

УДК 621.391:004.032.26

СПАЙКОВАЯ МОДЕЛЬ СИГНАЛОВ И ЕЁ ПРИМЕНЕНИЕ ДЛЯ СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛИЗА

Бондарев В.Н., к.т.н., директор института информационных технологий Севастопольского государственного университета, e-mail: bondarev@sevsu.ru

SPIKE MODEL OF SIGNALS AND ITS APPLICATION TO SPECTRAL ANALYSIS

Bondarev V.N.

Algorithms for processing signals represented by a sequence of impulses (spikes) formed by IAF neurons (Integrate-and-Fire) of spiking neural networks are considered. The input-output relationship of the IAF neuron is analyzed and a spike model for representing input signals is proposed. Two options for using this model for spectral analysis are discussed. The first option proposes an algorithm that calculates the coefficients of the Fourier series based on the direct conversion of the analyzed signal into a sequence of spikes. In the second option, called inverse coding, the basis functions of the Fourier series are converted into impulse form. A new algorithm for calculating spectral coefficients is proposed, which reduces to summing the samples of the analyzed signal at the time points corresponding to the appearance of spikes. The main advantage of the algorithms under consideration is their low complexity and the ability to be implemented on computers with limited resources by eliminating multiplication operations. An additional positive property of the algorithms is the absence of the aliasing effect during digital processing due to the irregularity of signal samples. The algorithms are focused on application in Internet of Things systems, Edge Artificial Intelligence, mobile computing and other areas.

Key words: spike signal representation, spiking neural networks, integrate and fire spiking neuron, spectral analysis.

Ключевые слова: спайковое представление сигналов, спайковые нейронные сети, интегратор с порогом, спектральный анализ.

Введение

Различные модели искусственных нейронных сетей широко применяются в цифровой обработке сигналов [1, 2]. При этом в последнее время существенное внимание уделяется спайковым нейронным сетям [2-6]. Спайковые нейронные сети имеют большой потенциал для применения в таких областях, как автономные роботизированные системы, мобильные вычисления, различные системы биомониторинга, интерфейсы мозг-компьютер, нейропротезирование и др. [7-9]. Для этих областей характерны следующие требования, предъявляемые к средствам обработки: возможность оперативной обработки сигналов вблизи источника данных, реализация на вычислителях с ограниченными ресурсами, низкое энергопотребление. Модели спайковых нейронных вычислений являются многообещающим подходом для удовлетворения этих требований [3], [9]. Спайковые нейросети основаны на биологически инспирированных моделях нейронов [10, 11]. В отличие от формального искусственного нейрона, спайковые нейроны взаимодействуют посредством коротких электрических импульсов, известных как потенциалы действия или спайки. С точки зрения обработки сигналов, спайковые нейроны реализуют время-импульсное кодирование информации [12], которое потенциально обеспечивает более низкое энергопотребление и упрощает реализацию алгоритмов обработки.

Анализ представлений сигналов в виде последовательностей спайков, а также алгоритмов обработки сиг-

Рассматриваются алгоритмы обработки сигналов, представляемых последовательностями импульсов (спайков), формируемыми IAF-нейронами (Integrate-and-Fire) спайковых нейронных сетей. Проанализирована связь «вход-выход» IAF-нейрона и предложена спайковая модель входных сигналов. Обсуждаются два варианта применения этой модели для спектрального анализа. В первом варианте предлагается алгоритм вычисления коэффициентов ряда Фурье на основе непосредственного преобразования анализируемого сигнала в последовательность спайков. Во втором варианте, названным инверсным кодированием, в импульсную форму преобразуются базисные функции ряда Фурье. Предлагается новый алгоритм вычисления спектральных коэффициентов, который сводится к суммированию отсчетов анализируемого сигнала в моменты времени, соответствующие формированию спайков. Основным преимуществом рассматриваемых алгоритмов является их низкая сложность и возможность реализации на вычислителях с ограниченными ресурсами за счет исключения операций умножения. Дополнительным положительным свойством алгоритмов является отсутствие эффекта наложения частот при цифровой обработке в силу нерегулярности используемых отсчетов сигналов. Алгоритмы ориентированы на применение в системах Интернета вещей, граничного искусственного интеллекта, мобильных вычислениях и других областях.

налов на основе таких представлений важен для дальнейшего развития систем реального времени в области мобильных вычислений, Интернета вещей (Internet of Things, IoT), граничного искусственного интеллекта (Edge Artificial Intelligence, EAI), робототехнике [3], [8], [9].

Известны несколько подходов к цифровой обработке сигналов, представленных последовательностью спайков [12-15]. В [12-14] авторы рассматривают алгоритмы предварительного восстановления непрерывных сигналов по последовательности спайков с возможным дальнейшим применением различных традиционных схем

обработки сигналов. Такой подход снижает потенциальные преимущества спайкового представления сигналов, отмеченные выше.

Альтернативный подход основан на применении операций обработки сигналов непосредственно к серии спайков, без восстановления исходных сигналов [15]. В рамках такого подхода построены онлайн-алгоритмы арифметических операций (сложение, умножение) и свертки последовательностей спайков, подходящие для приложений интернета вещей с отношением сигнал-шум (ОСШ) от 30 до 70 дБ [15]. Вместе с тем указанные алгоритмы остаются относительно сложными, так как предполагают проведение объемных вычислений с использованием значений межспайковых интервалов времени.

С целью построения более простых алгоритмов обработки сигналов, представленных последовательностью спайков, в статье предлагается импульсная модель «вход-выход» спайкового нейрона, реализуемого в виде интегратора с порогом (Integrate-and-Fire, IAF). Анализируются возможности применения этой модели для цифрового спектрального анализа и линейной фильтрации. Рассматриваются две схемы применения предложенной модели. В соответствии с первой схемой предлагается алгоритм вычисления коэффициентов ряда Фурье, который основан на непосредственном преобразовании анализируемого сигнала в последовательность спайков с помощью биполярного IAF-нейрона. Определяются ограничения алгоритма при использовании IAF-нейронов с фиксированным порогом сраба-

тывания и исследуются ошибки вычислений спектральных коэффициентов. В рамках второй схемы, которая названа схемой инверсного спайкового кодирования, предлагается новый алгоритм вычисления коэффициентов ряда Фурье, основанный на представлении базисных функций последовательностью спайков. Исследуются аппроксимирующие свойства алгоритма и анализируется влияние дискретизации. С целью иллюстрации практических возможностей алгоритма вычисляется кратко-временный спайк-спектр речевого сигнала, который сравнивается с аналогичным спектром, вычисляемым на основе дискретного преобразования Фурье (ДПФ).

Спайковая модель сигналов

Рассмотрим простую модель биполярного IAF-нейрона с одним входом (рис. 1, а) [13]. Модель состоит из интегратора и компаратора. Входной аналоговый сигнал $u(t)$ поступает на вход интегратора, выходной сигнал которого сравнивается с положительным или отрицательным порогом $\pm s$. Когда выходной сигнал интегратора $y(t)$ достигает любого из этих порогов, на выходе нейрона формируется выходной импульс со знаком $\lambda_n = \text{sign}(y(t_n))$, где t_n – время появления импульса. Выходной импульс сбрасывает интегратор и весь процесс повторяется. Временные диаграммы сигналов IAF-нейрона изображены на рис. 1, б. Выход рассматриваемой модели нейрона представляется виде последовательности разнополярных импульсов с амплитудными значениями +1 или -1.

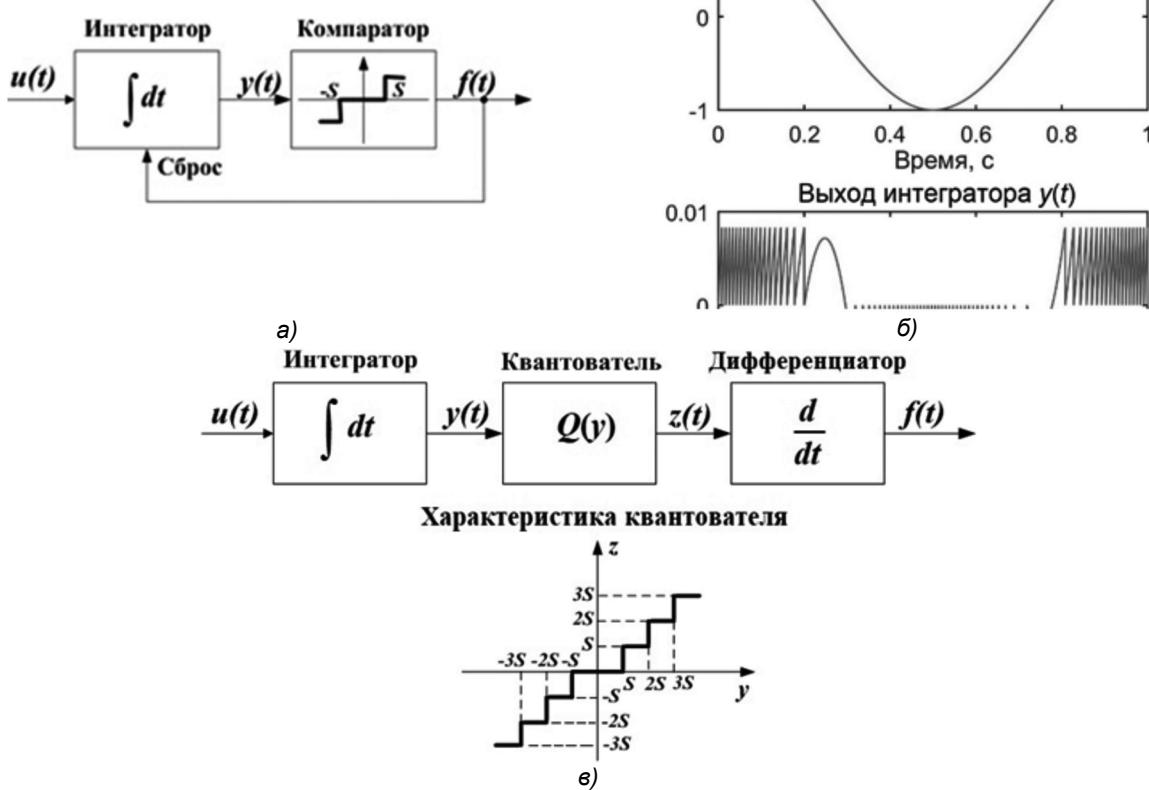


Рис. 1. Спайковый нейрон с одним входом: а) модель IAF-нейрона; б) диаграммы сигналов IAF-нейрона; в) функциональная модель IAF-нейрона

Так как интегрирование выполняется на интервале между выходными импульсами, то точное условие срабатывания нейрона запишется в виде

$$|y(t_n)| = \left| \int_{t_{n-1}}^{t_n} u(t) dt \right| = s, \quad n = 1, 2, 3, \dots \quad (1)$$

Рассмотренная модель биполярного IAF-нейрона дает представление о механизме его функционирования и может применяться в ходе компьютерного моделирования. Однако для обработки сигналов необходима модель IAF-нейрона, которая позволяет установить функциональную связь между входным сигналом $u(t)$ и выходной последовательностью импульсов.

Рассмотрим эквивалентную модель IAF-нейрона (рис. 1,б) [16], которая состоит из интегратора, равномерного квантователя и дифференциатора. В соответствии с этой моделью импульсы на выходе IAF-нейрона формируются, когда выходной сигнал интегратора $y(t)$ достигает очередного значения порога, кратного s . В этом случае выходной сигнал квантователя $z(t)$ можно представить в виде суммы единичных ступенчатых функций Хевисайда $1(t)$:

$$z(t) = s \sum_n \lambda_n 1(t - t_n), \quad t_n \leq t. \quad (2)$$

Если формально выполнить дифференцирование выражения (2) по времени, то выходная последовательность импульсов на выходе нейрона может быть представлена суммой дельта функций Дирака $\delta(t)$ [17, 18]:

$$f(t) = s \sum_n \lambda_n \delta(t - t_n). \quad (3)$$

Так как $z(t)$ с учетом (2) соответствует ступенчатой аппроксимации выходного сигнала интегратора $y(t)$, то $f(t)$, как производная от $z(t)$, является своеобразной импульсной аппроксимацией самого входного сигнала $u(t)$. Следовательно, входной сигнал $u(t)$ можно представить его моделью $u_M(t)$ в виде

$$u_M(t) = s \sum_n \lambda_n \delta(t - t_n). \quad (4)$$

Далее будем называть (4) спайковой моделью входного сигнала. Модель (4) позволяет значительно упростить преобразования, выполняемые в ходе обработки сигналов. Вместе с тем следует отметить, что такое представление сигналов является идеализацией, так как дельта функции в (4) всюду равны нулю, кроме моментов времени $t = t_n$. Поэтому (4) можно использовать только при интегральных преобразованиях сигналов, представляемых последовательностью спайков [17]. Например, в ходе линейной фильтрации

$$y(t) = \int_0^t u(\tau) h(t - \tau) d\tau \quad (5)$$

или определения текущего спектра [19]

$$U(t, \omega) = \int_0^t u(\tau) \exp(-i\omega\tau) d\tau, \quad (6)$$

где $h(t)$ – импульсная характеристика линейного фильтра.

Подставив в (5) или (6) вместо входного сигнала $u(t)$ спайковую модель (4), получим аппроксимирующие вы-

ражения, которые можно использовать при решении задач фильтрации или спектрального анализа сигналов, представляемых последовательностью спайков [17, 18]:

$$y_M(t) = s \sum_n \lambda_n h(t - t_n), \quad (7)$$

$$U_M(t, \omega) = s \sum_n \lambda_n \exp(-i\omega t_n), \quad t_n \in [0, T]. \quad (8)$$

Как видно из выражений (7) и (8), отображение сигналов во время-импульсную область с помощью спайкового нейрона позволяет построить эффективные в вычислительном отношении алгоритмы обработки сигналов. Поскольку $\lambda_n = \pm 1$, то вычисление свертки или преобразования Фурье на основе (7) или (8) не требуют операции умножения и для вычисления $y_M(t)$ или $U_M(t, \omega)$ необходимо лишь суммировать значения $h(t)$ или $\exp(-i\omega t)$ в моменты времени t_n , соответствующие появлению импульсов на выходе IAF-нейрона. Это свойство выражений (7) и (8) позволяет использовать для их реализации простые вычислительные средства.

Построение линейных фильтров для сигналов, представленных последовательностью спайков, рассматривалось ранее в работах [18, 20, 21]. Ниже рассмотрим применение спайковой модели сигналов (4) для целей спектрального анализа.

Спектральный анализ на основе непосредственного преобразования сигналов в последовательность спайков

Рассмотрим представление сигнала $u(t)$ в виде комплексного ряда Фурье на интервале времени $[0, T]$. Коэффициенты такого ряда, образующие частотный спектр сигнала $u(t)$, определяются из выражения [19]

$$U(\omega_1 k) = \frac{1}{T} \int_0^T u(t) \exp(-i\omega_1 kt) dt, \quad \omega_1 = 2\pi/T \quad (9)$$

где k – целое. Заменив $u(t)$ в (9) спайковой моделью (4), получим аппроксимацию спектра (9), которую будем называть спайк-спектром входного сигнала $u(t)$ и обозначать $U_M(\omega_1 k)$:

$$U_M(\omega_1 k) = \frac{s}{T} \sum_{n=1}^N \lambda_n \exp(-i\omega_1 k t_n), \quad t_n \in [0, T] \quad (10)$$

где N – количество импульсов на периоде гармоники с частотой ω_1 . Выражение (10) позволяет построить алгоритм вычисления спектральных коэффициентов, заключающийся в суммировании выборок комплексных экспонент в моменты времени, соответствующие появлению спайков на выходе IAF-нейрона. Отметим, что в (10) моменты взятия отсчетов экспонент являются нерегулярными и задаются точными моментами времени срабатывания IAF-нейрона. Следовательно, при вычислении спайк-спектра (10) не будет наблюдаться эффект наложения частот, свойственный регулярной дискретизации. Для прямого вычисления (10) необходимо выполнить $2KN$ операций суммирования, где K – количество вычисляемых спектральных коэффициентов. Замена операций суммирования с умножением, которые, например, используются при вычислении спектра сигналов с помощью ДПФ, только на операции суммирования является важным преимуществом (10).



Чтобы выяснить точностные свойства (10), рассмотрим функциональную модель IAF-нейрона (см. рис. 1, *б*) и найдем выражение для вычисления спайк-спектра элементарного гармонического входного сигнала $u(t) = \cos(\omega_1 t)$. В этом случае выход интегратора при нулевых начальных условиях будет равен $y(t) = 1/\omega_1 \cdot \sin(\omega_1 t_n)$. На интервале времени $[0, T/4]$ выходной сигнал интегратора $y(t)$ монотонно возрастает по амплитуде от 0 до $1/\omega_1$. Пусть $s = 1/(\omega_1 N_q)$, где N_q – число выходных импульсов, формируемых IAF-нейроном на четверти периода T . Тогда временные моменты срабатывания IAF-нейрона t_n определяются из уравнения

$$1/\omega_1 \cdot \sin(\omega_1 t_n) = ns, \quad n \in [1, N_q]. \quad (11)$$

Решив (11), получим

$$t_n = 1/\omega_1 \cdot \arcsin(n/N_q), \quad \text{при } t_n \in [0, T/4], \quad (12)$$

и

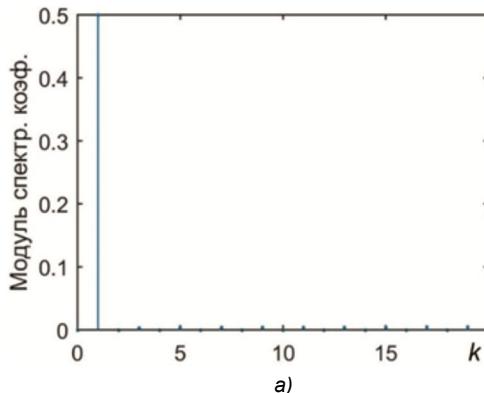
$$t_n = 1/\omega_1 \cdot [\pi - \arcsin(1 - n/N_q)], \quad \text{при } t_n \in (T/4, T/2]. \quad (13)$$

Для интервала времени $(T/2, T]$ значения t_n вычисляются также с помощью (12) и (13) с дополнительным смещением на время $T/2$. Подставив выражения для t_n в (10), получим

$$\begin{aligned} U_M(\omega_1 k) = & \frac{1}{2\pi N_q} (1 - (-1)^k) \times \\ & \times \sum_{n=1}^{N_q} [\exp(-ik \arcsin(n/N_q)) + \exp(ik \arcsin(1 - n/N_q))]. \end{aligned} \quad (14)$$

Из (14) следует, что спайк-спектр гармонического сигнала, помимо спектрального коэффициента $U_M(\omega_1)$ на основной частоте, будет дополнительно содержать ложные спектральные составляющие $U_M(\omega_1 k)$ при нечетных k . Спектральные составляющие для четных k равны нулю.

На рис. 2, *а* показан модуль спайк-спектра гармонического сигнала, вычисленный с помощью выражения (14). Из рис. 2, *а* следует, что значения модуля нечетных спектральных коэффициентов $|U_M(\omega_1 k)|$, ($k > 1$) являются незначительными. Эти значения уменьшаются при снижении порога s и, соответственно, при увеличении числа спайков $N = 4N_q$, приходящихся на пери-



а)

Рис. 2. Гармонический сигнал: а) спайк-спектр (14), $N = 400$; б) отношение сигнал-шум

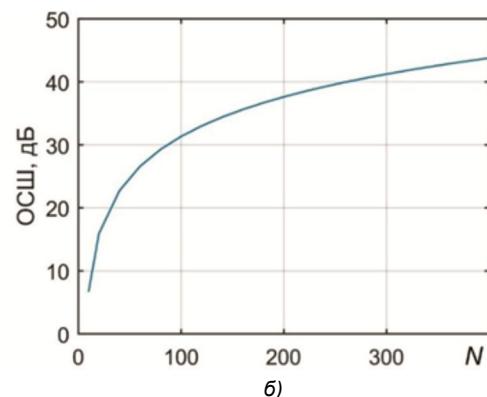
од основной гармоники. На рис. 2, *б* изображена зависимость ОСШ от N , которая позволяет оценить точность аппроксимации спектра гармонического сигнала при использовании (14). ОСШ определялось как логарифмическое отношение суммы квадратов спектральных коэффициентов $|U(\omega_1 k)|^2$ к сумме квадратов ошибок $(|U(\omega_1 k)| - |U_M(\omega_1 k)|)^2$ для трех первых дополнительных гармоник спайк-спектра.

Представляет интерес оценка свойств спайк-спектра (10) для более сложных сигналов. С этой целью вычислялся спайк-спектр полигармонического сигнала. Для этого было проведено компьютерное моделирование, поскольку найти аналитически выражения для вычисления моментов времени t_n в этом случае не представляется возможным. При моделировании полигармонический входной сигнал задавался в виде суммы L гармонических колебаний одинаковой амплитуды с частотами, кратными основной частоте ω_1 :

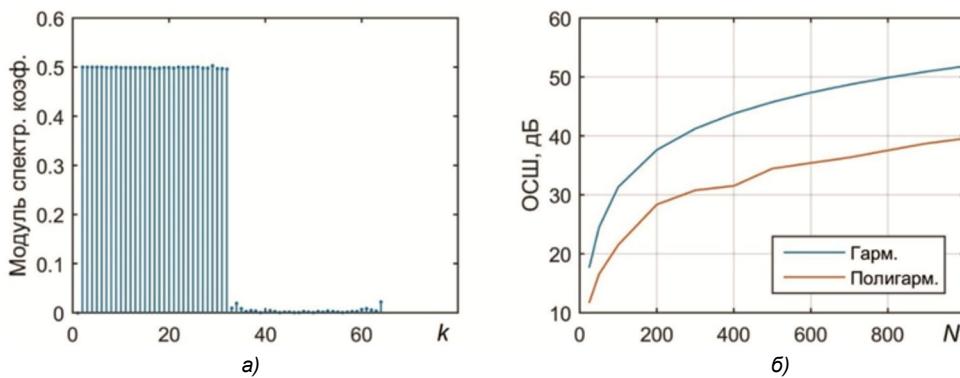
$$u(t) = \sum_{k=1}^L \cos(\omega_1 kt). \quad (15)$$

На рис. 3, *а* изображен вычисленный на основе (10) спайк-спектр полигармонического сигнала (15) при $L = 32$ и $N = 800$. Как следует из рис. 3, *а* спайк-спектр полигармонического сигнала содержит ложные спектральные компоненты при $k > 32$. Их уровень также снижается при увеличении числа спайков N , приходящихся на период основной гармоники. На рис. 3, *б* показана зависимость значений ОСШ для полигармонического сигнала от N , где ОСШ определялось как логарифмическое отношение суммы квадратов спектральных коэффициентов $|U(\omega_1 k)|^2$ к сумме квадратов ошибок $(|U(\omega_1 k)| - |U_M(\omega_1 k)|)^2$ в диапазоне частот $[\omega_1, 2L\omega_1]$. Из рис. 3, *б* следует, что для полигармонического сигнала ОСШ имеет максимальное значение примерно равное 40 дБ при $N = 1000$, а для гармонического сигнала при том же значении N ОСШ примерно равно 52 дБ.

Более низкие значения ОСШ для полигармонического сигнала (15) объясняются большим динамическим диапазоном такого сигнала по сравнению с гармоническим сигналом и постоянным порогом s , который в этом случае рассматривается как шаг квантования сигнала по амплитуде. Из-за этого для входного сигнала с малой амплитудой IAF-нейрон формирует недостаточное коли-



б)

Рис. 3. Полигармонический сигнал: а) спайк-спектр (10), $N = 800$; б) отношение сигнал-шум

чество спайков, что приводит к снижению точности аппроксимации спектра сигнала при использовании (10). Чтобы преодолеть этот недостаток, следует для различных амплитудных значений входного сигнала использовать разные значения порога s . Однако это приведет к вынужденному включению в формулу (10) операции умножения, что снизит ее вычислительные преимущества.

В ходе моделирования при вычислении спайк-спектра полигармонического сигнала осуществлялась регулярная дискретизация времени. При этом использовалась относительно высокая частота дискретизации для снижения влияния эффекта наложения частот. Необходимость применения при моделировании высокой частоты дискретизации обусловлена тем, что входной сигнал IAF-нейрона должен рассматриваться как непрерывный и его амплитудные значения должны отображаться в точные моменты времени с помощью IAF-нейрона.

Спектральный анализ на основе представления базисных функций последовательностью спайков

Для устранения указанных ограничений, свойственных спайк-спектру (10), а также выражениям (7) и (8), рассмотрим схему инверсного спайкового кодирования. В этом случае в последовательность спайков преобразуется не обрабатываемый сигнал $u(t)$ в выражении (9), а базисные комплексные экспоненциальные функции $\exp(-i\omega_1 kt)$. Поскольку эти функции известны, то можно заранее представить их в виде последовательности спайков с необходимой точностью.

Перепишем (9) в виде действительной и мнимой составляющих

$$\operatorname{Re}U(\omega_1 k) = \frac{1}{T} \int_0^T u(t) \cos(\omega_1 kt) dt, \quad (16)$$

$$\operatorname{Im}U(\omega_1 k) = \frac{1}{T} \int_0^T u(t) \sin(\omega_1 kt) dt. \quad (17)$$

Выполним спайк-кодирование базисных тригонометрических функций для действительных (16) и мнимых составляющих (17) спектра (9):

$$\cos(\omega_1 kt) \rightarrow s_k \sum_{n=1}^{N_k} \lambda_n^{re}(k) \delta(t - t_n^{re}(k)), \quad (18)$$

$$\sin(\omega_1 kt) \rightarrow s_k \sum_{n=1}^{N_k} \lambda_n^{im}(k) \delta(t - t_n^{im}(k)), \quad (19)$$

где N_k – количество импульсов на периоде k -й базисной функции; $t_n^{re}(k)$, $t_n^{im}(k)$ – моменты времени установки импульсов, соответственно, в действительных и мнимых последовательностях спайков; $\lambda_n^{re}(k)$, $\lambda_n^{im}(k)$ – знаки импульсов в действительных и мнимых последовательностях спайков.

Подставив (18) и (19) в (16) и (17), получим

$$\operatorname{Re}U_M(\omega_1 k) = \frac{s_k}{T} \sum_{n=1}^{N_k} \lambda_n^{re}(k) u(t_n^{re}(k)), \quad (20)$$

$$\operatorname{Im}U_M(\omega_1 k) = \frac{s_k}{T} \sum_{n=1}^{N_k} \lambda_n^{im}(k) u(t_n^{im}(k)). \quad (21)$$

Выражения (20) и (21), аналогично (10), позволяют построить алгоритм спектрального анализа, не требующий операций умножения входе вычислений. В соответствии с (20) и (21), действительная и мнимая компоненты ряда Фурье вычисляются путем суммирования выборок входного сигнала в моменты времени $t_n^{re}(k)$ и $t_n^{im}(k)$.

Моменты времени $t_n^{re}(k)$ и $t_n^{im}(k)$ могут быть вычислены и запомнены в памяти заранее. Для этого рассмотрим еще раз функциональную схему биполярного IAF-нейрона (см. рис. 1, в). Если на вход IAF-нейрона подать базисную функцию $\sin(\omega_1 kt)$, то, аналогично (11), при $s_k = 1/(\omega_1 k N_q)$ можно получить выражения для вычисления моментов времени $t_n^{im}(k)$:

$$t_n^{im}(k) = \frac{1}{\omega_1 k} \arccos(1 - n/N_q), \quad t_n^{im}(k) \in [0, T_k/2], \quad (22)$$

$$t_n^{im}(k) = \frac{1}{\omega_1 k} (2\pi - \arccos(n/N_q - 1)), \quad t_n^{im}(k) \in [T_k/2, T_k]. \quad (23)$$

где T_k – период базисной функции с частотой $\omega_1 k$, $n = 1, 2, \dots, N_q$. Моменты времени $t_n^{re}(k)$ с учетом свойств базисной функции $\cos(\omega_1 kt)$ можно получить путем сдвига и перестановки соответствующих значений $t_n^{im}(k)$.

Следует отметить, что при выполнении спайк-кодирования базисных функций для каждой из них задавался индивидуальный порог s_k , обеспечивающий одинаковое количество импульсов N_q на четверти периода

базисной функции. Это значительно повышает точность аппроксимации спектральных коэффициентов и обеспечивает дополнительный контроль над процессом отображения базисных функций во время-импульсную область.

На рис. 4, а изображены спектральные коэффициенты ряда Фурье для полигармонического сигнала (15), которые вычислялись на основе (20) и (21) путем суммирования отсчетов входного сигнала $u(t)$ в заранее вычисленные моменты времени $t_n^{re}(k)$ и $t_n^{im}(k)$. Из сравнения рис. 3, б и рис. 4, б следует, что инверсное спайк-кодирование позволяет увеличить значения ОСШ. Кроме того, поскольку выборки из $u(t)$ осуществляются в нерегулярные моменты времени, то эффект наложения частот при вычислении спайк-спектра на основе (20) и (21) отсутствует. Это важное потенциальное преимущество данного алгоритма вычисления спектральных коэффициентов.

Спайк-спектры дискретных сигналов

Если входной сигнал является дискретным и представлен своими регулярными отсчетами $u(nT_s)$, где T_s – период дискретизации, то это приводит к появлению эффекта наложения частот. Кроме этого, можно показать, что замена в выражении (9) непрерывных значений $u(t)$ кусочно-постоянными значениями $u(nT_s)$ на интервале T_s приводит к дополнительному умножению модуля спектральных коэффициентов, вычисляемых с помощью (20) и (21), на значения функции $w(\omega_1 k) = \sin(\omega_1 k T_s / 2) / (\omega_1 k T_s / 2)$. Эта функция соотв-

тствует амплитудно-частотной характеристике прямоугольного временного окна длительностью T_s , которое неявно применяется в этом случае. На рис. 5а изображен вычисленный на основе (20) – (21) спайк-спектр дискретного полигармонического сигнала $u(nT_s)$, где ось частот нормирована относительно частоты дискретизации. Из-за частотных свойств упомянутого прямоугольного временного окна спектральные коэффициенты в основной полосе частот частично подавляются, а также подавляются повторяющиеся копии спектра (отмеченные на рис. 5, а как ДПФ-спектр).

Поскольку частотные свойства прямоугольного окна известны, значения спектральных коэффициентов в основной полосе частот легко скорректировать, умножив их на обратные значения $w(\omega_1 k)$. На рис. 5, б изображен спайк-спектр дискретного полигармонического сигнала (15) до и после коррекции. В результате коррекции ОСШ увеличилось с 22,8 дБ до 41,7 дБ.

Аналогичные эффекты, связанные с дискретизацией входного сигнала, также наблюдаются и при вычислении спайк-спектра сигнала $u(nT_s)$ с помощью (10).

Для оценки практической возможности определения спектров реальных сигналов на основе (20) и (21) был вычислен кратковременный спектр речи с использованием схемы инверсного спайк-кодирования. Анализируемый речевой сигнал с частотой дискретизации 22050 Гц соответствовал гласной фонеме и содержал 512 отсчетов. Кратковременный спайк-спектр речевого сигнала, вычисленный с использованием (20) и (21) при $N = 200$ и $K = 256$, изображен на рис. 6. Для сравнения на рис. 6 также показан кратковременный спектр речевого сигна-

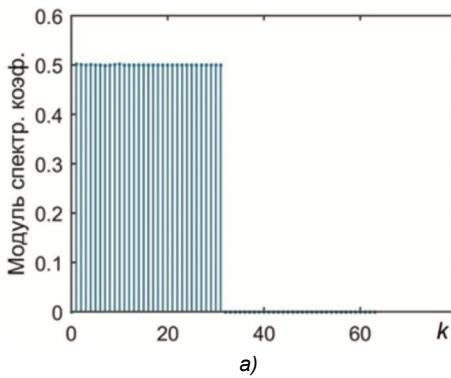


Рис. 4. Полигармонический сигнал: а) спайк-спектр (20)-(21), $N = 800$; б) отношение сигнал-шум

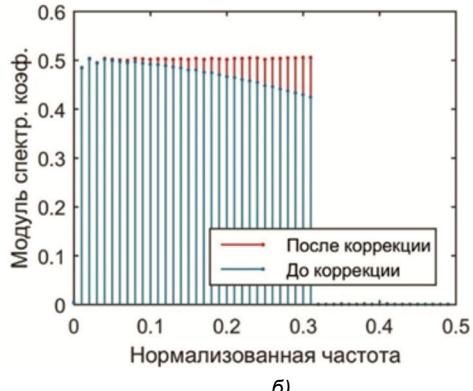


Рис.5. Спайк-спектр дискретного полигармонического сигнала: а) эффекты дискретизации; б) значения спектральных коэффициентов до и после коррекции

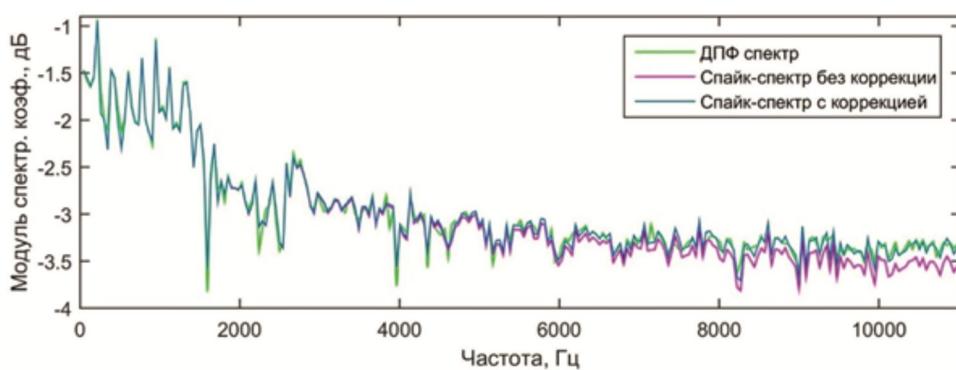


Рис. 6. Сопоставление кратковременных спектров речевого сигнала

ла, вычисленный с помощью ДПФ. Из рис. 6 следует, что спайк-спектр речи, вычисленный на основе (20) и (21), без дополнительной коррекции имеет заметные отличия от ДПФ-спектра в диапазоне частот выше 5,0 КГц. После коррекции значений спектральных составляющих спайк-спектра путем их умножения на обратные значения $w(\omega, k)$, спайк-спектр речи и ДПФ-спектр речи практически совпали.

Чтобы оценить количественное отличие спайк-спектра речевого сигнала от его ДПФ спектра, была вычислена относительная среднеквадратическая ошибка (ОСКО). После коррекции спайк-спектра обратными значениями $w(\omega)$ ОСКО составила $6,4 \cdot 10^{-5}$ при $N = 200$. При уменьшении количества импульсов до $N = 20$ относительная среднеквадратическая ошибка вычисления спайк-спектра не превысила $4,3 \cdot 10^{-3}$.

Заключение

В статье рассмотрены алгоритмы обработки сигналов, представляемых последовательностью спайков, формируемыми IAF-нейронами спайковых нейросетей. Эти алгоритмы основаны на предложенной идеализированной спайковой модели непрерывных сигналов, которая представляет собой сумму дельта-функций со знаками и весом, определяемым порогом IAF-нейрона.

Показано, что предложенная спайковая модель позволяет получать алгоритмы линейной фильтрации и спектрального анализа сигналов, не использующие операции умножения. Это упрощает реализацию алгоритмов и представляет большой интерес в таких областях, как Интернет вещей, граничный искусственный интеллект, интерфейсы мозг-компьютер, мобильные вычисления и др.

В статье рассматривается непосредственное спайк-кодирование анализируемых сигналов и использование спайковой модели входного сигнала для вычисления спектральных коэффициентов ряда Фурье. Получено выражения для расчета спайк-спектра и исследованы его свойства для случаев гармонического и полигармонического сигналов. Показано, что спайк-спектр свободен от наложения частот, поскольку его вычисление не предполагает регулярной дискретизации. Для оценки точности спайк-спектра вычислялось отношение сигнал-шум. Точность аппроксимации спектра при использовании предложенной спайковой модели сигналов критически зависит от значения порога IAF-нейрона и, соответственно, от количества импульсов на периоде анализи-

руемой гармоники. Для элементарного гармонического сигнала ОСШ примерно равно 30 дБ при 100 импульсах на периоде гармоники.

Для повышения точности вычислений была предложена схема инверсного спайкового кодирования. В этом случае во время-импульсную область отображается не анализируемый сигнал, а базисные функции разложения Фурье. Поскольку эти функции известны, то можно заранее представить их в виде последовательности спайков с необходимой точностью. Использование инверсного спайк-кодирования позволило получить новый алгоритм вычисления спектральных коэффициентов, заключающийся в суммировании выборок входного непрерывного сигнала в моменты времени, соответствующие появлению спайков в представлениях базисных функций. Компьютерное моделирование подтвердило повышение точности аппроксимации спектра. ОСШ для гармонического сигнала увеличилось примерно до 50 дБ при 100 импульсах на периоде гармоники.

В ходе компьютерного моделирования также установлено, что при обработке дискретных сигналов с регулярной дискретизацией в их спайк-спектре проявляется эффект наложения частот. При этом повторяющиеся спектральные компоненты в спайк-спектре дискретного сигнала частично ослабляются умножением на частотные коэффициенты прямоугольного временного окна, длительность которого равна периоду дискретизации сигнала. Чтобы оценить практические свойства предложенных алгоритмов вычислялся кратковременный спектр речи с использованием схемы инверсного спайк-кодирования. Сравнение спайк-спектра и ДПФ спектра речи показало, что относительная среднеквадратическая ошибка составляет $6,4 \cdot 10^{-5}$ при 200 импульсах на периоде анализируемой гармоники. При уменьшении числа импульсов в десять раз ОСКО составила $4,3 \cdot 10^{-3}$, что приемлемо для приложений, связанных с решением задач обработки речи.

Литература

1. Handbook of neural network signal processing / Yu Hen Hu, Jenq-Neng Hwang (eds.). Boca Raton, Florida: CRC Press, 2002. 381 p.
2. Нейрокомпьютеры в системах обработки сигналов / Под ред. Ю.В. Гуляева и А.И. Галушкина. М.: Радиотехника, 2003. 224 с.
3. Roy K., Jaiswal A., Panda P. Towards spike-based machine intelligence with neuromorphic computing. Nature.

2019 Nov, 575(7784), pp. 607-617.

4. Bondarev V. Training a digital model of a deep spiking neural network using backpropagation. E3S Web Conf. Topical Problems of Agriculture, Civil and Environmental Engineering (TPACEE 2020). 2020, vol. 224, no. 01026, 7 p.

5. Lin X., Zhang Z., Zheng D. Supervised learning algorithm based on spike train inner product for deep spiking neural networks. Brain Sci. 2023, vol. 13, no. 2:168, 20 p.

6. Li K., Príncipe J.C. Biologically-inspired spike-based automatic speech recognition of isolated digits over a reproducing kernel hilbert space. Front. Neurosci. 2018, vol. 12, no. 194, 17 p.

7. Káldy C., Lazar A.A., Simonyi E., Tóth L. Time encoded communications for human area network biomonitoring. 2008, 8 p. <http://bionet.github.io/papers/lazar2-07.pdf>

8. Giraldo N.S., Isaza S., Velásquez R.A. Sailboat navigation control system based on spiking neural networks. Control Theory Technol. 2023, vol. 21, pp. 489-504.

9. Li K., Príncipe J.C. Biologically-inspired pulse signal processing for intelligence at the edge. Front. Artif. Intell. 2021, vol. 4, no. 568384, 16 p.

10. Maass W. Paradigms for computing with spiking neurons. Models of Neural Networks. Early Vision and Attention / J.L. van Hemmen, J.D. Cowan, E. Domany (eds.). Springer, 2002, vol. 4, pp. 373-402.

11. Gerstner W., Kistler W.M. Spiking neuron models: single neurons, populations, plasticity. UK: Cambridge University Press, 2002. 498 p.

12. Lazar A.A. A simple model of spike processing. Neurocomputing. 2006, vol. 69, pp. 1081-1085.

13. Feichtinger H.G., Príncipe J.C., Romero J.L., Alvarado A.S., Velasco G.A. Approximate reconstruction of bandlimited functions for the integrate and fire sampler.

Advances in Computational Mathematics. 2012, vol. 36, no. 1, pp. 67-78.

14. Wei D., Harris J.G. Signal reconstruction from spiking neuron models. Proceedings of the 2004 International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS 2004). IEEE Press. 2004, vol. 5, pp. 353-356.

15. Nallathambi G., Príncipe J.C. Theory and algorithms for pulse signal processing. IEEE Transactions On Circuits and Systems I: Regular Papers. 2020, vol. 67, no. 8, pp. 2707-2718.

16. Lee H.C. Integral pulse frequency modulation with technological and biological applications. PhD thesis. Montreal, Quebec: McGill University. 1969. 212 p.

17. Бондарев В.Н. Цифровая обработка сигналов с использованием импульсных нейронных сетей. XX Международная научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2018». Лекции по нейроинформатике. М.: НИЯУ МИФИ, 2018. С. 44-71.

18. Bondarev V. Signal processing with spiking neuron model. 25th International Conference on Digital Signal Processing and its Applications (DSPA). Moscow, Russia, 2023, pp. 1-5.

19. Харкевич А.А. Спектры и анализ. Изд. 5-е. М.: ЛИБРОКОМ, 2009. 240 c.

20. Bondarev V. Pulse neuron learning rules for processing of dynamical variables encoded by pulse trains / B. Kryzhanovsky, W. Dunin-Barkowski, V. Redko (eds.). Neuroinformatics 2017. Studies in Computational Intelligence. Springer, Cham, 2018, vol. 736, pp. 53-58.

21. Bondarev V. Pulse neuron supervised learning rules for adapting the dynamics of synaptic connections / T. Huang et al. (Eds.). Advances in Neural Networks-ISNN 2018. Lecture Notes in Computer Science. Springer, Cham, 2018, vol. 10878, pp. 183-191.

НОВЫЕ КНИГИ

Поборчая Н.Е.

Методы и алгоритмы оценивания параметров канала связи в условиях априорной неопределенности в системах с приемником прямого преобразования: Учебное издание для вузов, М.: Изд-во «Горячая линия-Телеком», 2023 г. 240 с.: ил.

Изложены методы и алгоритмы совместного оценивания параметров сигнала (канала связи) в условиях априорной неопределенности относительно статистических характеристик канала связи и законов распределения шумов. Особое внимание удалено системам с приемником прямого преобразования. Рассмотрены вопросы синтеза и анализа процедур оценивания для систем связи с одной передающей и приемной антенной (SISO), с несколькими передающими и приемными антеннами (MIMO), а также для систем с ортогональным частотным мультиплексированием (OFDM).

Предложенные алгоритмы способствуют повышению помехоустойчивости приема информации или снижению вычислительной сложности процедур обработки сигнала.

Для научных работников, инженеров и аспирантов. Может быть полезна студентам старших курсов и магистрантам, обучающимся по направлению подготовки «Радиотехника» и «Инфокоммуникационные технологии и системы связи».

Шарамет А.В.

Информационное обеспечение систем защиты летательных аппаратов от управляемых средств поражения: Научное издание, М.: Изд-во «Горячая линия-Телеком», 2023 г. 178 с.: ил.

Рассмотрены вопросы повышения информативности бортового комплекса обороны летательного аппарата для увеличения эффективности его защиты от управляемого ракетного оружия за счет согласованного помехового, маневренного и огневого противодействия. Изложены и систематизированы основные проблемы по защите летательного аппарата от управляемых средств поражения, а также рассмотрены основные пути повышения эффективности его защиты от них. Даны оценочные расчеты отражательных свойств головок самонаведения управляемых ракет класса «воздух-воздух» и «земля-воздух», как объектов радиолокационного наблюдения. Представлено описание и проведен анализ результатов полунатурного экспериментального исследования. На основе векторно-алгебраического подхода к формализации задач определения координат объектов в многопозиционной измерительной системе проведен синтез алгоритма оценки декартовых координат атакующей ракеты по суммарно-дальномерной информации.

Для специалистов, занимающихся вопросами защиты летательных аппаратов, научных работников и инженеров. Может быть полезна аспирантам и студентам вузов.