

Сидоренко И.А., Черкасов Д.А.
 ВУНЦ ВВС «ВВА имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина»
 г. Воронеж, ул. Старых Большевиков, 54а
 Ivan.Sidorenko.95@yandex.ru

Применение нейросетевых технологий в современных системах радиомониторинга для классификации радиосигналов

Стремительное увеличение количества и возможностей радиоэлектронных средствах (РЭС) и средств радиотехнической разведки (РТР) повышает требования, предъявляемые к средствам радиомониторинга, по оперативности и достоверности проведения радио и радиотехнического контроля (РРТК). Наиболее распространенными методами в настоящее время является спектральный и статистический анализ [1], однако они не позволяют в полной мере достичь требований к современным средствам радиомониторинга. Одним из новых методов является применение нейросетевых технологий в процессе распознавания и классификации радиотехнических сигналов и РЭС.

При применении данного метода, необходимо на этапе обработки радиотехнического сигнала выделить его информационные признаки, позволяющие распознать сигнал, классифицировать и определить его принадлежность. В качестве таких признаков наиболее эффективными себя показали статистические параметры сигналов [2]. Определяемые параметры должны в значительной степени отличаться между разными классами объектов и иметь незначительные, индивидуальные отличия между однотипными объектами одного класса. Различение полученных признаков является главной задачей, при применении нейросетевых технологий. При анализе признаков разнородных объектов получаются области допустимых значений для объектов определенного класса, в пределах которых могут изменять индивидуальные параметры РЭС, позволяющие классифицировать конкретное средство. Преимуществом использования статистических параметров сигнала, является отсутствие обязательного условия фильтрации входного сигнала, если помеха на входе приемного устройства является эргодическим случайным процессом.

Для практической реализации, при обработке радиотехнического сигнала, получена совокупность входных признаков объекта РРТК, включающая: математическое ожидание, среднеквадратичная ошибка (СКО), эксцесс и асимметрия:

$$m = \int_{-\infty}^{\infty} x \cdot f(x) dx, \quad (1)$$

$$D = \int_{-\infty}^{\infty} (x - m)^2 \cdot f(x) dx, \quad (2)$$

$$\gamma_1 = \frac{\mu_3}{\sigma^3}, \quad (3)$$

$$\gamma_2 = \frac{\mu_4}{\sigma^4} - 3, \quad (4)$$

$$\mu_n = \sum_{i=0}^N ((-1)^i \cdot C_n^i v_{n-i} * v_1^i), \quad (5)$$

$$v_k = \int_{-\infty}^{\infty} x^k \cdot f(x) dx, \quad (6)$$

где m – математическое ожидание; D – дисперсия; $\sigma = \sqrt{D}$ – СКО; γ_1 – асимметрия; γ_2 – эксцесс.

Такая совокупность входных признаков подходит для непрерывных во времени сигналов, но на практике при проведении мероприятий РРТК проводится обработка дискретных сигналов, поэтому неизвестна плотность вероятности $f(x)$. При рассмотрении дискретных сигналов необходимо интеграл в (1), (2), (6) заменить на сумму и перейти к оценкам статистических параметров:

$$m^* = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \quad (7)$$

$$D^* = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - m)^2, \quad (8)$$

$$v_k^* = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^k, \quad (9)$$

где N – количество отсчетов.

Из полученных для дискретных сигналов параметров, можно выделить входной вектор для нейронной сети классификации и распознавания

$$\mathbf{X} = [m_x, \sigma_x, \gamma_{1x}, \gamma_{2x}], \quad (10)$$

где $m_x = m - m_\xi$; $\sigma_x = \sqrt{D - D_\xi}$; $\gamma_{1x} = \gamma_1$; $\gamma_{2x} = \gamma_2$; переменные с индексом x – компоненты входного вектора; без индекса – характеристики сигнала с шумом, а с индексом ξ – модель шума.

Формирование правил распознавания и классификации классов (объектов) радиомониторинга можно осуществить с применением различных подходов к построению нейронной сети. В соответствии с теоремами Колмогорова-Арнольда (теорема о представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиций непрерывных функций одного сложения, 1957 г.) и Хехт-Нильсона (теорема о представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиций непрерывных функций одного переменного и сложения в 1987 году была переложена Хехт-Нильсоном для нейронных сетей) для полученной структуры, состоящей из входного вектора (10) и ожидаемых результатов, выбран двухслойный персептрон с 4 входами, 4 выходами и 9 нейронами на скрытом слое с прямыми полными связями фиксированной размерности [3].

Для данной сети характерно построение взвешенной суммы входных значений с поправкой для каждого элемента, затем полученное значение пропускается через передаточную функцию и получается выходное значение для каждого элемента. Распространение значений СКО происходит от выходов элемента к его входам – процедура обратного распространения. Для решения задачи обучения необходимо решить задачу минимизации функции ошибки $E(\omega)$, где ω определяет совокупность весовых коэффициентов.

Функция $E(\omega)$ для входных значений определяется как

$$E(\omega) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \omega_i^2, \quad (11)$$

где $\omega = t_i - a_i$, t_i – желаемый выход нейрона i ; a_i – активированный выход нейрона i .

В данном алгоритме реализована автоматическое распознавание сигнальных демаскирующих признаков специальных РЭС за счет применения нейронной сети типа многослойный персептрон, обученной методом обратного распространения ошибки по значениям вектора входных признаков (математическое ожидание, дисперсия, кумулянты 3 порядка параметров сигнала).

На выходе первого слоя нейронной сети формируются нарушения, раскрывающие данные о параметрах сигналов специальных РЭС, на втором слое – характеристики функционирования специальных РЭС, на третьем – данные по режимам работы, типу и классу носителя специального РЭС.

Литература

1. Леньшин А.В., Кравцов Е.В. Статические и динамические модели структуры и архитектуры радиоэлектронной системы защиты информации объектов комплексного технического контроля // Теория и техника радиосвязи. – 2020. – № 4. – С. 53–62.
2. Тихонов В.И. Статистическая радиотехника. – 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Радио и связь, 1982. – 624 с.
3. Бодянский Е.В., Руденко О.Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучения, применения. – Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2004. – 369 с.