

**ВЫЯВЛЕНИЕ ИШЕМИЧЕСКОЙ БОЛЕЗНИ СЕРДЦА ПО ОДНОКАНАЛЬНОЙ ЭКГ  
НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ  
DETECTION OF ISCHEMIC HEART DISEASE BY ONE-CHANNEL ECG BASED ON  
ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS**

*Е.М. Талёб, Л.Т. Сушкова, В.А. Аль-Хайдри, Р.В. Исаков*

*E.M. Taleb, L.T. Sushkova, W.A. Al-Haidri, R.V. Isakov*

*Владимирский государственный университет имени А.Г. и Н.Г. Столетовых (ВлГУ)*

*Vladimir State University named after A.G. and N.G. Stoletovs (VLSU)*

*Email: [noor2@mail.ru](mailto:noor2@mail.ru)*

**Аннотация.** Целью работы является исследование возможности применения искусственных нейронных сетей для раннего выявления ишемической болезни сердца. Исследования проводились на основе анализа записей одноканальных ЭКГ, записанных у больных с ИБС и у здоровых людей в I отведении. В качестве классификатора распознавания ИБС по электрокардиосигналу применена нейронная сеть типа МП. В результате исследования спроектированы модели нейронных сетей, способные решать поставленную задачу с точностью 77%.

**Ключевые слова:** искусственные нейронные сети (ИНС), ишемическая болезнь сердца (ИБС), многослойный персептрон (МП), усредненные кардиоциклы (УКЦ), одноканальная ЭКГ.

**Annotation.** The purpose of paper is to investigate the feasibility of artificial neural networks for early detection of ischemic heart disease. The studies were conducted on the basis of analysis single-channel ECG recorded in patients with IHD and in healthy people in lead I. As a classifier for the recognition of IHD in electrocardiogram used neural network of the MLP type. In a result of the research, models of neural networks designed to solve the task with accuracy of 77% are designed.

**Key words:** artificial neural networks (ANNs), ischemic heart disease (IHD), multilayer perceptron (MLP), averaged cardiocycles (ACC), single-channel ECG.

## **Введение**

В настоящее время сердечно-сосудистые заболевания (ССЗ), по данным Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ), занимают первое место среди причин смертности населения нашей планеты [1]. Особое место среди таких заболеваний занимает ишемическая болезнь сердца (ИБС), которая стала одной из важнейших медицинских проблем века. Ишемическая болезнь сердца — это заболевание сердечной мышцы (миокарда), обусловленное недостатком снабжения ее кислородом из-за нарушения кровоснабжения, вследствие поражения коронарных артерий [2]. В России ишемическая болезнь сердца сохраняет лидирующие позиции, как в группе болезней системы кровообращения, так и в общей статистике [3]. Прогнозируется, что к 2020 г. ИБС будет ведущей причиной смертности во всех странах мира [4].

Широкая распространенность и большая социальная значимость ишемической болезни сердца обуславливает необходимость своевременной и максимально достоверной диагностики данного заболевания [5]. Несмотря на значительные успехи при решении вопросов прогноза, терапии и профилактики сердечно - сосудистых заболеваний смертность и инвалидизация лиц трудоспособного возраста от данной патологии растет [6].

Решение этой проблемы во многом зависит от эффективной и своевременной диагностики патологических изменений в сердечной мышце [7]. Раннее выявление ИБС, а также обнаружение её у больных с бессимптомным течением имеет огромное клиническое значение, а разработка простых и доступных методов диагностики ишемической болезни сердца на ранних этапах является актуальной задачей.

В связи с этим необходим поиск и разработка новых и доступных методов ранней доклинической диагностики ишемических изменений миокарда. Эти методики должны

удовлетворять ряду требований, в том числе, высокая чувствительность и специфичность, возможность использования в амбулаторных условиях и не высокие временные и финансовые затраты при скрининговых исследованиях.

Существует множество методов диагностики ИБС, различных по своей достоверности и информативности, в том числе электрокардиография, эхокардиография, велоэргометрия, нагрузочные пробы, перфузионная сцинтиграфия миокарда, компьютерная томография (КТ), магнитно-резонансная томография (МРТ), КТ-ангиография, МР-ангиография и электронно-лучевая томография [8]. Однако, важнейшим методом диагностики сердечно-сосудистых заболеваний является электрокардиография – метод регистрации электрической активности сердца, позволяющий обнаружить нарушения нормального режима работы миокарда и являющийся обязательным этапом в обследовании больного независимо от предварительного диагноза.

Электрокардиография является наиболее распространенным, доступным и дешевым методом объективного обследования сердца, а также абсолютно безопасным, безболезненным и основным методом клинической диагностики ИБС, который не имеет противопоказаний и может выполняться многократно. ЭКГ используется при диспансерном обследовании, при профилактических медосмотрах, при пробах с физической нагрузкой (например, на велоэргометре) и помогает обнаружить отклонения в работе сердечной мышцы, что актуально для диагностирования ИБС [9].

В клинической практике используются несколько типов отведений от рук, ног и груди исследуемого. Для диагностики ИБС, как правило, применяют отведения Эйнтховена, Гольдбергера, Вильсона [7]. Обычно при диагностике ИБС проводят электрокардиографическое исследование в 12 отведениях, что позволяет получить более полную картину о функционировании сердца. Однако 12-канальная ЭКГ имеет ограничение, т.к. проводится только в стационарных условиях и требует помощи специалиста. Указанные ограничения препятствуют массовому обследованию населения, особенно при

профилактических осмотрах. Учитывая предпочтение и удобство применения ЭКГ в I отведении, особенно в домашних условиях, где сигнал снимается только с рук человека, в работе исследуется возможность применения одноканальной ЭКГ для ранней диагностики ИБС.

Основными преимуществами такого исследования являются удобная регистрация (нужно лишь приложить 2 пальца к датчикам), а также существенное сокращение временных и финансовых затрат на эту процедуру. Это позволяет производить регистрацию у большого числа людей в свободных условиях, в том числе в домашних.

В связи с этим, в данной работе поставлена задача исследования возможности применения одноканальной ЭКГ-записи для раннего выявления ИБС. Для этого необходимо провести анализ современных методов и подходов к анализу и классификации биоэлектрических сигналов, позволяющих с максимальной точностью распознавать отклонение в работе миокарда на ранних стадиях.

В настоящее время существуют различные методы обработки, анализа и классификации ЭКГ-сигналов, от которых зависит информативность извлекаемых параметров, а также качество диагностики.

Одной из перспективных технологий анализа и классификации биомедицинских сигналов являются искусственные нейронные сети (ИНС), способные извлекать требуемые значения из сложных или неточных исходных данных [10]. Еще одно положительное качество ИНС – это обнаружение характерных свойств исследуемых объектов, сложных для их обнаружения людьми или же некоторыми машинными средствами. Именно поэтому ИНС относятся к одним из самых эффективных методов классификации образов.

Исходя из вышеизложенного, целью данной работы является исследование возможности применения искусственной нейронной сети для обнаружения ИБС по одноканальной записи ЭКГ-сигнала. Применение ИНС в качестве классификатора

обусловлено ее способностью к обработке нечетких и сложных исходных данных для их классификации.

## Материалы и методы

Используемый набор данных состоял из 1996 записей ЭКГ людей разного пола и возраста, в том числе 871 с ишемической болезнью сердца (ИБС) с различной локализацией и 1125 записей ЭКГ с отсутствием ИБС. Все сигналы были собраны при помощи системы удаленного кардиомониторирования (CardioQVARK) и аннотированы врачами-специалистами с подтверждением диагноза стандартными методами в клинических условиях [11]. Из каждой ЭКГ были получены усредненные кардиоциклы (УКЦ) длительностью 0.71с с частотой дискретизации 1000 Гц. УКЦ строились по цифровым сигналам ЭКГ в первом отведении.

Формирование обучающей выборки производилось в программной среде Scilab. На основе собранных данных было сформировано две выборки, соответствующие классам «Норма» и «Патология», примеры которых показаны на рисунке 1. Для предотвращения искусственного перекоса вероятностных параметров результатов исследований размер данных в обеих выборках был выбран одинаковым. Данные отбирались с приоритетом максимального разнообразия людей в выборке.

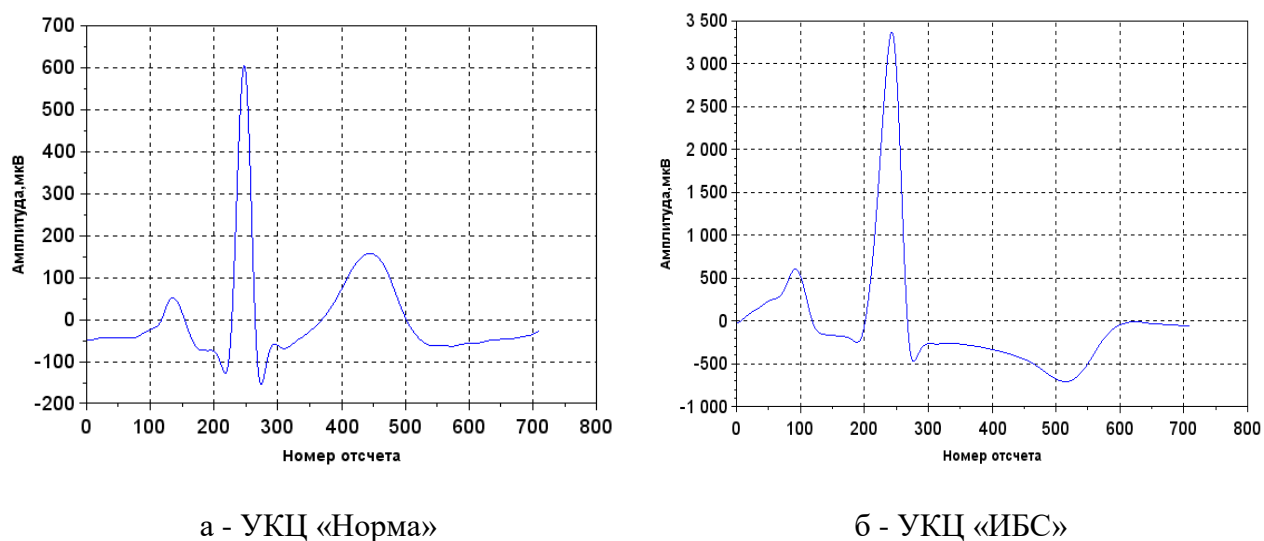


Рисунок 1 –Образцы усредненных кардиоциклов: а - норма, б -патология

В процессе анализа и обработки электрокардиографических сигналов, как правило, используются статистические методы. Отличие ИНС от статистических методов многомерного классификационного анализа, заключается в параллельной обработке информации и способности к самообучению, то есть в получении обоснованного результата на основании данных, которые не встречались в процессе обучения [12].

На рисунке 2 представлена обобщённая схема классификации сигналов ЭКГ с использованием нейронных сетей.



Рис. 2. Обобщённая схема классификации сигналов ЭКГ с использованием нейронных сетей:  $E_i$  - записи ЭКГ,  $I_i$  - информативные признаки,  $K_i$  - результат классификации (норма, патология) [10].

Как видно из рисунка 2, этап проектирования ИНС для классификации ЭКГ включает в себя сбор и подготовку данных по ЭКГ-сигналам, которые подвергаются процедуре обработки и извлечения информационных (диагностических) признаков, играющих роль входной информации при обучении и функционировании ИНС. Используя входную информацию, содержащую диагностические признаки, ИНС осуществляют анализ данных и последующую классификацию на заданные классы. Важным этапом проектирования ИНС является выбор архитектуры ИНС.

В настоящее время известно множество видов ИНС, каждый из которых имеет свои характерные особенности и, соответственно, оптимален для решения тех или иных задач [13]. Для классификации электрокардиографических сигналов используются такие типы

нейронных сетей, как многослойный персептрон, слой Кохонена, сеть с радиальными базисными функциями [10]. В данной работе для решения задачи классификации патологии, а именно, ИБС по электрокардиосигналу, используется нейронная сеть типа многослойный персептрон (МП).

В процессе обучения МП выбор его параметров, таких, как функции активации и количество скрытых слоев, основан на полученных ранее результатах исследований типовых функций активации (линейная функция, сигмоида и гиперболический тангенс) и влияния количества скрытых слоев на эффективность работы нейронной сети [14]. Исходя из этого, в данной работе использовался МП с двумя скрытыми слоями и сигмоидальной функцией активации, причем количество нейронов во втором скрытом слое было выбрано равным половине их количества в первом скрытом слое, что позволяет обеспечить важное свойство ИНС - возможность обобщения информации.

В настоящее время для нахождения оптимального количества нейронов в скрытых слоях не существует строгих методов решения, даются лишь рекомендации [14]. На основе теоремы Колмогорова можно предположить, что максимальное количество нейронов в скрытых слоях МП определяется по формуле  $2M+1$ , где  $M$  - количество входов МП. Однако, в таком случае возникает эффект переобучения, когда у нейронной сети снижаются обобщающие способности. В работе [14] показано, что при исследовании количества нейронов скрытого слоя от 1 до  $2M+1$  с шагом 10 можно определить оптимальное количество нейронов скрытого слоя, при котором обеспечивается максимальная эффективность работы МП.

Исходя из этого, в данной работе было проведено исследование нейронных сетей с различным числом нейронов в скрытых слоях. Для оценки результатов исследования использовалась, так называемая, ROC- кривая (Receiver Operator Characteristic – операционная характеристика приёмника) известная как кривая ошибок. Достоинством ROC-кривой является обеспечение наглядности способности классификатора (в данном случае

ИНС) обнаруживать присутствие искомого класса УКЦ. В качестве критериев оценки процедуры обнаружения использовались **чувствительность (Se), специфичность (Sp) и точность (Ac)**, позволяющие оценить достоверность определения отсутствия других классов УКЦ [14].

ROC-кривая показывает зависимость количества верно классифицированных положительных результатов от количества неверно классифицированных отрицательных результатов. Для построения ROC-кривой, как правило, рассчитываются значения чувствительности и специфичности при порогах отсечения от 0 до 1 с шагом 0.1. Однако в данной работе, с целью повышения точности определения оптимального порога отсечения шаг исследования уменьшен до 0.01. Визуальный анализ ROC-кривых не дает явного ответа, какой из вариантов ИНС более эффективен. Поэтому был применен количественный метод сравнения ROC-кривых – вычисление площади AUC (Area Under Curve) под ROC-кривой. Расчет AUC осуществлялся по методу трапеций [15].

## Результаты

На рисунке 3 представлены результаты исследования ИНС на базе данных усреднённых кардиоциклов в виде графика зависимости критерия эффективности ИНС (AUC) от числа нейронов скрытого слоя.

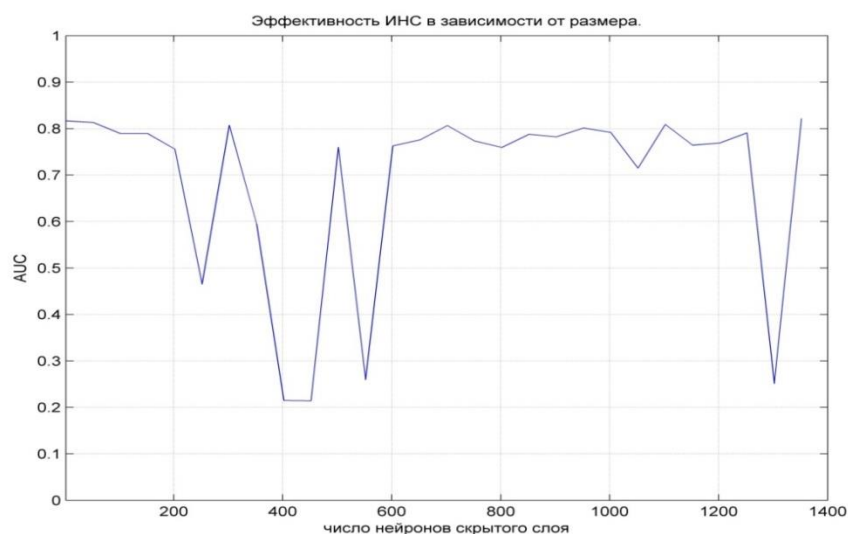


Рис. 3. – Исследование эффективности ИНС в зависимости от размера скрытого слоя



Результат исследования эффективности ИНС показывает, что максимальное значение AUC имеет ИНС с количеством нейронов, равным 1352. На рисунке 4 приведен график ROC-кривой для МП с количеством нейронов первого скрытого слоя, равным 1352, и 676 для второго скрытого слоя. С помощью графика ROC-кривой можно выбрать точку на кривой с максимальным соотношением значений чувствительности и специфичности.

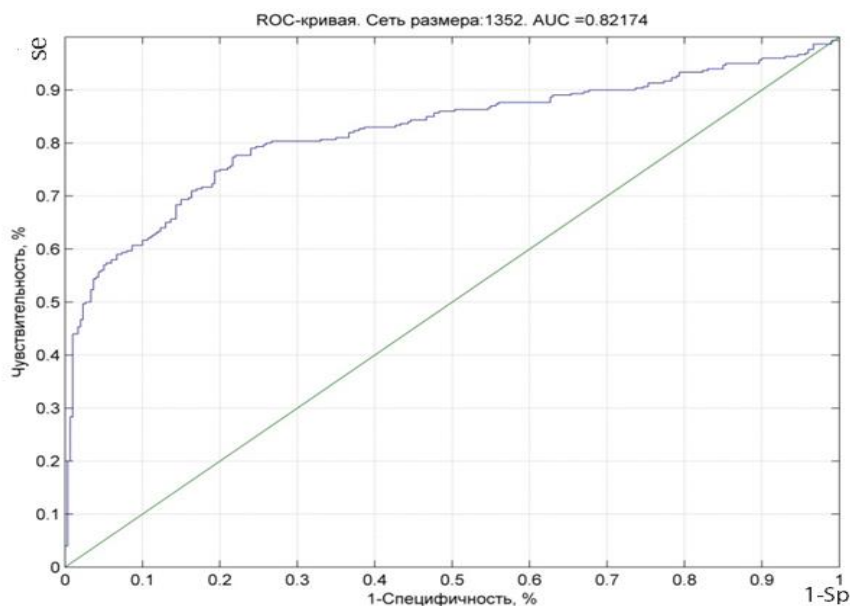


Рисунок 4 - ROC-кривая для МП с размером 1352 нейронов скрытого слоя

Идеальным результатом чувствительности и специфичности является значение, равное 100%. Однако на практике добиться этого почти невозможно. Более того, сложно одновременно обеспечить высокие значения и чувствительности и специфичности ИНС. Компромисс можно найти путем задания величины порога отсечения, влияющего на соотношение  $Se$  и  $Sp$ . В этом случае решается задача нахождения оптимального порога отсечения [16].

Оптимальный порог отсечения выбирается в соответствии с минимумом абсолютной разности между чувствительностью и специфичностью ( $\min |Se - Sp|$ ) (рисунок 4).

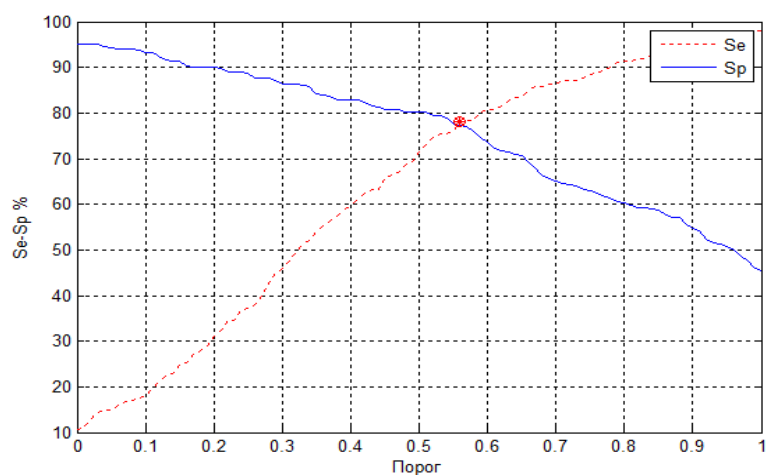


Рисунок 5- Зависимость чувствительности и специфичности от порога отсечения

На рисунке 5 представлена зависимость чувствительности (штриховая линия) и специфичности (сплошная линия) от исследуемого порога. Анализ графика показывает, что оптимальный порог отсечения это место пересечения двух кривых, где разность между чувствительностью и специфичностью минимальная.

В таблице 1 приведены значения чувствительности и специфичности исследуемого варианта МП при различных пороговых значениях.

Таблица 1- Значения чувствительности и специфичности исследуемого МП при различных пороговых значениях

Значение порога	Чувствительность Se,%	Специфичность Sp,%	Se-Sp  %
0	95	10.66	84,33
0,1	93.33	18	75,33
0,2	90	31	59
0,3	86.33	46	40,33
0,4	83	59.66	23,33
0,5	80.33	71.33	9
<b>0.56</b>	<b>77.33</b>	<b>78</b>	<b>0,67</b>

0,6	73.66	80.66	7
0,7	65	86.33	21,33
0,8	60.33	91.33	31
0,9	54.66	95.66	41
1	45.33	98	52,66

Из таблицы 1 видно, что 0.56 является оптимальным порогом, поскольку разница между чувствительностью и специфичностью равна **0,67**. При этом пороге чувствительность и специфичность сети достигают максимального значения 77.33% и 78% соответственно.

В таблице 2 приведены значения основных критериев эффективности разработанной ИНС на основе двухслойного персептрона размером 1352 нейронов в первом скрытом слое при пороге отсечения 0.56, а именно, чувствительность (Se), специфичность (Sp) и точность (Ac), которая вычисляется как сумма истинно положительных (Se) и истинно отрицательных (Sp) результатов среди всех обследованных.

Таблица 2 – Значения критериев оценки эффективности МП классификатора

Чувствительность:	77.33%
Специфичность:	78%
Точность:	77.66%

## Заключение

В данной работе представлены результаты разработки системы распознавания наличия или отсутствия ИБС по одноканальной записи ЭКГ. Для решения задачи классификации ЭКС в качестве классификатора была выбрана структура (модель) нейронной сети типа многослойный персептрон. В качестве входной информации использованы усреднённые кардиоциклы (УКЦ), записанные в I отведении на мобильном электрокардиографе CardioQVARK.

Предложенная структура нейросетевого классификатора позволяет выявлять ИБС в электрокардиографическом сигнале с чувствительностью и специфичностью равными 77,33% и 78 %, соответственно.

Как следует из полученных результатов, предлагаемый классификатор на основе НС типа МП может эффективно использоваться для классификации одноканальных ЭКГ - сигналов с целью выявления ИБС для повышения качества автоматизированной функциональной диагностики сердечно сосудистой системы (ССС) на ранних стадиях.

Результаты проведенного исследования могут быть полезны для построения новой интеллектуальной системы поддержки принятия решения врача функциональной диагностики.

## Литература

1. World health statistics 2014 (Мировая статистика здравоохранения 2014 г.). Всемирная организация здравоохранения. 2014 г. 178 с.
2. Латфуллин И.А. Ишемическая болезнь сердца: основные факторы риска, лечение /— Казань: Изд-во Казан.ун-та,. 2017. – 426 с.
3. Естественное движение населения в разрезе субъектов Российской Федерации за январь - сентябрь 2016 года. [http://www.gks.ru/free\\_doc/2016/demo/edn09-2016.xlsx](http://www.gks.ru/free_doc/2016/demo/edn09-2016.xlsx).
4. Thom T., Haase N, Rosamond W. American Heart Association Statistics Committee and Stroke Statistics Subcommittee. Heart disease and stroke statistics—2006 update:
5. Тихоненко, В. М. Диагностика ишемической болезни сердца: что ждут и что получают от функциональной диагностики/ Институт кардиологической техники «ИНКАРТ». <https://www.incart.ru/publish/learning-aids/diagnostika-ishemicheskoybolezni-serdca/>
6. Иванов Г. Г., Дворников В. Е., Попов В. В., Грибанов А. Н. Новые методы электрокардиографической и реографической диагностики // Вестник РУДН. Серия: Медицина. 2006. №2. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/novye-metody-elektrokardiograficheskoy-i-reograficheskoy-diagnostiki> (дата обращения: 10.04.2018).
7. Иванов Г.Г., СулаА.С. Метод дисперсионного картирования ЭКГ в клинической практике Москва, 2008.
8. Литвинова Мария Александровна. "Анализ информативности различных методов диагностики ишемической болезни сердца" Здоровье и образование в XXI веке. 2016. № 1.С. 241-245.
9. Митьковская Н.П., Патеюк И.В. Безболевайшемия миокарда: патофизиологические особенности, прогностическое значение. // Медицинский журнал. 2007. № 4. С. 12-15.

10. Иванушкина Н. Г, Иванько Е. О., Матвеева Н. А. Нейронные сети для распознавания образов поздних потенциалов предсердий // Electronics and communications. - 2013. - № 5. - С. 72-80.
11. Кардиомонитор CardioQVARK кардиограмма с помощью телефона.  
URL:<http://www.cardioqvark.ru/>
12. Аравин О.И. Применение искусственных нейронных сетей для анализа патологий в кровеносных сосудах // Российский журнал биомеханики. 2011. Т. 15, № 3 (53): 45–51. ISSN 1812-5123.
13. Воронов И. В., Политов Е. А., Ефременко В. М. Обзор типов искусственных нейронных сетей и методов их обучения // Вестник КузГТУ. 2007. №3., С.38-42.
14. Аль-Хайдри В.А., Исаков Р.В., Сушкова Л.Т. Исследование влияния выбора функций активации на эффективность работы многослойного персептрона. Ж. «Нейрокомпьютеры: разработка и применение».№ 7 2015, с.60-66.
15. Будченко А.А., Мазурова И.Ю., Илюхин В.И., Храпова Н.П. ROC-анализ результатов выявления антигенов возбудителей мелиоидоза и сапа твердофазным иммуноферментным методом // Материалы VII международной научной конференции «Системный анализ в медицине» (САМ 2013) / под общ.ред. В.П. Колосова. Благовещенск, 2013. 167 с.
16. Жильцов, И. В. Основы медицинской статистики. Дизайн биомедицинских исследований: практическое руководство / И. В. Жильцов, В. М. Семенов, С. К. Зенькова; Министерство здравоохранения Республики Беларусь, УО "Витебский государственный медицинский университет". - Витебск : [ВГМУ], 2014. - 153 с.