

Информационные системы и технологии

УДК 616.12- 073.7

Н.Г. Иванушкина, канд. техн. наук, **Е.О. Иванько**, канд. техн. наук, **Н.А. Матвеева**

Национальный Технический Университет Украины «Киевский Политехнический Институт»,
ул. Политехническая, 16/9, корпус №12, г. Киев, 03056, Украина.

Нейронные сети для распознавания образов поздних потенциалов предсердий

Развитие информационных технологий даёт возможность усовершенствовать средства и методы диагностики сердечно-сосудистой системы. К новым методам электрокардиографии относится метод электрокардиографии высокого разрешения (ЭКГ ВР), который позволяет обнаружить низкоамплитудные составляющие электрокардиосигнала – поздние потенциалы (ПП), невидимые на стандартной ЭКГ.

В работе предложен комплексный метод обработки ЭКГ ВР для классификации электрокардиограмм на наличие поздних потенциалов предсердий, которые являются маркерами предсердных аритмий. Метод основан на применении комбинации алгоритма нейронных сетей и классических методов анализа кардиосигналов: временного, спектрального и вейвлет-анализа.

Также рассмотрены методы формирования диагностических признаков при помощи классических методов анализа кардиосигналов для построения обучающих выборок для нейронных сетей.

В работе выполнена оценка и анализ результатов классификации электрокардиосигналов с отсутствием и наличием патологий. Библиография, рис.8.

Ключевые слова: электрокардиография, электрокардиография высокого разрешения (ЭКГ ВР), поздние потенциалы предсердий, нейронные сети.

1. Введение

За последние годы, с развитием информационных технологий, наблюдается значительное усовершенствование методов и средств диагностики сердечно-сосудистой системы, позволяющих исследовать более тонкие проявления сердечной деятельности [1]. К технологиям, которые дают возможность с высокой точностью оценивать электрическую активность сердца, относят электрокардиографию высокого разрешения (ЭКГ ВР) [1 - 5]. ЭКГ ВР - это неин-

вазивный метод, позволяющий с помощью усовершенствованных технических средств и цифровой обработки электрокардиосигналов обнаруживать низкоамплитудные сигналы, невидимые на стандартной ЭКГ (с амплитудой до 20 мкВ).

Лучше всего изучены поздние потенциалы желудочков (ППЖ) - низкоамплитудные сигналы в конце комплекса QRS или на протяжении сегмента ST ЭКГ, а также поздние потенциалы предсердий (ППП) - низкоамплитудные сигналы в конце зубца P или на протяжении изоэлектрической части интервала PQ. Считается, что ППП и ППЖ, отражают наличие замедленной фрагментированной деполяризации предсердий и желудочков и являются предвестниками тахикардий сердца, которые развиваются по механизму «риентри» («re-entry») [2]. Для диагностики наличия поздних потенциалов (ПП) поверхностные ЭКГ, полученные при регистрации, могут подвергаться различным видам анализа: временному, спектральному, спектрально-временному или масштабно-временному. Однако, исследование такого патологического состояния методом ЭКГ ВР затруднено из-за несовершенства применяемых технических, алгоритмических и программных средств. При этом, особенно сложно выявлять ППП, так как электрическая активность предсердий очень мала (по сравнению с электрической активностью желудочков). Поздние потенциалы предсердий регистрируются с поверхности тела в виде низкоамплитудной фрагментированной электрической активности, локализованной в конце зубца P и на протяжении сегмента PQ. В настоящее время существуют обоснованные теоретически и подтвержденные в эксперименте, клинические предпосылки к использованию метода ЭКГ ВР. Стоит только отметить, что для прогноза развития фатальных аритмий необходимо четко понимать возможности данного метода и его ограничения. Это, во-первых, проблемы, связанные с использованием усреднения в условиях возможной динамической изменчивости сигнала

лов; во-вторых, понимание того, что ППП отражают лишь наличие задержки проведения и тем самым склонность сердца к циркуляторным тахикардиям в условиях синусового ритма; в-третьих, некоторые постинфарктные эктопические ритмы могут быть обусловлены фокусной разрядкой волокон Пуркинье, а ППП могут быть не связаны (или связаны лишь частично) с фатальными аритмиями. Также, качество прогноза развития аритмий изменяется в условиях изменения коронарного кровотока (ишемии), увеличении частоты сердечных сокращений (ЧСС), активации симпатoadренальной системы, медикаментозных воздействий и др.

Регистрация зубца Р с поверхности тела с использованием метода ЭКГ ВР расширяет возможности использования метода в клинической практике. Электрофизиологические исследования, проведенные рядом авторов [2, 4, 5], продемонстрировали наличие зон замедленного фракционированного проведения по предсердиям у больных с пароксизмальными формами мерцания и трепетания предсердий. Наличие таких зон может предвещать развитие спонтанных пароксизмов мерцательной тахикардии.

Для выявления ППП используются методы распознавания образов [6, 8, 9] основанные на анализе главных компонент ансамбля кардиосигналов.

В данном методе предлагается использовать нейронные сети и методы анализа ЭКГ ВР.

2. Нейронные сети в системе электрокардиографии высокого разрешения

При построении классификатора образов поздних потенциалов в системе ЭКГ ВР можно применять искусственные нейронные сети (НС) [6, 7]. Это объясняется сложностью обработки электрокардиосигналов в процессе выявления низкоамплитудных поздних потенциалов - ППП и ППЖ.

Проектирование НС охватывает такие процессы: выбор архитектуры и алгоритма обучения НС, формирование входной обучающей выборки, создание целевой функции. При построении НС для классификации ЭКГ (рис. 1), можно выбрать архитектуру, которая имеет входной, скрытый и выходной слои нейронов с весовыми коэффициентами W_{ij} , задающими величину i -ой синаптической связи j -го нейрона.

Процесс обучения [6, 7] состоит в подстройке весовых коэффициентов при подаче на вход НС обучающей выборки образов электрокардиосигналов (I). При этом должно выполняться максимальное приближение вектора вы-

ходных значений сети K к их целевым значениям, определяющим различные классы заболеваний в кардиологии:

$$K = f(IW + B) = f(S), \quad (1)$$

где W – матрица весовых коэффициентов; B – вектор смещений; f – сигмоидальная функция активации, примененная к компонентам вектора S .

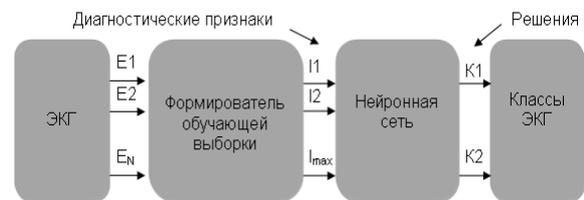


Рис. 1. Схема классификации сигналов ЭКГ с использованием нейронных сетей

Чтобы минимизировать среднеквадратичную ошибку разницы желаемого и реального выхода сети, необходимо выбрать алгоритм обратного распространения, который выполняет коррекцию весовых коэффициентов между нейронами в направлении с выхода на вход.

Для создания обучающей выборки количество тестовых образов должно повториться N раз [7]:

$$2(n_{вх} + n_{скр} + n_{вых}) \leq N \leq 10(n_{вх} + n_{скр} + n_{вых}), \quad (2)$$

$$n_{скр} = \sqrt{n_{вх} \cdot n_{вых}}, \quad (3)$$

где $n_{вх}$, $n_{вых}$, $n_{скр}$ – количество нейронов во входном, скрытом и выходном слоях.

Если использовать НС для классификации электрокардиосигналов, количество входных нейронов $n_{вх}$ в выражении (2) будет соответствовать размерности образов ЭКГ в выбранной системе координат, а количество выходных нейронов $n_{вых}$ – количеству классов. Для повышения эффективности НС важно сократить объем обучающей выборки N , так как при стандартном значении количества классов заболеваний, необходимо уменьшить размерность входных образов электрокардиосигналов. Этого можно достичь преобразованием сигналов в формирователе обучающей выборки, структура которого зависит от алгоритма анализа и режима регистрации ЭКГ.

Согласно методу ЭКГ ВР исследования электрокардиосигналов для выявления ПП выполняют по алгоритму временного анализа, находя амплитудно-временные параметры Р-зубца и QRS-комплекса в течение фрагментар-

ного наблюдения (30-500 кардиоциклов), или по алгоритму спектрального, спектрально-временного и масштабно-временного анализа. В зависимости от выбранного режима регистрации сигналы ЭКГ представляют собой данные, поступающие по одному каналу (одно стандартное отведение) или по многим каналами (3-12 стандартных отведений). [1]

В процессе анализа больших информационных массивов данных с помощью нейронных сетей, неизменно возникают задачи, связанные с исследованием топологии сетей. В зависимости от поставленных целей, исходных данных и аппаратных возможностей, можно подобрать НС таким образом, чтобы она позволила решить задачу с заданной точностью.

3. Построение нейронной сети для классификации электрокардиосигналов высокого разрешения

Главным вопросом для систем ЭКГ ВР является выявление поздних потенциалов предсердий. Их малая амплитуда и квазипериодический характер требуют от методов анализа ЭКГ ВР гибкости и постоянной подстройки данных. Нейронные сети, которые способны к обучению, адаптации и запоминанию, наилучшим образом подходят для таких задач.

Для построения нейронных сетей необходимо правильно выбрать данные для их обучения, т.е. формирования обучающих выборок. Исходя из сложности обработки ЭКГ ВР, можно рассмотреть 3 вида анализа электрокардиосигналов для формирования образов, которые используются для обучения: временной анализ, спектральный и вейвлет анализ.

Временной анализ

Наибольшее распространение в системах ЭКГ ВР получила методика временного анализа [4, 5] зубца Р, при которой оцениваются амплитудно-временные характеристики фильтрованного зубца Р.

Временными параметрами являются следующие показатели:

- продолжительность фильтрованного зубца Р;
- разница между продолжительностью фильтрованного и нефильтрованного зубца Р;
- продолжительность сигналов с амплитудой ниже 5 мкВ.

Амплитудные параметры ППП представляют собой среднеквадратичную амплитуду:

- всего зубца Р;
- последних 10, 20, 30 мс.

Спектральный анализ

При спектральном анализе [4, 5] оцениваются изменения амплитудно-частотных характеристик определенного участка кардиосигнала, для чего используют метод быстрого преобразования Фурье (БПФ), с помощью которого сигнал можно разложить на составляющие колебания различной частоты и амплитуды. Основное требование при использовании БПФ — сигнал должен быть периодическим и непрерывным. Для удовлетворения этого условия применяют функцию “окна”: выделяют интервал ЭКГ-сигнала (конечная часть зубца Р и начало изоэлектрического интервала сегмента PQ), в котором при временном анализе определяют признаки ППП. Выбор размера “окна” является компромиссом между точностью локализации искомого низкоамплитудного сигнала в пределах зубца Р (что означает выбор короткого периода) и сохранением спектрального разрешения (способности различать спектральные составляющие двух сигналов и более), так как с уменьшением ширины “окна” ухудшается спектральное разрешение.

Преобразование Фурье функции электрокардиосигнала $e(t)$ является интегральным и задается следующей формулой:

$$\hat{f}(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x)e^{-ix\omega} dx \quad (4)$$

Анализ спектра может многое сказать о характере электрокардиосигнала, на основе которого он был получен. Быстрые изменения исходных данных (в том числе и наличие ППП) порождают в спектре сигнала ЭКГ ВР составляющие с высокой частотой, а медленные - с низкой.

Вейвлет-анализ

Большое число работ [4,6] посвящено использованию метода обработки ЭКГ-сигнала и представления составляющих зубцов и комплексов с оценкой поздних потенциалов в масштабно-временной области с помощью волнового преобразования (“wavelet transform”). Как правило, вейвлет-анализу подвергается частотная область от 40 до 100 Гц во временном интервале 25 мс до начала и 25 мс после окончания Р-зубца.

В общем случае Wavelet-преобразование определяется как:

$$W(\tau, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} e(t) h \left(\frac{t-\tau}{a} \right) dt, \quad (5)$$

где $h(t, a)$ - Wavelet-функция, $e(t)$ – кардиосигнал.

Согласно теории сигналов [4] благодаря возможности варьирования параметрами сдвига и размеров окна Wavelet-преобразование может обеспечить как высокую временную разрешающую способность на высоких частотах, так и высокую частотную разрешающую способность на низких частотах даже при отсутствии априорной информации о характере временных и частотных параметрах исследуемого сигнала.

Применение волнового преобразования для анализа кардиосигнала представляется чрезвычайно перспективным с учетом имеющихся данных о неомогенной деполяризации. Об этом свидетельствует наличие нарушений не только в конечной части исследуемого сегмента, проявляющееся наличием ППП, но и более сложными нарушениями хода волны возбуждения в начале и середине зубца Р. Этот метод имеет преимущества для выделения нестационарных характеристик изучаемого сигнала, что

необходимо при исследовании частотно-волновых составляющих кардиоцикла и отдельных его участков, в том числе и без усреднения сигнала.

Для формирования обучающей выборки был использован алгоритм дискретного вейвлет-преобразования (ДВП). ДВП возвращает вектор вейвлет-коэффициентов той же длины, что и входной электрокардиосигнал. Обычно такой вектор содержит много значений, близких к нулю. Это соответствует факту, что электрокардиосигнал раскладывается на набор вейвлетов (функций), которые ортогональные к их параллельному переносу и масштабированию. Вейвлет-спектр подходит для обработки и сжатия сигналов, поскольку здесь нет избыточной информации.

Для классификации ЭКГ можно использовать следующие типы нейронных сетей: многослойный персептрон, слой Кохонена, сеть с радиальными базисными функциями.

Для решения задачи классификации электрокардиосигналов в системе ЭКГ ВР был выбран многослойный персептрон.

Разработанная нейронная сеть состоит из трех слоев (рис. 2): входного, скрытого и выходного.

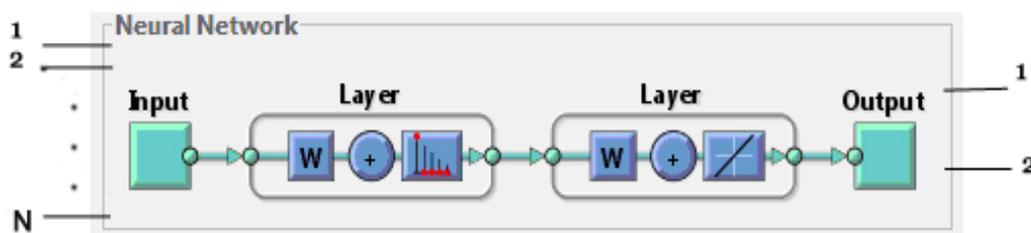


Рис. 2. Архитектура нейронной сети для классификации ЭКГ ВР

Выходной (output) слой имеет 2 нейрона-2 выхода, если активный уровень (в нашем случае это 1) приходит на первый выход, это говорит о том, что в электрокардиосигнале присутствуют ППП, если активный уровень на втором выходе – ППП отсутствуют. Входной (input) слой содержит столько нейронов, сколько элементов имеет обучающая выборка, скрытый слой - промежуточный (layer) может иметь разное количество нейронов, в зависимости от количества входов.

4. Классификация электрокардиосигналов с помощью нейронной сети: обработка реальной ЭКГ высокого разрешения

С целью исследования нейронной сети для классификации ЭКГ ВР, был проведен числен -

ный эксперимент с реальными записями электрокардиограмм. При этом были выделены 150 кардиоциклов, синхронизированные по зубцу R и предварительно отфильтрованные с использованием адаптивного вейвлет фильтра.

Во избежание погрешности, которая возникает при учете всего кардиоцикла при формировании обучающих выборок, была выделена зона интереса, а именно Р-зубец. В 100 кардиоциклов из 150 были добавлены модельные поздние потенциалы предсердий. Модели ППП представляли собой сумму трех синусоид с разными амплитудами (около 10 мкВ) и частотами от 140 до 300 Гц, с добавлением белого Гауссовского шума в диапазоне 50-65 Дб отношения сигнал / шум (рис. 3).

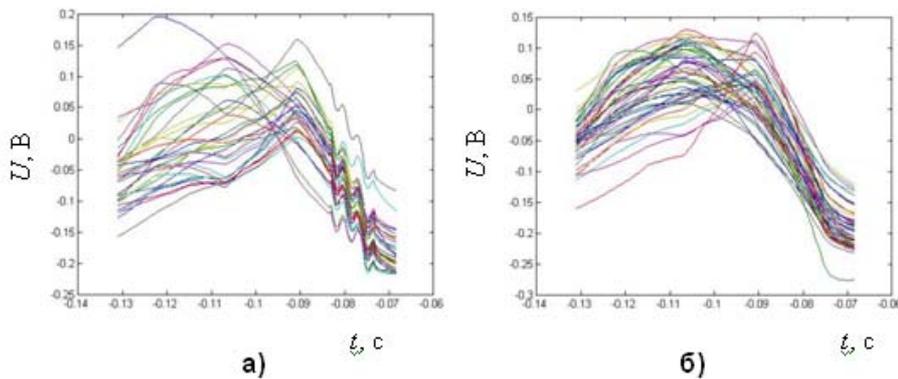


Рис. 3. Зашумленные P-зубцы (150 кардиоциклов): а) с наличием ППП; б) без ППП

Для классификации ЭКГ ВР с помощью нейронной сети были применены различные методы формирования обучающих выборок.

4.1. Метод формирования обучающей выборки на основе временного анализа

ЭКГ в отличие от других методов не требует дополнительной обработки. Обучающая выборка была представлена последовательностью 100 векторов. Из них 80 векторов представляли P-зубцы с поздними потенциалами предсердий, а 20 векторов - без ПП. Эти векторы содержали значения амплитуд ЭКГ сигналов, зарегистрированные в соответствующие моменты времени.

Во время обучения нейронной сети была достигнута ошибка обучения равная 0.2727, что является достаточно большим значением (рис.4).

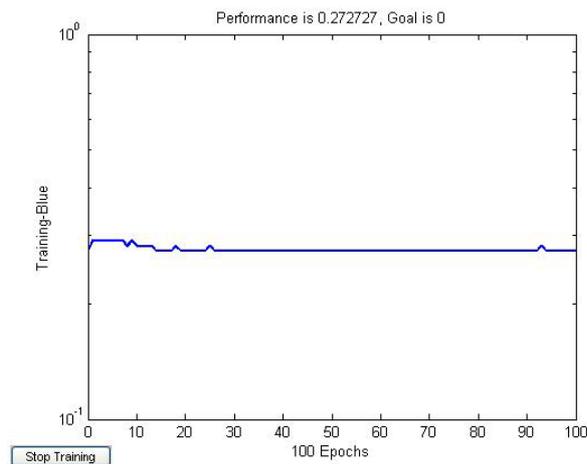


Рис. 4. Процесс обучения нейронной сети (при классификации ЭКГ ВР) на основе метода временного анализа электрокардиосигналов

При проверке сети на правильность классификации с помощью других электрокардиосигналов, которые не вошли в обучающую выборку НС, сеть показала неверные результаты.

4.2. Метод формирования обучающей выборки на основе спектрального анализа

На основе преобразования Фурье получили амплитудно-частотные характеристики электрокардиосигналов. На рис. 5 представлены фрагменты спектров 150 кардиоциклов. Они взяты в областях интереса - частотном диапазоне, который соответствует поздним потенциалам предсердий, (80-215 Гц). Хорошо видно, что кривые, отражающие кардиоциклы с ППП, имеют четко выраженные максимумы (пики) (рис. 5).

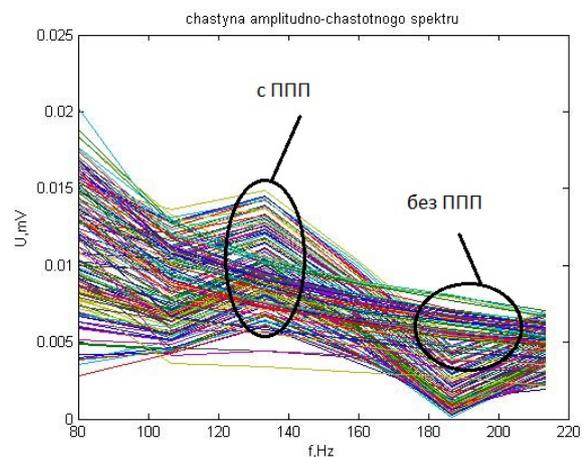


Рис. 5. Амплитудно-частотный спектр P-зубцов с наличием и отсутствием ППП

При обучении НС взята выборка, содержащая значения амплитуд на соответствующих частотах. Сначала, обучение было проведено с помощью 80-ти векторов. Результаты обучения приведены на рис. 6.(а) Ошибка обучения НС достигла величины 0.009, но при проверке на правильность классификации, сеть давала не всегда правильные результаты. Потом была взята выборка размером в 100 векторов, погрешность обучения стала нулевой за 74 эпохи (рис. 6(б)), и при проверке на правильность кла-

сификации НС показывала верные результаты.

Следовательно, для НС имеет значение количество обучающих выборок, особенно в случаях неоднородности и квазипериодических

сигналов (ПП), т.к. сеть не всегда может правильно установить все весовые коэффициенты, то требуется дополнительная информация для их подстройки.

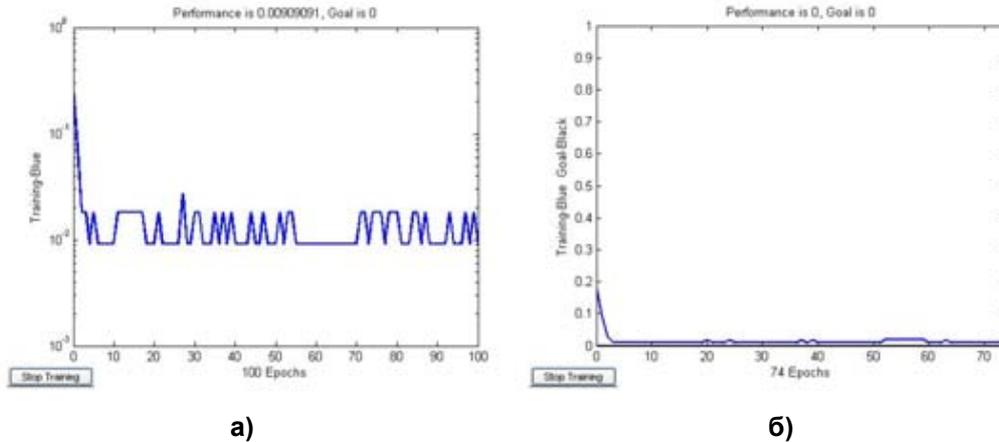


Рис. 6. Процесс обучения нейронной сети при классификации ЭКГ ВР на основе выборки из спектрального анализа а) с 80 векторами; б) с 100 векторами

4.3. Метод формирования обучающей выборки на основе вейвлет разложения

При дискретном вейвлет разложении кардиоцикла до пятого порядка детализации, были получены результаты, представленные на рис. 7. Сравнивая рис. 7 (а), который отражает Р-зубец с ППП и рис. 7 (б), - Р-зубец без ППП,

можно заметить, что коэффициенты первого порядка детализации d1 в двух случаях отличаются. В случае наличия поздних потенциалов на графике заметны всплески, амплитуда которых на порядок выше, чем на графике, описывающем Р-зубцы без ППП.

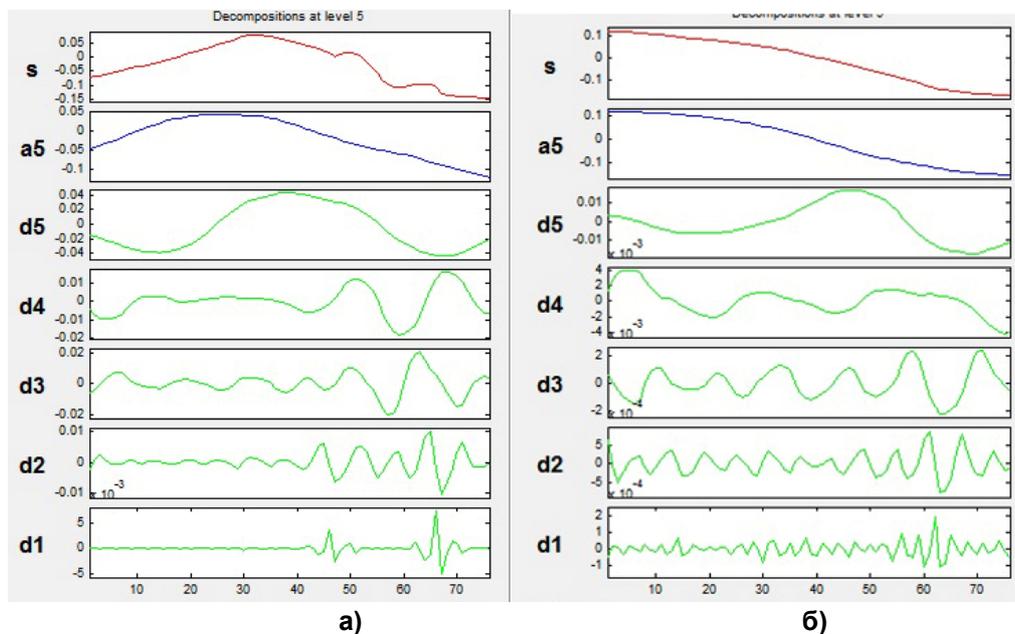


Рис. 7. Вейвлет разложение Р-зубца до 5-го уровня: а) с ППП б) без ППП

Данная выборка показала лучшие результаты при обучении НС, процесс обучения выполнялся за две или одну итерации, в зависимости

от входного сигнала (рис.8). Результаты классификации также были полностью верными.

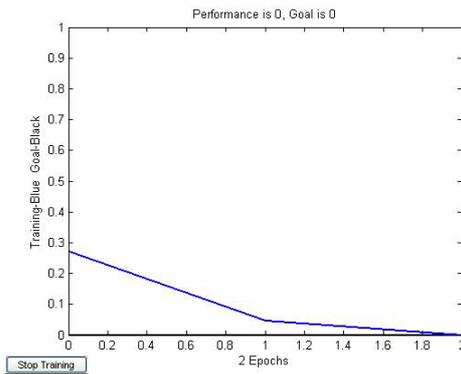


Рис. 8. Процесс обучения нейронной сети при классификации ЭКГ ВР на основе метода вейвлет анализа

5. Обсуждение результатов классификации

Результаты классификации ЭКГ высокого разрешения с помощью нейронных сетей показали малую погрешность для обучающей выборки на основе спектрального и вейвлет анализа. При обучении нейронной сети выборкой на основе временного анализа ЭКГ процесс обучения не достиг заданной точности, показав наибольшую погрешность обучения. Это обусловлено тем, что кардиоциклы, которые брали для исследований, синхронизированы по R-зубцу. Так как R-зубцы сдвинуты во времени относительно R-зубцов, то эти сдвиги не давали НС установить весовые коэффициенты. В связи с тем, что спектральный и вейвлет анализы описывают частотные составляющие сигнала, для ЭКГ сигналов они показали правильные результаты при минимальном времени обучения.

Если сравнивать спектральный и вейвлет анализы, то вейвлет анализ показал лучшую устойчивость к шумам, присутствующими в сигналах. Также для обучения сети хватало 40-60 векторов. Для работоспособности НС с выборкой на основе спектрального анализа необходимо было отделить часть спектра, которая содержала частоты поздних потенциалов предсердий и подавать для обучения большее количество выборок (около 100). Обучающая вейвлет-выборка состояла из наборов коэффициентов вейвлет-разложения первого уровня детализации. Выборка, состоящая из вейвлет-коэффициентов, была количественно меньше выборки, содержащей значения амплитуд, которые были взяты из спектрального анализа сигнала. Кроме того, вейвлет-коэффициенты больше различаются между собой в случаях наличия и отсутствия ППП, что и позволило НС установить более четкие связи внутри сети при

обучении, тем самым повысить точность классификации в сравнении с другими типами выборок.

6. Выводы

Развитие новых алгоритмов обучения и появление новых архитектур НС дает возможность применять их для контроля функционального состояния пациента в реальном времени, что значительно увеличивает объем обучающей выборки. Для системы ЭКГ ВР предлагается формирование обучающей выборки на основе дискретного вейвлет-преобразования ЭКГ с целью снижения размерности рассматриваемых диагностических признаков и адаптации регистрируемых массивов данных к архитектуре НС.

Список использованных источников

1. Абакумов В. Г., Рубин О. И., Сватош Й. Биомедицинские сигналы. Генезис, обработка, мониторинг.- К.: Нора-принт, 2001. – 516 с.
2. Ахмед Н., Рао К. Р. Ортогональные преобразования при обработке цифровых сигналов: Пер. с англ./ Под ред. Н. Б. Фоменко. - М.: Связь, 1980. – 248 с.
3. Бокерия А. Л., Голухова Е. З., Иваницкий А. В. Электрокардиография высокого разрешения. Функциональная диагностика в кардиологии / В 2 т. - М.: Изд. НЦССХ им. Бакулева РАМН, 2002. – Т. 1. – 427 с.
4. Иванов Г. Г., Грачев С. В., Сыркин А. Л. Электрокардиография высокого разрешения - М.: Триада-Х, 2003. – 304 с.
5. Иванов Г. Г. ЭКГ ВР, 1999. / Режим доступа до ресурсу : <http://www.ecg.ru/books/>
6. Иванушкина Н.Г., Фесечко В. О. Технології високого розрізнення в електрокардіографії: навч. посіб. - К.: НТУУ «КПІ», 2007.- 116 с.
7. Іванько К. О., Іванушкина Н. Г. Комплексний метод виявлення пізніх потенціалів передсердь на основі аналізу власних підпросторів вейвлет-образів електрокардіосигналів - Наукові вісті. – 2010. – №6. – С.11 – 18.
8. Ревизивили А. Ш., Бокерия Л. А., Голухова Е. З., Иваницкий А. В. Классификация и механизмы аритмий / Функциональная диагностика в кардиологии // В 2 т. – М.: Изд. НЦССХ им. Бакулева РАМН, 2002. – Т. 1. – 427 с.
9. Ту Дж. Т., Гонсалес Р. К. Принципы распознавания образов - М.: Мир, 1978. – 411 с.

Поступила в редакцию 25 октября 2013 г.

УДК 616.12- 073.7

Н.Г. Іванушкіна, канд. техн. наук, **Є.О. Іванько**, канд. техн. наук, **Н.О. Матвеева**
Національний Технічний Університет України «Київський Політехнічний Інститут»,
вул. Політехнічна, 16/9, корпус №12, м. Київ, 03056, Україна.

Нейронні мережі для розпізнавання образів пізніх потенціалів передсердь

Розвиток інформаційних технологій дає можливість удосконалити засоби і методи діагностики серцево-судинної системи. До нових методів електрокардіографії відноситься метод електрокардіографії високого розрізнення (ЕКГ ВР), який дозволяє виявити низькоамплітудні складові електрокардіосигналу - пізні потенціали (ПП), невидимі на стандартній ЕКГ.

У роботі запропоновано комплексний метод обробки ЕКГ ВР для класифікації електрокардіограм на наявність пізніх потенціалів передсердь, які є маркерами передсердних аритмій. Метод заснований на застосуванні комбінації алгоритму нейронних мереж і класичних методів аналізу кардіосигналів: часового, спектрального та вейвлет-аналізу.

Також розглянуто методи формування діагностичних ознак за допомогою класичних методів аналізу кардіосигналів для побудови навчальних вибірок для нейронних мереж.

У роботі виконана оцінка та аналіз результатів класифікації електрокардіосигналів за відсутністю і наявністю патологій. Бібл.9, рис.8.

Ключові слова: електрокардіографія, електрокардіографія високого розрізнення (ЕКГ ВР), пізні потенціали передсердь, нейронні мережі.

UDC 616.12- 073.7

N.G. Ivanushkina Ph.D., **K.O. Ivanko**, Ph.D., **N.A. Matveeva**
National Technical University of Ukraine "Kyiv Polytechnic Institute",
03056, Kyiv, Politechnichna str, 16/9, building №12.

Neural Networks for Atrial Late Potentials Features Detection

The development of information technologies enables to improve tools and diagnostic methods of the cardiovascular system. The new method of electrocardiography is the method of high-resolution electrocardiography (HR ECG), which allows to detect late potentials (LP) that are low-amplitude components of electrocardiosignal and are invisible on the standard ECG.

In this paper a comprehensive method of processing HR ECG for the classification of electrocardiograms for the presence of atrial late potentials, which are markers of atrial arrhythmias, was proposed. The method is based on the combination of a neural networks algorithm and the classical methods of analysis of cardiac signals: in time domain, spectral and wavelet analysis.

Also, the methods for diagnostic features formation that based on the classical methods of analysis ECG for the training samples construction for neural networks were considered.

The estimation and analysis of the classification of ECG results with presence and absence of abnormalities were made. Reference 9, figures 8.

Keywords: electrocardiography, high resolution electrocardiography (HR ECG), atrial late potentials, neural networks.

References

1. Abakumov V.G., Rybin O.I., Svatosh J. (2001), "Biomedical signals. Genesis, treatment, monitoring". Nora-print. P.526. (Rus)
2. Akhmed N., Rao K.R., Fomenko N.B. (1980), "Orthogonal transformation of digital signals processing". Moskva, Svyaz. P. 248. (Rus)
3. Bokeriya A.L., Golukhova E.Z., Ivanickyi A.V. (2002), "High resolution electrocardiography / Functional diagnostics in cardiology". Vol.1, Moskva, NCSSH Bakuleva RAMN. P. 427. (Rus)

4. *Ivanov G.G., Grachev S.V., Syrkin A.L.* (2003), "High resolution electrocardiography". Moskva, Triada-X. P. 304. (Rus)
5. *Ivanov G.G.* (1999), "HR ECG". [http:// www.ecg.ru/books/](http://www.ecg.ru/books/)
6. *Ivanushkina N.G., Fesechko V.O.* (2007), "Technologies in high resolution electrocardiography". Kyiv, NTUU "KPI". P. 116. (Rus)
7. *Ivanko K.O., Ivanushkina N.G.* (2010), "A comprehensive method for atrial late potentials detection". Naukovi visti, Vol.6. pp. 11-18. (Rus)
8. *Rezishvili A.S., Bokeriya L.A., Golykhova E.Z., Ivanickiy A.V.* (2002), "Classification and mechanisms of arrhythmias / Functional diagnostics in cardiology". Moskva, NCSSH Bakuleva RAMN, Vol. 1. P. 427. (Rus)
9. *Tu J.T., Gonsales R.K.* (1978), "Principles of Pattern Recognition". Moskva, Mir. P. 411. (Rus)