

Двухэтапный алгоритм обнаружения мерцательной аритмии

Аннотация

Одним из наиболее распространенных и опасных видов нарушений сердечного ритма является мерцательная аритмия (фибрилляция предсердий), которая может вызвать инсульт и даже привести к смерти, поэтому своевременная диагностика этого заболевания – одна из важнейших функций систем мониторинга состояния человека. На сегодняшний день существует множество алгоритмов выявления мерцательной аритмии, при этом их точность не превышает 94,5 %. В настоящей статье представлен двухэтапный метод обнаружения фибрилляции предсердий, отличающийся высоким уровнем специфичности, что позволяет избежать гипердиагностики при анализе этого нарушения.

Введение

Одна из основных причин смертности в развитых странах – заболевания сердечно-сосудистой системы, которые во многих случаях сопровождаются нарушениями сердечного ритма. К числу наиболее опасных и распространенных нарушений ритма относится мерцательная аритмия, проявляющаяся на ЭКГ в виде хаотично следующих желудочковых комплексов при отсутствии выраженных Р-зубцов.

Большинство существующих на сегодняшний день алгоритмов распознавания мерцательной аритмии можно разделить на три основные группы. В первую группу входят алгоритмы, основанные на выявлении нерегулярностей в последовательности RR-интервалов, во вторую – основанные на установлении факта отсутствия Р-волны в кардиограмме, а к третьей относятся алгоритмы, сочетающие оба описанных выше подхода.

В настоящей статье представлен подход, одной из стадий которого является выявление признаков, нехарактерных для мерцательной аритмии. Таким образом, диагностика этого нарушения ритма выполняется с использованием метода исключения – «от обратного». Этот подход реализован в двухэтапном алгоритме обнаружения мерцательной аритмии.

1 Используемые данные

Для проведения исследования использовались фрагменты холтеровских записей ЭКГ в 12 отведениях длительностью 5 мин. Выборка была сформирована из записей, сделанных в ФГБУ «НМИЦ им. В.А. Алмазова» Минздрава России (г. Санкт-Петербург), и содержит 192 фрагмента, представленных различными типами ритма.

Для оценки эффективности предложенного подхода к выявлению мерцательной аритмии использовалась база данных MIT-BIH Atrial Fibrillation Database, содержащая записи ЭКГ с мерцательной аритмией и доступная на сайте www.physionet.org [1].

2 Алгоритм выявления мерцательной аритмии

Предложенный алгоритм основан на обнаружении признаков, нехарактерных для мерцательной аритмии, и состоит из двух этапов: оценки регулярности ритма и оценки наличия Р-зубца на ЭКГ. При этом оценка наличия Р-зубца выполняется только в том случае, если на первом этапе ритм признан нерегулярным.

2.1 Оценка регулярности сердечного ритма

Чаще всего для оценки регулярности сердечного ритма используется ритмограмма, представляющая собой последовательность вертикальных отрезков, длины которых соответствуют величинам RR-интервалов. Однако способ представления данных недостаточно информативен с точки зрения оценки закономерностей и динамики процесса.

В предложенном алгоритме для описания сердечного ритма используются векторы, каждый из которых является лини-

ей фазового портрета, представляющего собой последовательно соединенные точки, абсцисса которых равна текущему RR-интервалу, а ордината – следующему за ним. При этом возможны ситуации, когда информативные участки попадают на границу, разделяющую первую и четвертую четверти пространства координат, что затрудняет анализ данных. Чтобы избежать данного эффекта, используется процедура переопределения начала отсчета [2], в процессе которой диапазон возможных значений направления вектора разбивается на интервалы с заданным шагом, а длины векторов в каждом интервале суммируются, образуя диаграмму распределения длин векторов по направлениям. К диаграмме применяется операция сглаживания. Начало отсчета векторов переопределяется относительно первого по порядку минимума сглаженного сигнала.

Для оценки регулярности ритма данные отображаются в двумерном пространстве в виде точек, абсцисса которых равна длине текущего вектора, а ордината – последующего. При этом из рассмотрения исключаются точки, относящиеся к фоновому ритму, расстояние до которых от начала отсчета меньше заданного порога (55 мс) [3]. Порог найден с использованием распределения длин векторов, относящихся к фоновому ритму, и векторов, относящихся к аритмии, методом минимизации суммарной ошибки.

Таким образом, дальнейшему рассмотрению не подлежат данные, относящиеся к синусовому ритму. Оставшиеся данные отображаются в двумерном пространстве направлений векторов, где абсцисса равна направлению текущего вектора в градусах, а ордината – последующего (рис. 1).

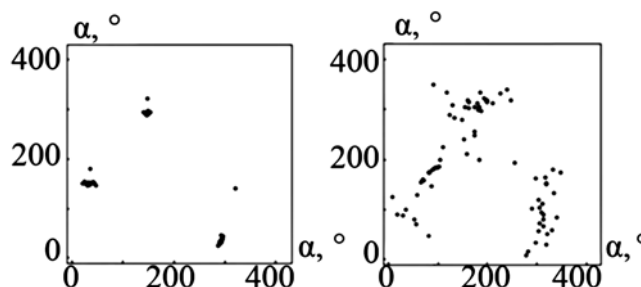


Рис. 1. Двумерное пространство направлений векторов: слева – экстрасистолия; справа – мерцательная аритмия

В случае экстрасистолии и других видов аритмий, носящих регулярный характер, как правило, формируются несколько компактных кластеров, а при мерцательной аритмии явно выраженные кластеры отсутствуют. Это позволяет предположить, что эффективными показателями, характеризующими тип сердечного ритма, являются внутрigrупповой и междугрупповой разбросы при кластеризации. Поскольку для объектов, отображенных в двумерном пространстве направлений векторов, отсутствует информация о количестве кластеров, в исследовании использовались статистические критерии, называемые правилами остановки:

- 1) критерий Дэвиса-Болдина [4], который характеризует расстояние между кластерами по отношению к дисперсии объектов в составе кластера и рассчитывается по формуле

$$K_{DB} = \frac{D_{int}}{D_{ext}},$$

где D_{int} – среднее расстояние между объектами внутри кластеров; D_{ext} – среднее расстояние между всеми объектами;

- 2) критерий Дуда-Харта [5], с помощью которого проверяется гипотеза об объединении данных в единый кластер:

$$K_{DH} = \frac{S_n}{S_1},$$

где S_n – сумма квадратов внутрикластерных расстояний в случае, когда данные распределены по N кластерам; S_1 – сумма квадратов внутрикластерных расстояний в случае одного кластера.

С помощью критерия Дэвиса-Болдина определялось оптимальное число кластеров при условии, что верна гипотеза о разделении данных на кластеры. С помощью критерия Дуда-Харта проверялась сама гипотеза.

Для полученных кластеров вычисляли средний внутригрупповой разброс R_{int} и межгрупповой разброс R_{ext} :

$$R_{int} = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{D_{inti}^2}{K_i}}{N};$$

$$R_{ext} = \frac{\sum_{i=1}^N (D_{ext} - D_{inti})^2 K_i}{\sum_{i=1}^N K_i},$$

где N – количество кластеров; K_i – количество объектов в i -м кластере.

Отображение данных обучающей выборки в пространстве среднего внутригруппового и межгруппового разбросов представлено на *рис. 2*, черным отмечены записи, которые относятся к мерцательной аритмии, серым – другие типы ритма. Поскольку информативным признаком является только средний внутригрупповой разброс, оценка регулярности ритма в предложенном алгоритме проводится только по нему. Оптимальное пороговое значение, относительно которого данные разделяются на регулярные и нерегулярные типы ритма, найдено методом минимизации ошибки. Это значение определено при ошибке 8,98 %, уровне чувствительности 88,29 % и уровне специфичности 93,12 % и равно 35 кв. град.

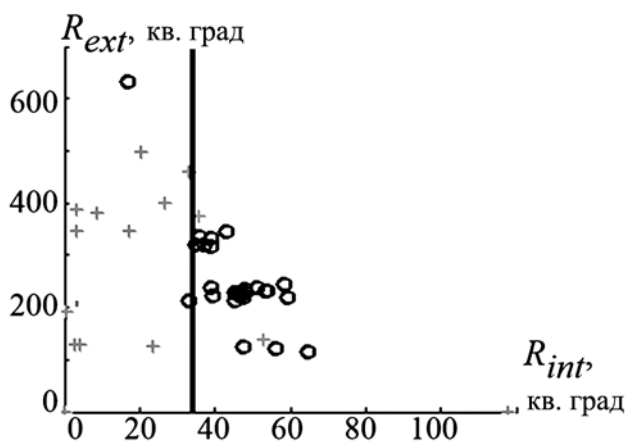


Рис. 2. Разделение данных в пространстве внутригруппового и межгруппового разбросов (пояснения – в тексте)

2.2 Оценка наличия Р-зубца на ЭКГ

Одним из отличительных признаков мерцательной аритмии является отсутствие Р-зубца на ЭКГ. В предложенном алгоритме этот признак предназначен для повышения специфич-

ности при распознавании данного заболевания. Он используется только в том случае, если ритм признан нерегулярным (п. 2.1).

Для обнаружения Р-зубца для каждого исследуемого фрагмента записи ЭКГ в каждом отведении формируется усредненный кардиокомплекс. На каждом из них на интервале до QRS-комплекса определяется положение границ Р-зубца. При этом начальная точка зубца определяется как правая граница первого плоского участка, а конечная точка – как левая граница последнего плоского участка. Плоским считается участок длительностью не менее 20 мс, в пределах которого размах сигнала не превышает заданной доли от среднего размаха QRS-комплекса. Примеры определения границ Р-зубца приведены на *рис. 3* (слева – синусовый ритм, в центре – наджелудочковая экстрасистолия, справа – мерцательная аритмия).

Поскольку в случае мерцательной аритмии на участке до QRS-комплекса отсутствует Р-зубец, то в результате усреднения весь этот участок определяется как плоский. Для обнаружения мерцательной аритмии в каждом отведении вычисляется площадь под графиком в пределах условных границ Р-зубца. В случае, если максимальное из вычисленных значений не превышает порогового значения, исследуемый фрагмент относится к мерцательной аритмии, в противном случае – к другому типу ритма.

В связи с тем, что оценка наличия Р-зубца проводилась лишь в тех случаях, когда сердечный ритм был признан нерегулярным, пороговое значение определялось таким образом, чтобы чувствительность этого признака была максимальной. Это значение определено по гистограмме распределения числа фрагментов N_q по значениям максимальной площади под графиком в области Р-зубца S_q . Гистограмма представлена на *рис. 4*, штриховыми линиями выделена мерцательная аритмия, пунктиром – другие ритмы, жирной линией – граница определения мерцательной аритмии.

3 Результаты тестирования алгоритма

Для оценки качества разработанного алгоритма выявления мерцательной аритмии использовалась база данных MIT-BIH AF Database. Результаты тестирования приведены в *табл. 1*. Также в ней приведены данные по другим описанным в литературе алгоритмам, которые проходили проверку на той же базе данных.

Таблица 1

Показатели эффективности алгоритмов

Алгоритм	Показатели качества			
	T , с	Se , %	Sp , %	Err , %
Предложенный алгоритм	60	86,31	96,54	7,46
Moody и Mark [6]	60	87,54	95,14	7,88
Logan и Healey [7]	120	87,30	90,31	10,89
Linker [8]	10	97,64	85,55	9,61
Tatento и Glass [9]	50	91,20	96,08	5,32
Cerutti и др. [10]	90	96,10	81,55	16,62
Slocum и др. [11]	180	62,80	77,46	28,39
Schmidt и др. [12]	60	89,20	94,58	7,57
Babaeizadeh и др. [13]	40	87,27	95,47	7,80
Couceiro и др. [14]	60	96,58	82,66	11,77

В *табл. 1* приняты следующие обозначения: T – длительность обрабатываемого фрагмента; Se – чувствительность; Sp – специфичность; Err – суммарная ошибка. По данным *табл. 1* видно, что уровень специфичности предложенного алгоритма превышает показатели других алгоритмов, при этом сохраняется высокий уровень чувствительности. По уровню суммарной ошибки алгоритм уступает лишь алгоритму Tatento и Glass.

Заключение

Предложенный алгоритм выявления мерцательной аритмии показал хорошие результаты при сравнении с другими

известными на сегодняшний день алгоритмами. Дальнейшее его улучшение может быть достигнуто за счет более точного определения границ эпизодов мерцательной аритмии. Функциональные возможности алгоритма могут быть расширены для распознавания не только мерцательной аритмии, но и других нарушений ритма.

Работа выполнена в рамках проекта, исполняемого по Федеральной целевой программе (раздел 1.3) Министерства образования и науки РФ, соглашение № 14.578.21.0122 от 28.10.2015 г.

Список литературы:

1. Physionet: The research resource for physiologic signals / www.physionet.org (дата доступа: 26.05.2017).
2. Моторина С.В., Калиниченко А.Н. Алгоритм выявления мерцательной аритмии в реальном масштабе времени // Медицинская техника. 2016. № 3. С. 12-15.

3. Моторина С.В., Калиниченко А.Н. Оценка регулярности в порядке следования и длине кардиоинтервалов методами математической статистики // Биомедицинская радиоэлектроника. 2016. № 8. С. 14-19.
4. Бондарев В.А., Лисицына А.В., Меньшуткина Н.В. Применение правил останковки кластерного анализа в случае слабой и сильной иерархии кластеров на примере белковых структур // Успехи в химии и химической технологии. 2007. № 1. С. 105-109.
5. Яцкив И., Гусарова Л. Методы определения количества кластеров при классификации без обучения // Transport and Telecommunication. 2003. № 1. PP. 23-28.
6. Moody G.B., Mark R.G. A new method for detecting atrial fibrillation using R-R intervals // Computers in Cardiology. 1983. № 10. PP. 227-230.

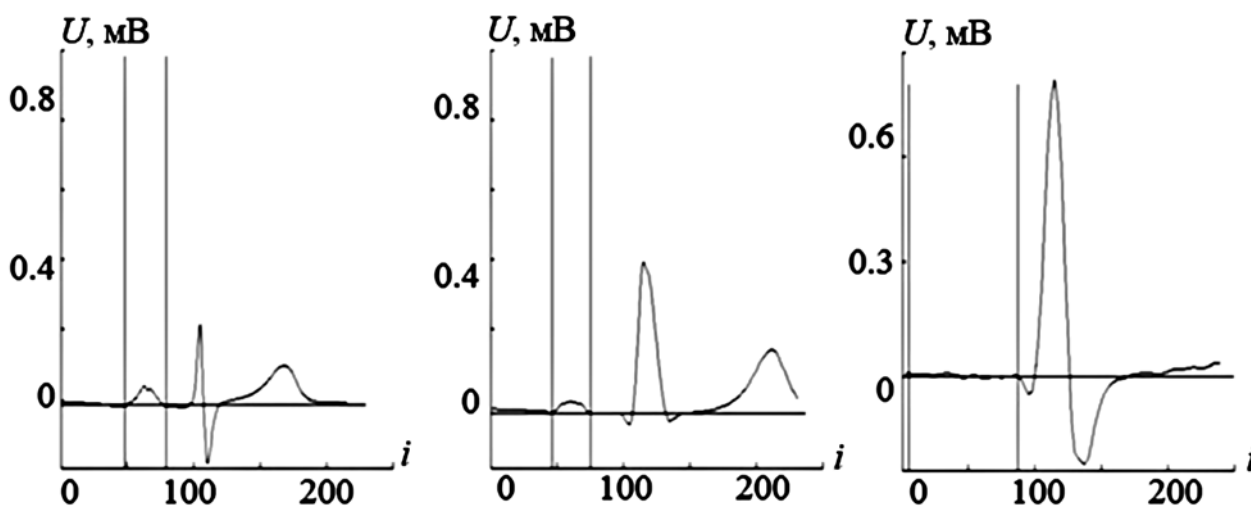


Рис. 3. Примеры определения границ Р-зубца (пояснения – в тексте)

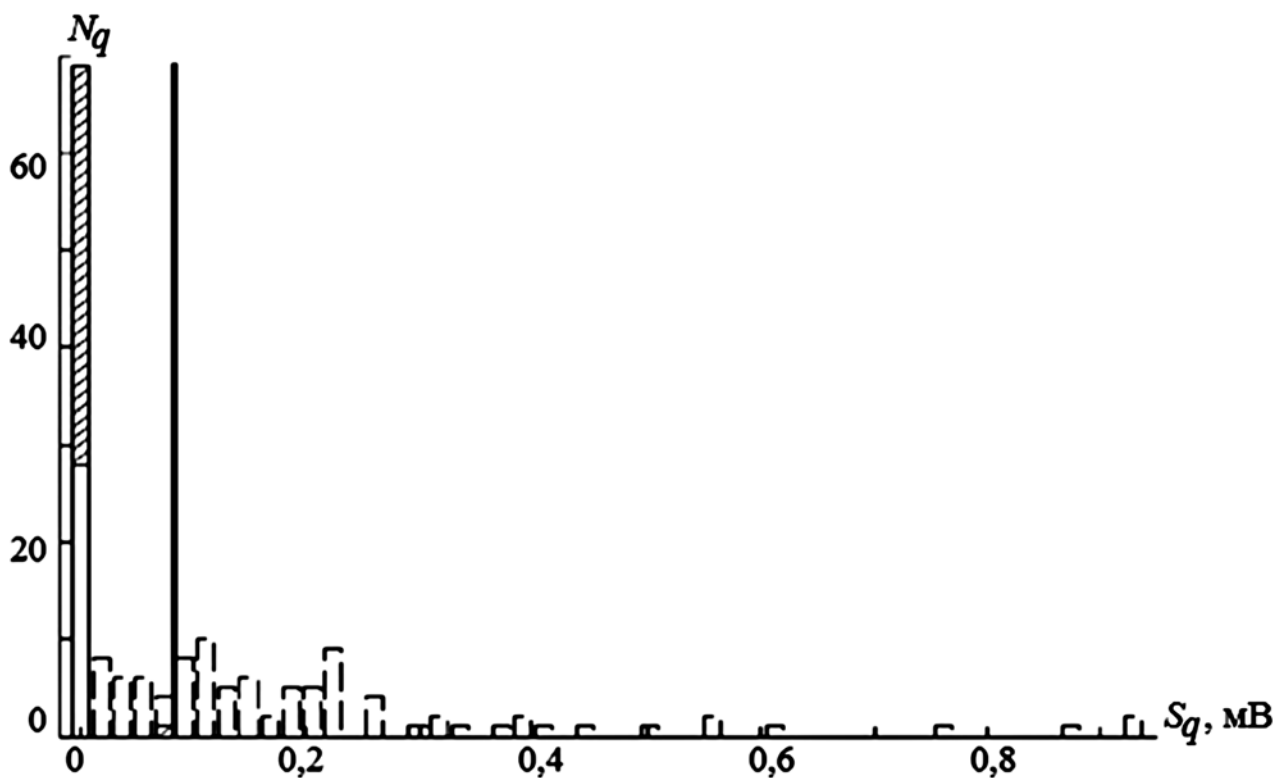


Рис. 4. Гистограмма распределения числа фрагментов по значениям максимальной площади под графиком в области Р-зубца (пояснения – в тексте)

7. Logan B., Healey J. Detection of Atrial Fibrillation for a Long Term Telemonitoring System // Computers in Cardiology. 2005. № 32. PP. 619-622.
8. Linker D.T. Long-Term Monitoring for Detection of Atrial Fibrillation / Patent Application Publication. 2006. P. 498.
9. Tatento K., Glass L. Automatic detection of atrial fibrillation using the coefficient of variation and density histograms of RR and RR intervals // Medical & Biological Engineering & Computing. 2001. № 39. PP. 664-671.
10. Cerutti S., Mainardi L.T., Porta A. et al. Analysis of the dynamics of RR interval series for the detection of atrial fibrillation episodes // Computers in Cardiology. 1997. № 24. PP. 77-80.
11. Slocum J., Sahakian A., Swiryn S. Diagnosis of Atrial Fibrillation from Surface Electrocardiograms Based on Computer-detected Atrial Activity // Journal of Electrocardiology. 1992. № 25. PP. 1-8.
12. Schmidt R., Harris M., Novac D. et al. Atrial Fibrillation Detection / Patent Cooperation Treaty. 2008. P. 731.
13. Babaeizadeh S., Gregg R., Helfenbein E. et al. Improvements in atrial fibrillation detection for real-time monitoring // Journal of Electrocardiology. 2009. № 42. PP. 522-526.
14. Couceiro R., Carvalho P., Henriques J. et al. Detection of Atrial Fibrillation using model-based ECG analysis / 19th International Conference on Pattern Recognition. 2008. PP. 1-5.

Светлана Валерьевна Моторина,
аспирант,
кафедра биотехнических систем,
Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина),
инженер,
отдел медицинских информационных систем,
ФГБУ «Национальный медицинский
исследовательский центр им. В.А. Алмазова»
Минздрава России,
Александр Николаевич Калинин,
д-р техн. наук, профессор,
кафедра биотехнических систем,
Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина),
г. С.-Петербург,
e-mail: ank-bs@yandex.ru

Г.М. Алдонин, А.В. Солдатов, В.В. Черепанов

Вейвлет-анализ сигналов электрической активности сердца

Аннотация

Актуальной задачей мониторинга состояния сердечно-сосудистой системы (ССС) является создание эффективных алгоритмов компьютерных технологий обработки электрокардиосигнала (ЭКС) на основе нелинейного динамического анализа. Модель ЭКС можно представить как электрическое возбуждение в ПНСС в виде композиции из разновеликих солитонов с учетом вектора их поляризации по направлению основных ветвей проводящей нервной сети сердца (ПНСС). Детальная информация об электрической активности всех разделов четырехкамерного сердца заключена в самоподобной фрактальной масштабно-инвариантной структуре ПНСС. С помощью вейвлет-преобразования можно выявить структуру процесса возбуждения сегментов ПНСС как систему локальных экстремумов вейвлет-диаграммы ЭКС. Вейвлет-спектр электрокардиосигнала (ЭКС) имеет фрактальную структуру в виде самоподобных волн со скейлингом $1/f$, каждая из которых отражает прохождение возбуждения по соответствующему сегменту проводящей нервной сети сердца. Вейвлет-представления сигнала ЭКС могут быть использованы в качестве инструмента для обнаружения и визуализации на мониторе по скелетным функциям вейвлет-преобразования ЭКС различных сердечно-сосудистых заболеваний сердца.

Введение

Средства мониторинга сердечно-сосудистой системы (ССС) до сих пор используют преимущественно феноменологические подходы в диагностике, игнорируя зачастую и физическую, и физиологическую природу получаемой из биосигналов информации, в сложной квазихаотической форме которых отражается динамика биопроцессов. Для диагностики ССС актуальна необходимость разработки адекватных нелинейных моделей и методики фрактального структурного анализа ПНСС. Установлена важная связь «систем коммуникации» организма со структурной организацией биосигналов, их организация в виде самоподобных фрактальных биосистем, ветвящихся со скейлингом $1/f$ [1]. Примеры подобных структур – нервная и сосудистая системы сердца.

Методы решения задачи

Получение детальной информации об электрической активности всех разделов четырехкамерного сердца при процессах возбуждения по всем сегментам проводящей нервной сети сердца возможно при учете нелинейного характера процессов в них и самоподобной масштабно-инвариантной фрактальности структуры ПНСС, ветвящейся со скейлингом $1/f$, в которой формируются ЭКС и его Фурье-спектр также вида $1/f$.

Таким образом, в строении нервной системы сердца фрактальность в структуре нейронных сетей отражается в форме ЭКС и его спектре (рис. 1а, б). Частота и мощность электрофлуктуаций соответствуют топологии системы: максимальные флуктуации от больших ветвей русла к гармонически уменьшающимся по длине и возрастающим по частоте и в той же зависимости падающим по мощности флуктуациям дробящегося по закону Фибоначчи потока, что объясняет формирование гармонического Фурье-спектра ЭКС вида $1/f$ (рис. 1б).

Германом Гельмгольцем с учениками еще в 1850 году установлены форма нервного импульса и его распространение в виде уединенной волны колоколообразной формы, подобной частице, движущейся с постоянной скоростью (примерно 30 м/с) [2]. В современном понимании это является типичным примером солитона – автоволны в активной среде с восстановлением, т. е. возбуждение от водителя ритма сердца распространяется по ПНСС в виде одиночных волн, или солитонов:

$$S_i(x, t_i) = u_i ch^{-2}[(x - ct_i) / \Delta]; \quad ch = e^z + e^{-z} / 2;$$

$$c = u_i / 3; \quad \Delta = (12 / u_i)^{1/2}, \quad (1)$$

где u_i – амплитуда возбуждения; $i = 1, \dots, n$; n – число ветвей ПНСС.