекурсивного оновлення оцінки процесу $\hat{\mathbf{x}}(k)$ дає наступну послідовність формул: 1) $\hat{\mathbf{y}}(k) = \mathbf{C}(k)\mathbf{\Phi}(k)\hat{\mathbf{x}}(k-1)$ – прогнозоване значення спостережуваного сигналу; 2) $e(k) = y(k) - \hat{\mathbf{y}}(k)$ – нев'язка між прогнозованим і реально спостережуваним значеннями; 3) $\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k-1)\mathbf{C}^T(k)(\mathbf{C}(k)\mathbf{P}(k-1)\mathbf{C}^T(k) + \mathbf{Q}_M(k))^{-1}$ – калмановський коефіцієнт підсилення; 4) $\hat{\mathbf{x}}(k) = \mathbf{\Phi}(k)\hat{\mathbf{x}}(k-1) + \mathbf{K}(k)e(k)$ – оновлення оцінки процесу $\mathbf{x}(k)$; 5) $\mathbf{P}(k) = \mathbf{\Phi}(k)[\mathbf{P}(k-1) - \mathbf{K}(k)\mathbf{C}(k)\mathbf{P}(k-1)]\mathbf{\Phi}^T(k) + \mathbf{Q}_M(k)$ – оновлення оцінки кореляційної матриці помилок фільтрації.

При використанні фільтра Калмана для розв'язання задачі адаптивної фільтрації відстежуваним процесом є вектор коефіцієнтів оптимального фільтра \mathbf{w} . Передбачається, що детермінованих змін коефіцієнтів не відбувається, тому матриця переходу $\mathbf{\Phi}$ є одиничною: $\mathbf{\Phi}(k) = \mathbf{I}$. В якості матриці спостереження виступає вектор вмісту лінії затримки фільтра $\mathbf{u}(k)$. Таким чином, вихідний сигнал фільтра представляє собою прогнозоване значення спостережуваного сигналу, а в якості самого спостережуваного сигналу виступає зразковий сигнал адаптивного фільтра $d(k)$. Шум спостереження в даному випадку є

помилкою відтворення зразкового сигналу, а матриця Q_M перетворюється на скалярний параметр – середній квадрат сигналу помилки. Величина цього параметра слабо впливає на поведінку алгоритму. Проведемо порівняння алгоритмів адаптивної фільтрації використавши середовище Matlab Simulink (рис. 2).

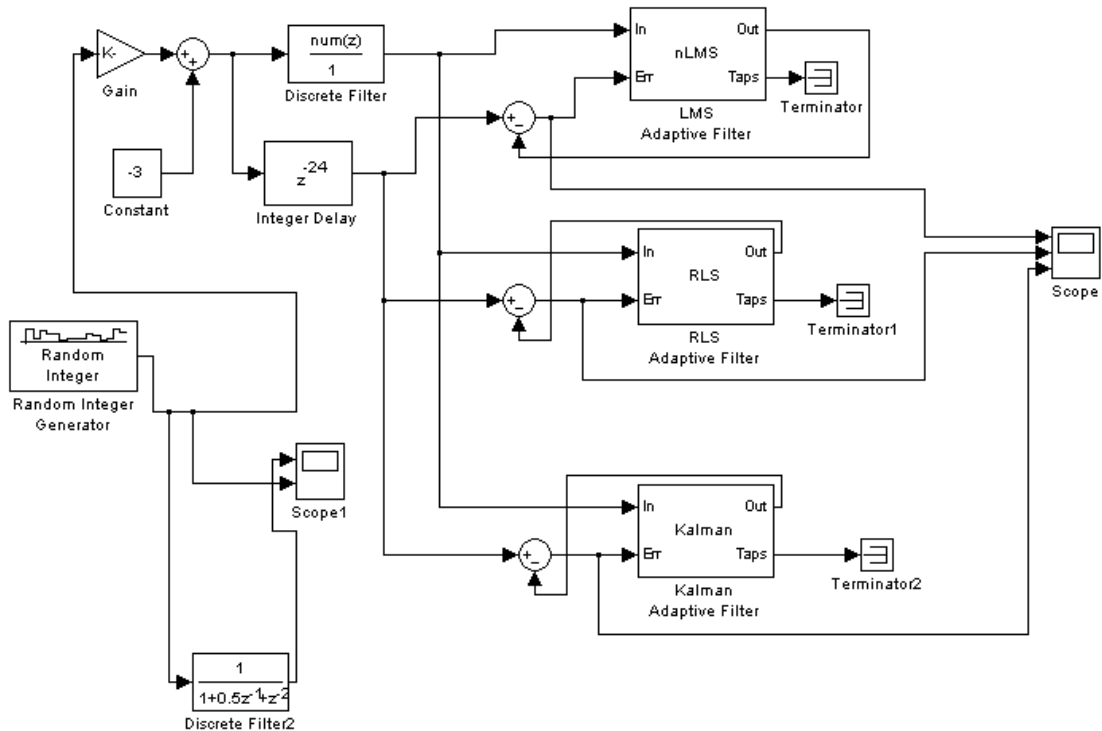


Рис. 2. Simulink модель для порівняння алгоритмів адаптивної фільтрації

Проведемо моделювання та визначимо сигнал помилки для трьох розглянутих вище алгоритмів адаптації. Подамо на блоки сигнал з генератора випадкових цілих чисел Random Integer. На екрані трьох каналного осцилографа отримаємо наступну картинку (рис. 3). Аналіз сигналів помилки для алгоритмів адаптації вказує, що LMS – алгоритм збігається досить повільно і має досить суттєві залишкові шуми. Алгоритми RLS та Калмана дають кращі показники, та збігаються скоріше.

Розглянемо прикладне застосування адаптивних систем в системах зв'язку та передачі сигналів.

При передачі по каналу зв'язку інформаційного сигналу виникають спотворення. В системах цифрового зв'язку ці спотворення можуть призвести до виникнення помилок при прийомі цифрових даних. Для зниження ймовірності помилок необхідно компенсувати вплив каналу зв'язку, тобто вирішити завдання зворотної ідентифікації, фільтр прагне компенсувати вплив системи і відновити початковий сигнал, усунувши внесені системою спотворення. В частотній області компенсація спотворень, що вносяться каналом, означає вирівнювання (equalization) його частотної характеристики, тому фільтри, які виконують таке вирівнювання, отримали назву еквайзерів (equalizer).

При використанні адаптивного фільтра як еквайзера виникає проблема отримання зразкового сигналу. Ця проблема вирішується шляхом передачі спеціального сигналу налаштування перед початком передачі даних. Як сигнал налаштування звичайно використовується псевдовипадкова послідовність

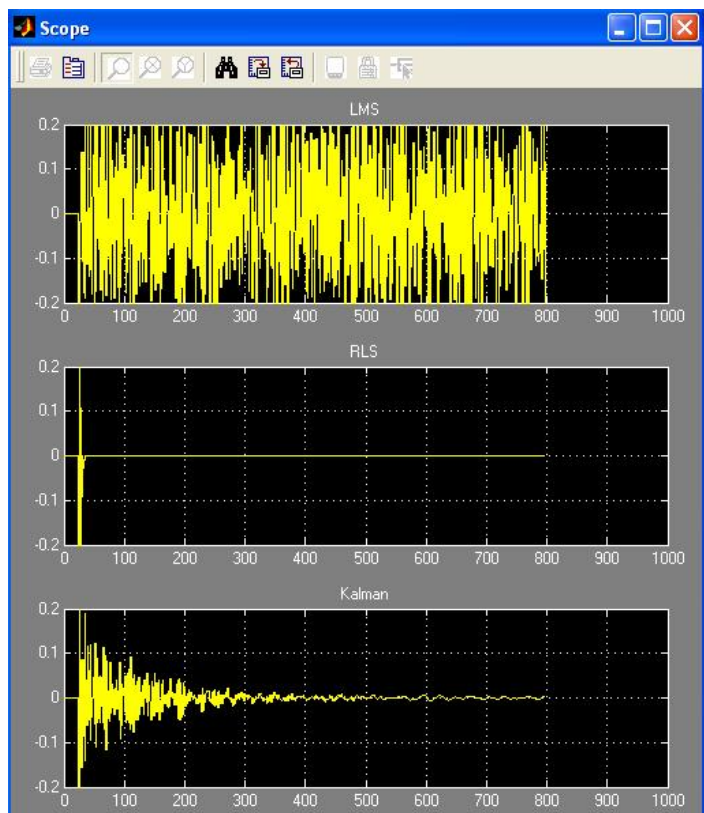


Рис. 3. Сигнали помилки для трьох алгоритмів адаптації

СИМВОЛІВ.

Алгоритм формування цього сигналу відомий приймальній стороні, тому зразковий сигнал може бути отриманий незалежно і використаний для навчання адаптивного фільтру. Цей режим роботи називають режимом навчання (training mode) рис. 4.

Адаптивне вирівнювання каналу зв'язку з QAM (Quadrature Amplitude Shift Keying) модуляцією

На рис. 4 представлена Simulink – модель системи зв'язку з QAM модуляцією.

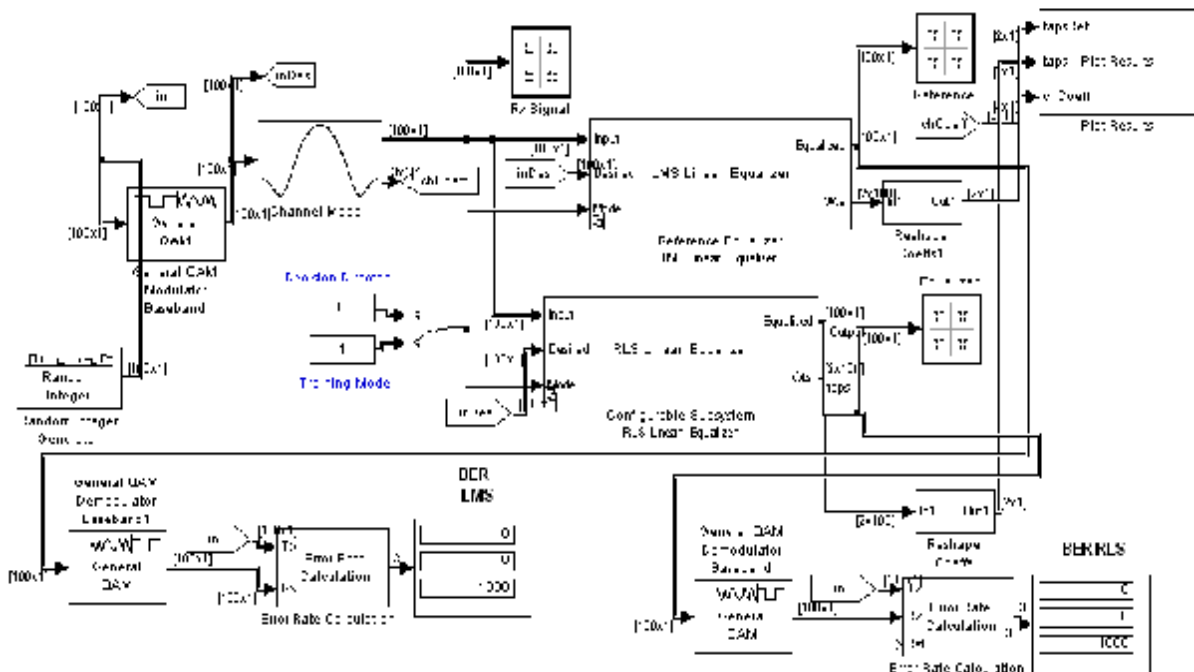


Рис. 4. Simulink – модель системи зв'язку із адаптивним вирівнювачем

В схемі використано два вирівнювача, зокрема, перший працює на основі LMS алгоритму і є рекомендованим, а другий вирівнювач конфігурується, зокрема, на схемі використано вирівнювач на основі RLS алгоритму. Схему розташування вузлів на фазовій площині модульованого QAM коливання прийнято називати сузір'ям (constellation). Для візуального представлення сузір'я, в схемі використано інструмент Scatter Plot Score. Для формування та демодуляції сигналу з QAM-модуляцією в схемі використано модулятор та демодулятор. На рис. 5 з допомогою інструменту Scatter Plot відтворено сузір'я прийнятого сигналу.

Таким чином, після закінчення сигналу налаштування в схемі відбувається передача даних. Приймач при цьому перемикається в інший режим, який називають режимом оцінювання (decision directed) (рис. 4). У цьому режимі для отримання зразкового сигналу використовується той факт, що сукупність можливих значень сигналу в системі цифрового зв'язку є скінченною. Після прийому чергового часового такту шукається найближче до прийнятого сигналу допустиме значення. Воно використовується як зразковий сигнал, а різниця між цим значенням і прийнятим сигналом дає сигнал помилки, який і використано для адаптації. Якщо після налаштування вирівнювача, який здійснено в режимі навчання, рівень шумів на виході фільтру такий, що найближча допустима точка в множині випадків виявляється правильною (тобто якщо ймовірність помилки мала), адаптивний алгоритм зберігає стабільність.

В результаті моделювання (рис. 6), отримуємо частотний відгук каналу – крива позначена цифрою 1, вирівнювача – 2, та частотний відгук отриманий за певних умов і який є комбінацією частотного відгуку каналу та вирівнювача – 3. Можна спостерігати результат вирівнювання форми частотного відгуку.

Висновки

Основною властивістю адаптивної системи є змінне в часі функціонування з саморегулюванням.

Порівнюючи формули, що описують алгоритми RLS і Калмана, легко помітити їх схожість. Обчислювальна складність і якісні параметри двох алгоритмів також виявляються дуже близькими. Різниця полягає лише у вихідних посилках, що використовувалися при виведенні формул, і в трактуванні параметрів

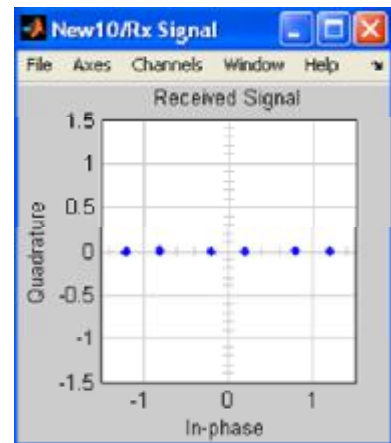


Рис. 5. Scatter – діаграма сигналу на виході каналу зв'язку

алгоритмів.

Основною перевагою алгоритму LMS є гранична обчислювальна простота – для підстроювання коефіцієнтів фільтра на кожному кроці потрібно виконати $N + 1$ пар операцій «множення-складання». Платою за простоту є повільна збіжність і підвищена дисперсія помилки в сталому режимі, що і збільшує рівень вихідного шуму (рис. 3).

Matlab Simulink – дуже потужний інструмент, який може використовуватися для моделювання в системах обробки сигналів. Шляхом побудови імітаційних моделей вдається зручно оцінювати, моделювати та досліджувати прикладні задачі використання адаптивних систем при вирішенні завдань ідентифікації, подавлення шумів та завад, вирівнювання каналу зв'язку тощо.

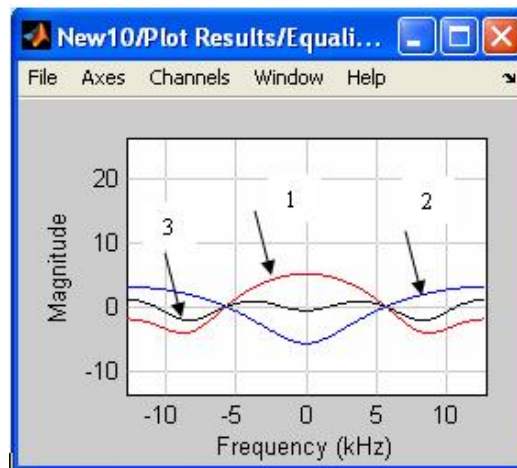


Рис. 6. Частотні відгуки в моделі системи зв'язку із адаптивним вирівнювачем

Література

1. Бойко Ю. М. Ідея адаптивної обробки сигналів /Ю. М. Бойко // Матеріали XIII Міжнародного молодіжного форуму [“Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке”]. – Харків, 1.04. 2009. – С. 346.
2. Адаптивные фильтры / [под. ред. К.Ф.Н. Коуэна и П.М. Гранта]; [пер. с англ.]. – М: Мир, 1988. – 392 с.
3. Boyko J., Babiy J., Karpova L. Conceptual Features of Application of Facilities of Adaptive Filtration are in the Tasks of Authentication of Noise of Communication Channels / J. Boyko, J. Babiy, L. Karpova // Proceeding of the Xth International Conference TCSET 2010. – Lviv – 23.02.2010. P. 299.

Надійшла 25.3.2011 р.

УДК 004.9: 355

О.С. АНДРОЩУК

Національна академія Державної прикордонної служби України ім. Богдана Хмельницького, м. Хмельницький

НЕЙРОМЕРЕЖНІ МОДЕЛІ КЛАСИФІКАЦІЇ ТЕКСТОВИХ ДОКУМЕНТІВ

Надано нейромережні моделі на базі топологій багатопшарового перцептрону і мережі Кохонена для визначення класів за змістом текстових документів, які застосовуються у діяльності Державної прикордонної служби України. Подання тексту здійснено на підставі моделі терм-документ. Розроблені моделі дають більшу точність та повноту результатів порівняно зі статистичними класифікаторами.

Neurons networks models are represented on the base of topologies of MLP and networks of SOM for determination of classes on maintenance texts documents which are used in activity of Government boundary service. Presentation of text is carried out on the basis of model term is document. The developed models give greater exactness and plenitude of results as compared to statistical classifiers.

Ключові слова: нейронна мережа, текстовий документ, класифікація.

Вступ

Постановка проблеми. На сьогодні велика увага приділяється підвищенню рівня інтелектуальності різного роду автоматизованих систем, дослідженню і розробці методів і засобів подання знань, отриманню оптимальних рішень на їх основі. Це повною мірою стосується завдання автоматичної класифікації текстів, актуальність якої підвищується по мірі впровадження і розвитку інформаційних технологій.

Розвиток не тільки глобальних комп'ютерних мереж, але й повнотекстових баз даних призвів до постійного нарощування інформаційних текстових ресурсів. При постійному й інтенсивному зростанні обсягів текстової інформації труднощі пошуку необхідних відомостей серед множини доступних текстів значно зменшують її цінність. Тому особливу значущість автоматична класифікація текстових документів має для інформаційно-пошукових систем глобальних мереж, повнотекстових баз даних. Виходячи з цього, завдання автоматичної класифікації тексту, будучи окремим випадком завдання розпізнавання змісту, є на сьогодні актуальною проблемою, що стосується різних сфер людської діяльності, оскільки її вирішення надасть можливість повністю автоматизувати процес обробки, класифікації і пошуку інформації.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Існує безліч підходів до вирішення завдання автоматичної обробки, розпізнавання і класифікації текстової інформації, проте увага, що приділяється цій проблемі, однозначно свідчить, що жоден з них не є вичерпним. Найбільш часто для розпізнавання і класифікації (або генерації) мови використовуються статистичні методи. До них належать статистичні класифікатори на основі ймовірнісних методів, методи багатовимірною статистичного аналізу, зокрема, факторного аналізу, кластерного аналізу, таксономії, розпізнавання образів без вчителя, частотний аналіз