

УДК 004.8+004.93

О.В. Бондарева, аспирант,

В.Н. Бондарев, доцент, канд. техн. наук,

В.С. Чернега, доцент, канд. техн. наук

Севастопольский национальный технический университет

ул. Университетская 33, г. Севастополь, Украина, 99053

E-mail: is@sevgtu.sebastopol.ua

КАСКАДНАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ ДЛЯ ВЫДЕЛЕНИЯ АКУСТИЧЕСКОГО СИГНАЛА УТЕЧКИ ВОДОПРОВОДА

Рассматривается искусственная нейронная сеть, обеспечивающая последовательное выделение сигнала утечки и шума из их смеси. Предложено правило обучения сети, основанное на критерии минимума абсолютного значения момента четвертого порядка, упрощающее реализацию сети в реальном времени. Приводятся графики зависимости индекса эффективности выделения сигнала от номера итерации.

В настоящее время для поиска мест утечек воды в городских водопроводных сетях наиболее широко используются акустические течеискатели [1,2]. Процесс регистрации специфического шума, характерного для процесса вытекания воды, затрудняется воздействием на датчик акустических помех как техногенного характера (движение вблизи места измерения автомобильного транспорта, работа строительных машин и т.п.), так и внутренних шумов водопровода, обусловленных движением потока воды.

Целью статьи является разработка искусственной нейронной сети (ИНС), обеспечивающей выделение в реальном времени акустического сигнала утечки из его смеси с посторонними шумами.

В [3] предлагается использовать для решения задачи двухслойную искусственную нейронную сеть (ИНС), реализующую метод независимого компонентного анализа (рисунок 1). В этом случае вектор $\mathbf{x}$, две компоненты которого представляют смесь акустических сигналов источника утечки s_1 и шума s_2 , с помощью матрицы $\mathbf{V}$ преобразуется сначала к вектору $\mathbf{x}_1 = [x_{11}, x_{12}]$, имеющему характеристики белого шума. Затем во втором слое с помощью матрицы связей $\mathbf{W}$, обучаемой по правилу Ойя, формируется вектор

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x}_1 = \mathbf{WV}\mathbf{x},$$

компоненты которого являются оценками сигналов источника утечки s_1 и шума s_2 .

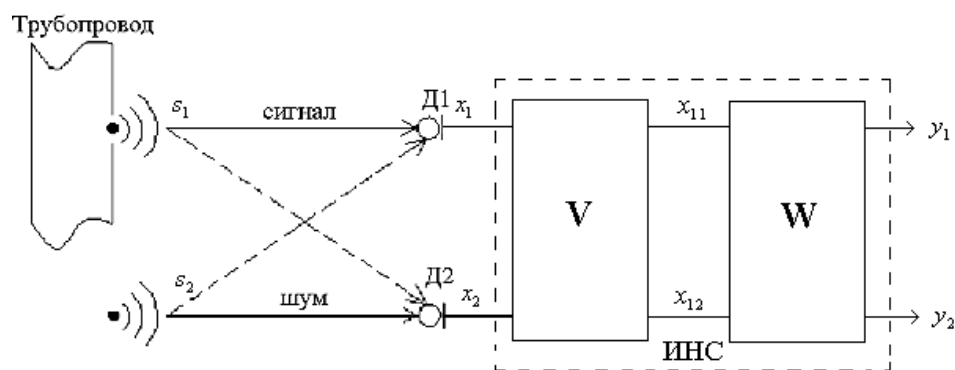


Рисунок 1 — ИНС, реализующая метод независимого компонентного анализа

В соответствии с правилом Ойя на каждом шаге обучения оцениваются параллельно все элементы матрицы связей $\mathbf{W}$ и компоненты вектора $\mathbf{y}$. Это усложняет алгоритм обучения сети и затрудняет его реализацию в реальном времени. Вместе с тем при выделении полезного сигнала утечки из его смеси с шумом нет необходимости в параллельном оценивании компонентов вектора $\mathbf{y}$. Их можно оценивать (выделять) последовательно. В таком случае можно отказаться от параллельной модификации в процессе обучения всех элементов матрицы $\mathbf{W}$ и получить более простые правила обучения, лучше приспособленные для реализации в реальном времени.

Последовательное выделение сигналов из их смеси может быть выполнено каскадной ИНС, изображенной на рисунке 2 [4]. Сеть включает в себя чередующиеся каскады выделения очередного сигнала и удаления его из смеси. Здесь в первом каскаде с помощью адаптивного линейного элемента (АЛЭ1) выделяется один из компонентов вектора $\mathbf{y}$, например y_1 . Затем выделенный компонент удаляется из смеси и выделяется второй компонент y_2 с помощью АЛЭ2.

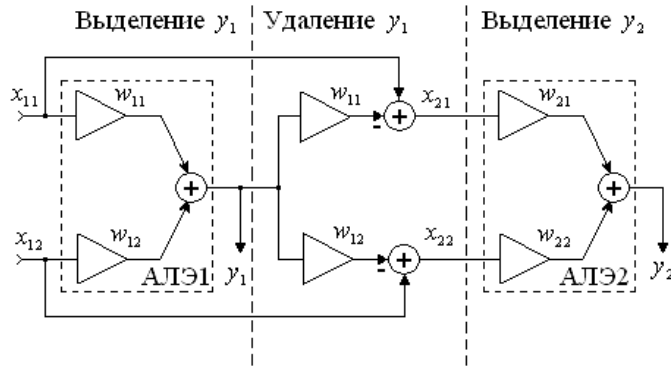


Рисунок 2 — Каскадная ИНС

В соответствии с рисунком 2 выходной сигнал АЛЭ1 запишется в виде

$$y_1 = \mathbf{w}_1^T \mathbf{x}_1 = \sum_{i=1}^n w_{1i} x_{1i}, \quad (1)$$

где n — количество датчиков. Для поиска оптимальных значений вектора весов АЛЭ1 в [4] предлагается использовать критерий минимума абсолютного значения нормализованного эксцесса y_1 .

Применение этого критерия оправдано следующим. В соответствии с центральной предельной теоремой распределение суммы независимых случайных величин стремится к нормальному распределению при увеличении количества суммируемых величин. Поэтому сумма нескольких случайных величин имеет распределение более близкое к нормальному, чем распределение любой из исходных случайных величин. В рассматриваемом случае задача выделения необходимого сигнала сводится к тому, чтобы найти такой вектор $\mathbf{w}_1$, который обеспечивает повышение негауссовости y_1 . В качестве такой меры и выступает эксцесс. Указанный критерий позволяет получить следующее правило обучения АЛЭ1 [4]

$$\mathbf{w}_1(k+1) = \mathbf{w}_1(k) + \eta(k) \beta \left[\frac{m_2(y_1)}{m_4(y_1)} y_1^3(k) - y_1(k) \right] \mathbf{x}_1(k), \quad (2)$$

где $\eta(k)$ — коэффициент скорости обучения; β — знак нормализованного эксцесса y_1 ; $m_2(y_1)$ и $m_4(y_1)$ — оценки моментов второго и четвертого порядков выделяемого сигнала y_1 ; k — номер отсчета или шага обучения. Практическое применение правила (2) предполагает вычисление оценок $m_2(y_1)$ и $m_4(y_1)$ непосредственно в процессе выделения самого компонента y_1 , что приводит к неустойчивому выделению компонента и усложняет реализацию алгоритма.

С целью упрощения алгоритма обучения и повышения устойчивости выделения сигнала утечки воспользуемся более простым критерием минимума абсолютного значения четвертого центрального момента y_1

$$J(\mathbf{w}_1) = -\frac{1}{4} |E\{y_1^4\}| = -\frac{\beta}{4} E\{y_1^4\} \text{ при } \|\mathbf{w}_1\| = 1, \quad (3)$$

который эквивалентен критерию минимума абсолютного значения нормализованного эксцесса y_1 , если вектор $\mathbf{x}$ предварительно приведен к вектору, имеющему характеристики белого шума.

Для поиска оптимальных значений $\mathbf{w}_1$ в условиях простого ограничения $\|\mathbf{w}_1\| = 1$ воспользуемся проекционным подходом, в соответствии с которым на каждой итерации выполняют поиск оптимального вектора весов $\mathbf{w}_1$ без учета ограничений, например, с помощью метода нисходящего градиента, а затем нормализуют полученное значение вектора $\mathbf{w}_1$ по отношению к его длине. Это эквивалентно ортогональному проецированию вектора $\mathbf{w}_1$ на единичную сферу, которая и представляет множество ограничений.

Применяя стандартный подход нисходящего градиента к минимизации (3) с учетом (1), получаем

$$\frac{d\mathbf{w}_1}{dt} = -\eta(t) \frac{\partial J(\mathbf{w}_1)}{\partial \mathbf{w}_1} = -\eta(t) \beta E\{y_1^3(t) \mathbf{x}_1(t)\}, \quad (4)$$

где t — время.

Отсюда с помощью стохастической аппроксимации и дискретизации выражения (4) получим следующее простое правило обучения

$$\mathbf{w}_1^+(k+1) = \mathbf{w}_1(k) + \eta(k) \beta y_1^3(k) \mathbf{x}_1(k), \quad (5)$$

где

$$\mathbf{w}_1(k+1) = \mathbf{w}_1^+(k+1) / \|\mathbf{w}_1^+(k+1)\|. \quad (6)$$

Это правило обучения значительно проще правила (2), так как не использует текущих оценок моментов второго и четвертого порядков.

Для удаления выделенного компонента y_1 из смеси $\mathbf{x}_1$ воспользуемся формулой [4]

$$\mathbf{x}_2(k) = \mathbf{x}_1(k) - \mathbf{w}_1 y_1(k).$$

Выделение компонента y_2 из $\mathbf{x}_2$ выполняется аналогично.

Выполним моделирование рассмотренных алгоритмов с использованием реального сигнала утечки, зарегистрированного на расстоянии 0,3 м над трассой водопровода, и шума, зафиксированного на расстоянии 35 м от утечки. Значения нормализованного эксцесса для сигнала утечки и шума составили $-0,7120$ и $-0,5418$, соответственно, т.е. их можно отнести к субгауссовским процессам, для которых $\beta = -1$.

Смешаем сигнал утечки s_1 и шум s_2 с помощью матрицы $\mathbf{A}$, строки которой имеют значения $[1 \ 0,8]$ и $[0,3 \ 1]$. Получим вектор смеси сигналов $\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s}$, который далее приведем к вектору $\mathbf{x}_1 = \mathbf{V}\mathbf{x} = \mathbf{V}\mathbf{A}\mathbf{s}$, имеющему характеристики белого шума. При этом поиск матрицы $\mathbf{V}$ будем выполнять адаптивно с помощью правила [3]

$$\mathbf{V}(k+1) = \mathbf{V}(k) - \mu(k)[\mathbf{v}(k)\mathbf{v}^T(k) - \mathbf{I}]\mathbf{V}(k),$$

где $\mu(k)$ — коэффициент, определяющий скорость адаптации, $\mathbf{I}$ — единичная матрица.

Для выделения сигнала утечки s_1 и шума s_2 с помощью каскадной ИНС применим предложенное правило (5) — (6), конкурирующее правило (2) и сравним результаты. На рисунке 3 изображены графики исходных колебаний s_1 и s_2 , графики, представляющие вектор смеси $\mathbf{x} = [x_1, x_2]$, и графики выделенных сигналов y_1 и y_2 при фиксированном значении $\eta = 0,001$. Визуальное сравнение выделенных сигналов показывает, что предложенное правило обучения сети обеспечивает успешное решение задачи.

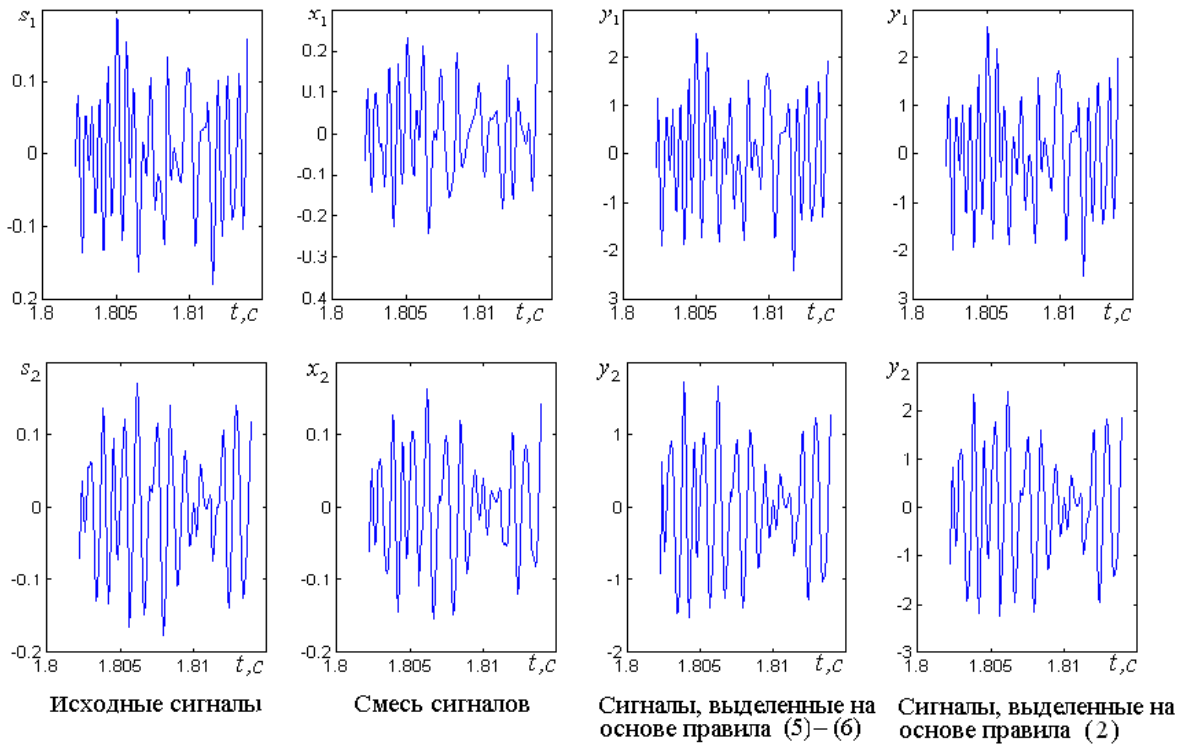


Рисунок 3 — Графики сигналов ИНС

ИНС успешно выделит на выходе первого каскада i -й сигнал-источник с нулевым средним значением, если вектор весовых коэффициентов удовлетворяет условию

$$\mathbf{w}_1^T \bar{\mathbf{A}}_1 = \mathbf{e}_i^T,$$

где $\mathbf{e}_i$ означает i -й столбец несингулярной диагональной матрицы $\bar{\mathbf{A}}_1 = \mathbf{V}\mathbf{A}$.

Отсюда для количественной оценки полученных результатов можно использовать следующий индекс эффективности выделения сигналов на выходе j -го каскада ИНС [4]

$$PI_j = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n \frac{e_{ji}^2}{e_{ji}^{*2}} - 1 \right),$$

где $\mathbf{e}_j = [e_{j1}, e_{j2}, \dots, e_{jn}]$, $\bar{\mathbf{A}}_j = (\mathbf{I} - \mathbf{w}_{j-1} \mathbf{w}_{j-1}^T) \bar{\mathbf{A}}_{j-1}$, $e_{ji^*} = \max\{|e_{ji}|\}$, $i = 1, \dots, n$.

Чем меньше значение этого индекса, тем ближе выделенный сигнал на выходе соответствующего каскада ИНС к одному из исходных сигналов. График зависимости индекса эффективности от номера итерации характеризует сходимость алгоритма обучения (рисунок 4). Из рисунка следует, что характер поведения индекса PI_1 для предложенного правила обучения (кривая 1), в целом, соответствует поведению этого же индекса в случае применения правила (2) (кривая 2). При этом он более чувствителен к мгновенным значениям отсчетов выделяемого сигнала. Благодаря этому индекс PI_2 для предложенного правила с первых итераций получает практически нулевые значения.

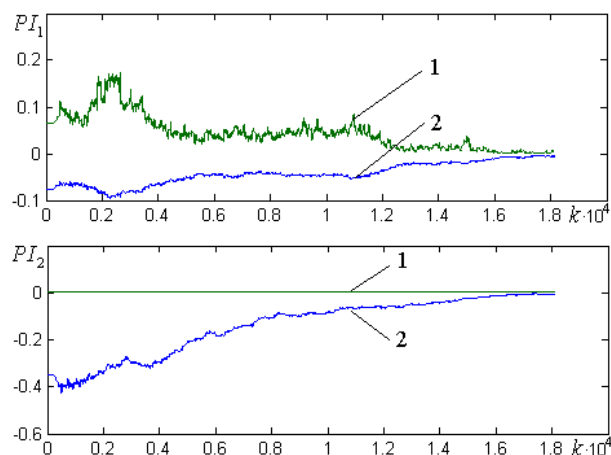


Рисунок 4 — Зависимость индексов эффективности: 1 — правило (5) — (6); 2 — правило (2)

Таким образом, правило (5) — (6) может успешно использоваться для обучения каскадной ИНС при выделении сигнала утечки из его смеси с шумом, спектр которого в значительной степени перекрывается по частоте со спектром сигнала. Применение этого правила позволяет упростить реализацию каскадной ИНС для работы в реальном времени. Кроме того, проведенные эксперименты показали, что в ряде случаев конкурирующее правило (2) дает неустойчивые результаты, так как приводит к выделению одного и того же сигнала на выходе каждого из каскадов ИНС.

Таким образом, решена задача выделения сигнала утечки из смеси мгновенных значений сигнала и шума. Так как реальный акустический сигнал утечки и шум в ходе передачи от источника к датчикам подвергаются свертке с импульсной характеристикой канала передачи, то дальнейшие исследования следует направить на решение задачи выделения сигнала утечки с учетом динамических свойств грунта.

Библиографический список

1. Баранов В.М. Акустическая диагностика и контроль на предприятиях топливно-энергетического комплекса / В.М. Баранов, А.И. Грищенко, А.М. Карасевич. — М.: Наука, 1998. — 326 с.
2. Ясиновский Г.И. Приборы для поиска утечек воды / Г.И. Ясиновский // Энергетик. — 2001. — № 8. — С. 47.
3. Бондарева О.В. Выделение сигналов с помощью нейросетевых алгоритмов при обнаружении утечек трубопроводов / О.В. Бондарева, В.Н. Бондарев, В.С. Чернега // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. — 2005. — № 2. — С. 106 — 109.
4. Thawonmas R. A cascade neural network for blind signal extraction without spurious equilibria / R. Thawonmas, A. Cichocki, S. Amari // IEICE Trans. on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences. — 1998. — V. E81—A. — № 9. — P. 1833 — 1846.

Поступила в редакцию 8.04.2008 г.