Применение искусственных нейронных сетей для ранней диагностики заболевания сахарным диабетом

**Человек:** Сахарный диабет — хроническое заболевание, в патогенезе которого лежит недостаток инсулина в организме человека, вызывающий нарушение обмена веществ и патологические изменения в различных органах и тканях, зачастую приводящие к высокому риску инфаркта и почечной недостаточности. Сделана попытка разработать систему ранней диагностики сахарного диабета обследуемого пациента использующая аппарат искусственных нейронных сетей. Разработана модель нейронной сети на основе многослойного персептрона обученная на основе алгоритма обратного распространения ошибки. Для проектирования нейронной сети был использован пакет Neural Network Toolbox из MATLAB 8.6 (R2015b) являющийся мощным и гибким инструментом работы с нейронными сетями. Результаты обучения и проверки работоспособности спроектированной нейронной сети показывают её успешное применение для решения поставленных задач и способность находить сложные закономерности и взаимосвязи между различными характеристиками объекта. Чувствительность разработанной нейросетевой модели составила 89.5%, специфичность 87.2%. После того как сеть обучена, она становится надежным и недорогим диагностическим инструментом.

**Key words:** сахарный диабет, искусственная нейронная сеть, компьютерная диагностика, специфичность, чувствительность, классификация данных, многослойный персептрон, обратное распространение ошибки, сеть прямого распространения, обучение с учителем

=================================

**FastText\_KMeans\_Clean:** Обучение нейронной сети представляет собой интерактивный процесс, в ходе которого нейронная сеть находит скрытые нелинейные зависимости между исходными параметрами и конечным диагнозом, а также оптимальную комбинацию весовых коэффициентов нейронов, соединяющих соседние слои, при которой погрешность определения класса образа стремится к минимуму [7]. `F=1/(1+exp(-alphaY)`. Физические нагрузки. Логический (да/ нет). Уровень холестерина. Диастолическое давление. Наличие стресса, депрессии.

**Key words part:** 0.4516129032258064

=================================

**FastText\_KMeans\_Raw/:** Обучение нейронной сети представляет собой интерактивный процесс, в ходе которого нейронная сеть находит скрытые нелинейные зависимости между исходными параметрами и конечным диагнозом, а также оптимальную комбинацию весовых коэффициентов нейронов, соединяющих соседние слои, при которой погрешность определения класса образа стремится к минимуму [7]. `F=1/(1+exp(-alphaY)`. Логический (да/ нет). Уровень холестерина. Диастолическое давление.

**Key words part:** 0.4516129032258064

=================================

**FastText\_PageRank\_Clean/:** `F=1/(1+exp(-alphaY)`. Физические нагрузки. Число беременностей. Наличие диабета у близких родственников. Уровень холестерина. Диастолическое давление. Число, мм. рт. ст. 2-х часовой сывороточный инсулин. Наличие стресса, депрессии.

**Key words part:** 0.3548387096774194

=================================

**FastText\_PageRank\_Raw/:** `F=1/(1+exp(-alphaY)`. Логический (да/ нет). Число беременностей. Наличие диабета у близких родственников. Логический (да/ нет). Уровень холестерина. Диастолическое давление. Логический (да/ нет).

**Key words part:** 0.3548387096774194

=================================

**Mixed\_ML\_TR/:** Если примеры относятся к разным диагностическим группам, то обученная таким образом искусственная нейронная сеть позволяет в последующем диагностировать и дифференцировать любой новый случай, представленный набором показателей, аналогичных тем на которых проводилось обучение нейронной сети. Это ограничение преодолимо при использовании многослойных нейронных сетей. В данной работе использовалась модель многослойного персептрона (нейронная сеть прямого распространения) обученная на основе алгоритма обратного распространения ошибки. В качестве активационной функции в работе, использовалась логистическая активационная функция (рис. 1):. Входной слой, нейронной сети, имеет 12 нейронов, выходной слой имеет два нейрона (рис. 2). Логический (да/ нет). Наличие диабета у близких родственников. Диастолическое давление. Алгоритм обратного распространения ошибки (рис. 3) предполагает вычисление ошибки, как выходного слоя, так и каждого нейрона обучаемой сети, а также коррекцию весов нейронов в соответствии с их текущими значениями. Следующий этап обучения – вычисление ошибки нейронной сети как разницы между ожидаемым и действительным выходными значениями.

**Key words part:** 0.7741935483870968

=================================

**MultiLingual\_KMeans/:** Одним из наиболее удобных инструментов для решения подобных задач являются искусственные нейронные сети – мощный и одновременно гибкий метод имитации процессов и явлений. Если примеры относятся к разным диагностическим группам, то обученная таким образом искусственная нейронная сеть позволяет в последующем диагностировать и дифференцировать любой новый случай, представленный набором показателей, аналогичных тем на которых проводилось обучение нейронной сети. Одной из главных проблем применения нейросетевых технологий является заранее неизвестная степень сложности проектируемой нейронной сети, которой будет достаточно для достоверной постановки диагноза. Простейшие однослойные нейронные сети способны решать только линейно разделяемые задачи [8]. где ` alpha` – параметр наклона логистической функции. Логический (да/ нет). Уровень глюкозы в плазме крови. Алгоритм обратного распространения ошибки (рис. 3) предполагает вычисление ошибки, как выходного слоя, так и каждого нейрона обучаемой сети, а также коррекцию весов нейронов в соответствии с их текущими значениями.

**Key words part:** 0.6129032258064516

=================================

**Multilingual\_PageRank/:** `F=1/(1+exp(-alphaY)`. Число беременностей. Наличие диабета у близких родственников. Уровень холестерина. Диастолическое давление. Число, мм. рт. ст. 2-х часовой сывороточный инсулин. Наличие стресса, депрессии. Уровень глюкозы в плазме крови.

**Key words part:** 0.3548387096774194

=================================

**RuBERT\_KMeans\_Without\_ST/:** Если примеры относятся к разным диагностическим группам, то обученная таким образом искусственная нейронная сеть позволяет в последующем диагностировать и дифференцировать любой новый случай, представленный набором показателей, аналогичных тем на которых проводилось обучение нейронной сети. Физические нагрузки. Логический (да/ нет). Уровень холестерина. Наличие стресса, депрессии. Алгоритм обратного распространения ошибки (рис. 3) предполагает вычисление ошибки, как выходного слоя, так и каждого нейрона обучаемой сети, а также коррекцию весов нейронов в соответствии с их текущими значениями. База обучающих и тестовых данных содержала 486 записей о пациентах, 243 из которых имели клинически установленный диагноз "сахарный диабет", другая часть пациентов была здорова.

**Key words part:** 0.7096774193548387

=================================

**RuBERT\_KMeans\_With\_ST/:** Современные искусственные нейронные сети представляют собой программно-аппаратные средства создания специализированных моделей и устройств и позволяют решать широкий круг задач диагностики на основе применения алгоритмов теории распознавания образов. Обучение нейронной сети представляет собой интерактивный процесс, в ходе которого нейронная сеть находит скрытые нелинейные зависимости между исходными параметрами и конечным диагнозом, а также оптимальную комбинацию весовых коэффициентов нейронов, соединяющих соседние слои, при которой погрешность определения класса образа стремится к минимуму [7]. В качестве активационной функции в работе, использовалась логистическая активационная функция (рис. 1):. Искусственная нейронная сеть содержала входной слой, один скрытый слой и выходной слой. Тип данных, единица измерения. Логический (да/ нет). Наличие стресса, депрессии. Уровень глюкозы в плазме крови.

**Key words part:** 0.5483870967741935

=================================

**RUBERT\_page\_rank\_Without\_ST/:** Тип данных, единица измерения. Физические нагрузки. Число беременностей. Уровень глюкозы в плазме крови. Пакет представляет набор функций и структур данных описывающих функции активации, алгоритмы обучения, установку синаптических весов и др.

**Key words part:** 0.3870967741935484

=================================

**RUBERT\_page\_rank\_With\_ST/:** Физические нагрузки. Уровень холестерина. Диастолическое давление. Наличие стресса, депрессии. Уровень глюкозы в плазме крови.

**Key words part:** 0.3225806451612903

=================================

**RUSBERT\_KMeans\_Without\_ST/:** Модели многослойных персептронов применяются для прогнозирования риска возникновения остеопороза [5]. Одной из главных проблем применения нейросетевых технологий является заранее неизвестная степень сложности проектируемой нейронной сети, которой будет достаточно для достоверной постановки диагноза. В данной работе использовалась модель многослойного персептрона (нейронная сеть прямого распространения) обученная на основе алгоритма обратного распространения ошибки. `F=1/(1+exp(-alphaY)`. Физические нагрузки. Логический (да/ нет). Уровень холестерина. В результате выполнения данного этапа мы получаем вектор выходных значений нейронной сети.

**Key words part:** 0.6774193548387096

=================================

**RUSBERT\_KMeans\_With\_ST/:** Нейросетевые технологии призваны решать трудноформализуемые задачи, к которым, в частности, сводятся многие проблемы медицины. Обучение нейронной сети представляет собой интерактивный процесс, в ходе которого нейронная сеть находит скрытые нелинейные зависимости между исходными параметрами и конечным диагнозом, а также оптимальную комбинацию весовых коэффициентов нейронов, соединяющих соседние слои, при которой погрешность определения класса образа стремится к минимуму [7]. Диастолическое давление. Если задача создания конкретной нейронной сети адекватной поставленной задаче и ее оптимальное обучение доступна лишь специалисту, то ее практическое применение конечным пользователем требует только навыков владения компьютером.

**Key words part:** 0.4516129032258064

=================================

**RUSBERT\_page\_rank\_Without\_ST/:** `F=1/(1+exp(-alphaY)`. Физические нагрузки. Логический (да/ нет). Логический (да/ нет). Логический (да/ нет).

**Key words part:** 0.3225806451612903

=================================

**RUSBERT\_page\_rank\_With\_ST/:** `F=1/(1+exp(-alphaY)`. Физические нагрузки. Логический (да/ нет). Логический (да/ нет). Логический (да/ нет).

**Key words part:** 0.3225806451612903

=================================

**Simple\_PageRank/:** Хороший результаты показали модели искусственных нейронных сетей для диагностики психических расстройств [2], болезни Паркинсона [3] и Хантингтона [4]. Обучение нейронной сети представляет собой интерактивный процесс, в ходе которого нейронная сеть находит скрытые нелинейные зависимости между исходными параметрами и конечным диагнозом, а также оптимальную комбинацию весовых коэффициентов нейронов, соединяющих соседние слои, при которой погрешность определения класса образа стремится к минимуму [7]. Если примеры относятся к разным диагностическим группам, то обученная таким образом искусственная нейронная сеть позволяет в последующем диагностировать и дифференцировать любой новый случай, представленный набором показателей, аналогичных тем на которых проводилось обучение нейронной сети. Алгоритм обратного распространения ошибки (рис. 3) предполагает вычисление ошибки, как выходного слоя, так и каждого нейрона обучаемой сети, а также коррекцию весов нейронов в соответствии с их текущими значениями. Полученные значения ошибок распространяются от последнего, выходного слоя нейронной сети, к первому. При этом вычисляются величины коррекции весов нейронов в зависимости от текущего значения веса связи, скорости обучения и ошибки, внесенной данным нейроном.

**Key words part:** 0.6451612903225806

=================================

**TextRank/:** Современные искусственные нейронные сети представляют собой программно-аппаратные средства создания специализированных моделей и устройств и позволяют решать широкий круг задач диагностики на основе применения алгоритмов теории распознавания образов. Обучение нейронной сети представляет собой интерактивный процесс, в ходе которого нейронная сеть находит скрытые нелинейные зависимости между исходными параметрами и конечным диагнозом, а также оптимальную комбинацию весовых коэффициентов нейронов, соединяющих соседние слои, при которой погрешность определения класса образа стремится к минимуму [7]. В процессе обучения на вход нейронной сети подается последовательность исходных параметров наряду с диагнозами, которые эти параметры характеризуют. В данной работе использовалась модель многослойного персептрона (нейронная сеть прямого распространения) обученная на основе алгоритма обратного распространения ошибки. Входной слой, нейронной сети, имеет 12 нейронов, выходной слой имеет два нейрона (рис. 2). Следующий этап обучения – вычисление ошибки нейронной сети как разницы между ожидаемым и действительным выходными значениями.

**Key words part:** 0.7741935483870968

=================================

**TF-IDF\_KMeans/:** Логический вывод и обобщенная регрессия использованы для диагностирования гепатита B [6]. В качестве активационной функции в работе, использовалась логистическая активационная функция (рис. 1):. `F=1/(1+exp(-alphaY)`. Комбинация всех этих свойств наряду со способностью к обучению на собственном опыте обеспечивает вычислительную мощность многослойного персептрона. Логический (да/ нет). При этом вычисляются величины коррекции весов нейронов в зависимости от текущего значения веса связи, скорости обучения и ошибки, внесенной данным нейроном. После завершения данного этапа шаги описанного алгоритма повторяются до тех пор, пока ошибка выходного слоя не достигнет требуемого значения. Сложность интерпретации системы знаний обученной нейросетевой модели, является ненужной пользователю нейронной сети, так как для большинства конечных пользователей важно не понимание сущности работы нейронной сети, а ее результативность, информативность, безошибочность и быстродействие.

**Key words part:** 0.5483870967741935

=================================

**Текст:** Нейросетевые технологии призваны решать трудноформализуемые задачи, к которым, в частности, сводятся многие проблемы медицины. Это связано с тем, что исследователю часто предоставлено большое количество разнородного фактического материала, для которого еще не создана математическая модель. Хороший результаты показали модели искусственных нейронных сетей для диагностики психических расстройств [2], болезни Паркинсона [3] и Хантингтона [4]. Модели многослойных персептронов применяются для прогнозирования риска возникновения остеопороза [5]. Логический вывод и обобщенная регрессия использованы для диагностирования гепатита B [6].. Одним из наиболее удобных инструментов для решения подобных задач являются искусственные нейронные сети – мощный и одновременно гибкий метод имитации процессов и явлений. Современные искусственные нейронные сети представляют собой программно-аппаратные средства создания специализированных моделей и устройств и позволяют решать широкий круг задач диагностики на основе применения алгоритмов теории распознавания образов. Отличительное свойство нейронных сетей состоит в их способности обучаться на основе экспериментальных данных предметной области. Применительно к медицинской тематике экспериментальные данные представляются в виде множества исходных признаков или параметров объекта и поставленного на основе них диагноза. Обучение нейронной сети представляет собой интерактивный процесс, в ходе которого нейронная сеть находит скрытые нелинейные зависимости между исходными параметрами и конечным диагнозом, а также оптимальную комбинацию весовых коэффициентов нейронов, соединяющих соседние слои, при которой погрешность определения класса образа стремится к минимуму [7]. К достоинствам нейронных сетей следует отнести их относительную простоту, нелинейность, работу с нечеткой информацией, не критичность к исходным данным, способность обучаться на материале конкретных примеров. В процессе обучения на вход нейронной сети подается последовательность исходных параметров наряду с диагнозами, которые эти параметры характеризуют.. Для обучения нейронной сети необходимо иметь достаточное количество примеров для настройки адаптивной системы с заданной степенью достоверности. Если примеры относятся к разным диагностическим группам, то обученная таким образом искусственная нейронная сеть позволяет в последующем диагностировать и дифференцировать любой новый случай, представленный набором показателей, аналогичных тем на которых проводилось обучение нейронной сети. Несомненным достоинством нейронной модели является то, что при ее создании не нужно представлять весь набор сложных закономерностей описания диагностируемого феномена.. Вместе с тем, с применением нейронных сетей в практических задачах связан ряд трудностей. Одной из главных проблем применения нейросетевых технологий является заранее неизвестная степень сложности проектируемой нейронной сети, которой будет достаточно для достоверной постановки диагноза. Эта сложность может оказаться недопустимо высокой, что потребует усложнения архитектуры сетей. Простейшие однослойные нейронные сети способны решать только линейно разделяемые задачи [8]. Это ограничение преодолимо при использовании многослойных нейронных сетей.. В данной работе использовалась модель многослойного персептрона (нейронная сеть прямого распространения) обученная на основе алгоритма обратного распространения ошибки. В качестве активационной функции в работе, использовалась логистическая активационная функция (рис. 1):. `F=1/(1+exp(-alphaY)`. где ` alpha` – параметр наклона логистической функции.. Многослойный персептрон обладает высокой степенью связности, реализуемой посредством синаптических соединений. Изменение уровня связности сети требует изменения множества синаптических соединений или их весовых коэффициентов. Комбинация всех этих свойств наряду со способностью к обучению на собственном опыте обеспечивает вычислительную мощность многослойного персептрона.. Искусственная нейронная сеть содержала входной слой, один скрытый слой и выходной слой. Входной слой, нейронной сети, имеет 12 нейронов, выходной слой имеет два нейрона (рис. 2).. Параметр. Тип данных, единица измерения. Возраст. Число (лет). Физические нагрузки. Логический (да/ нет). Пол. Логический (М / Ж). Число беременностей. Число. Наличие диабета у близких родственников. Логический (да/ нет). Индекс массы тела. Число (кг/м2). Толщина кожи. Число (мм). Уровень холестерина. Число, мг/дл. Диастолическое давление. Число, мм. рт. ст.. 2-х часовой сывороточный инсулин. Число, мкЕд/мл. Наличие стресса, депрессии. Логический (да/ нет). Уровень глюкозы в плазме крови. Число, мг/дл. Для проектирования нейронной сети был использован пакет Neural Network Toolbox из MATLAB 8.6 (R2015b). Пакет представляет набор функций и структур данных описывающих функции активации, алгоритмы обучения, установку синаптических весов и др.. . Алгоритм обратного распространения ошибки (рис. 3) предполагает вычисление ошибки, как выходного слоя, так и каждого нейрона обучаемой сети, а также коррекцию весов нейронов в соответствии с их текущими значениями. На первом шаге данного алгоритма веса всех межнейронных связей инициализируются небольшими случайными значениями (от 0 до 1). После инициализации весов в процессе обучения нейронной сети выполняются следующие шаги:. Прямое распространение сигнала производится послойно, начиная со входного слоя, при этом рассчитывается сумма входных сигналов для каждого нейрона и при помощи функции активации генерируется отклик нейрона, который распространяется в следующий слой с учетом веса межнейронной связи согласно. В результате выполнения данного этапа мы получаем вектор выходных значений нейронной сети. Следующий этап обучения – вычисление ошибки нейронной сети как разницы между ожидаемым и действительным выходными значениями.. Полученные значения ошибок распространяются от последнего, выходного слоя нейронной сети, к первому. При этом вычисляются величины коррекции весов нейронов в зависимости от текущего значения веса связи, скорости обучения и ошибки, внесенной данным нейроном. После завершения данного этапа шаги описанного алгоритма повторяются до тех пор, пока ошибка выходного слоя не достигнет требуемого значения.. База обучающих и тестовых данных содержала 486 записей о пациентах, 243 из которых имели клинически установленный диагноз «сахарный диабет», другая часть пациентов была здорова.. Нейронная сеть была обучена на 240 выборках и протестирована на 146 выборках. Чувствительность разработанной нейросетевой модели составила 89.5%, специфичность 87.2%. Некоторая сложность теоретического обеспечения использования, трудоемкость и временные затраты по моделированию и обучению нейронных сетей компенсируется простотой их применения конечным пользователем. Если задача создания конкретной нейронной сети адекватной поставленной задаче и ее оптимальное обучение доступна лишь специалисту, то ее практическое применение конечным пользователем требует только навыков владения компьютером. Сложность интерпретации системы знаний обученной нейросетевой модели, является ненужной пользователю нейронной сети, так как для большинства конечных пользователей важно не понимание сущности работы нейронной сети, а ее результативность, информативность, безошибочность и быстродействие.