

агрегирующих нечетких решающих правил, а также приводится алгоритм синтеза правил нечеткого рассуждения для сколь угодно сложной структуры классов.

Используя приведенный механизм синтеза нечетких решающих правил, можно решать задачи прогнозирования в такой их постановке. Определить, с какой уверенностью через определенный интервал (интервалы) времени при наличии у обследуемого определенного набора факторов риска и значений признаков, характеризующих индивидуальные особенности организма, у него может развиваться та или иная патология.

Исходя из особенностей медицинских диагностических и прогностических задач целесообразно решающие правила реализовать в качестве унифицированных решающих модулей, находящихся в узлах сетевой структуры. Объем задач, решаемых одним модулем, удобно связывать с технологическим этапом общего решения. Например, этап постановки предварительного диагноза по данным опроса и осмотра с запросом дополнительной информации; этап уточнения диагноза с учетом стандартных исследований; этап уточнения диагноза с учетом данных специальных инструментальных исследований и т.д. Удобно так же договориться, что проход по строке сетевой модели соответствует уточнению гипотезы  $\omega_i$ , проход по столбцу – смене гипотезы. Для реализации механизмов перехода каждый решающий модуль снабжается механизмами запроса дополнительной уточняющей информацией и расчета адресов переходов по узлам сети. Дополнительно для всей сети запоминаются трассы переходов, сравнивающиеся с эталонными трассами, что позволяет реализовать механизмы объяснения причин принимаемых решений и рекомендаций по рациональным траекториям принятия решений.

В таком варианте построения нечетких решающих сетей их обучение состоит из двух основных этапов: обучения решающих модулей; обучения всей решающей сети, заключающего в построении правил определения адресов переходов, установлении связей между решающими модулями, формировании механизмов объяснения причин принимаемых решений и траекторий рационального ведения пациента.

**Выводы.** С использованием описанного механизма синтеза нечетких решающих правил решались задачи прогнозирования и диагностики розовых угрей, тромбозов центральной вены сетчатки и ее ветвей, язвенной болезни желудка, анемий, мочекаменной болезни, заболеваний вызываемых воздействием вредных экологических факторов, характерных для Курской области, прогнозирования послеоперационных осложнений у урологических больных и ряд других задач. При этом в задачах прогнозирования достигается уверенность не хуже 0,85, а в задачах диагностики – не хуже 0,9, что позволяет рекомендовать предложенный подход к построению баз знаний экспертных систем в медицинскую практику.

**Литература.** Корневский Н.А. Проектирование нечетких решающих сетей, настраиваемых по структуре данных для задач медицинской диагностики // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. – 2005. – Т.4 - №1. – С.12-20.

## **ДИАГНОСТИЧЕСКИЙ КЛАССИФИКАТОР НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ И МАТЕМАТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ**

Мустецов Н.П., Соловьева О.И.

Харьковский национальный университет радиозлектроники

61166, Харьков, пр. Ленина, 14, каф. БМЕ,

тел. (057) 702-13-64, E-mail: [olga01@ukr.net](mailto:olga01@ukr.net).

Two techniques Neural Networks of early diagnostics most frequently meets second type sugar diabetes are considered: directly on the clinical data and with preliminary modelling recalculation.

**Введение.** Доклад посвящен обсуждению возможностей современных компьютерных средств медицинской диагностики и разработке новых методов

повышения ее достоверности и объективности. В последние десятилетия к решению этой медицинской проблемы диагностики по аналогии с подобными задачами тестирования технических систем были привлечены компьютерные экспертные системы – технические средства и устройства, основанные на глубоком использовании математики и вычислительной техники. Такая автоматизированная экспертная система принимает данные изучаемого объекта, обрабатывает их подсистемой принятия решения на основе встроенной базы знаний об изучаемом объекте. На выходе она выдает решение о принадлежности объекта к тому или иному классу. Центральным, наиболее важным из всех блоков такой компьютерной экспертной системы является решатель (классификатор), предназначенный непосредственно для решения задачи классификации. В качестве критерия его эффективности приняты точность и скорость функционирования алгоритма классификации.

Сначала в экспертных диагностических системах безуспешно пытались использовать классификаторы, основанные на логическом выводе из косвенных интегральных характеристик человека, доступных для непосредственного измерения. Затем для анализа этих клинических данных были привлечены вероятностные методы, в частности, по-видимому, наиболее эффективный из них – нейросетевой с помощью искусственной нейронной сети (ИНС) [1]. При этом в показателях эффективности применения нейросетевых технологий в различных областях медицины наблюдается большой разброс: от 75% до 100%. Это обусловлено, по-видимому, характером используемых клинических данных: чем они более интегральны и косвенны, тем ниже эффективность нейросетевой диагностики.

В последнее время для проведения медицинской диагностики было предложено использовать не сами непосредственно измеренные интегральные данные организма человека, а полученные из них путем модельной математической обработки естественные характеристики диагностируемой патологии, недоступные для прямого наблюдения [2]. При этом в таком классификаторе оказалось достаточно успешным применение даже прямых методов на основе логического вывода. По-видимому, совместное использование математического моделирования и нейросетевых технологий позволит получить еще более эффективный медицинский диагностический классификатор.

**Сущность.** Для непосредственной проверки этой гипотезы было проведено сопоставление эффективности четырех классификаторов диагностики нарушения толерантности к глюкозе (НТГ). Это широко распространенное латентное заболевание, которое может быть обнаружено лишь лабораторными методами, сопровождается всеми поздними смертельно опасными сосудистыми и неврологическими осложнениями, присущими сахарному диабету 2-го типа (СД2). НТГ обусловлено снижением с возрастом восприимчивости тканей человека к инсулину, что присуще практически всем людям.

Несмотря на уже предлагавшиеся компьютерные экспертные системы по диагностике НТГ по данным ПТТГ, медики до сих пор проводят их анализ в основном, используя интуитивные соображения. И этот диагноз сейчас считается самым точным из возможных. Его объективной основой является базальный (после ночного голодания) уровень гликемии (концентрации глюкозы в крови), а лучше его динамика после стандартной глюкозной нагрузки, в процессе так называемого перорального теста толерантности к глюкозе (ПТТГ). Поэтому предлагаемые классификаторы НТГ следует сопоставлять с медицинскими диагнозами, поставленными опытным эндокринологом.

Первый из рассматриваемых технических классификаторов НТГ, предложенный Ю.Г. Антомоновым с соавторами [3], использует прямые методы классификации на основе логического вывода по клиническим данным ПТТГ. Второй классификатор, разработанный авторами доклада, анализирует те же данные с помощью искусственной нейронной сети [4]. В третьем классификаторе С.И. Лапты с соавторами [2], который мы несколько модернизировали [5], применены прямые методы логического вывода после предварительной модельной обработки клинических данных ПТТГ и получения на их

основе значений параметров модели углеводного обмена, индивидуализированной к пациенту. Эти же значения параметров модели мы используем в предлагаемом нами четвертом классификаторе с искусственной нейронной сетью.

Для решения поставленной задачи возможно применение таких типов ИНС: сеть прямого распространения сигнала, многослойный персептрон, сеть Элмана, вероятностная сеть [1]. На основе проведенных экспериментов для определения НТГ была выбрана ИНС с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки с 7 нейронами в скрытом слое. В большинстве случаев для обучения таких сетей используется алгоритм обратного распространения ошибки, но мы использовали алгоритм Левенберга-Марквардта [1], т.к. он обладает большей скоростью сходимости. В качестве функции активации в первом слое использовалась сигмоидальная функция, а в выходном – линейная функция активации нейронов. Использование нелинейных функций активации позволило настроить НС на реализацию нелинейных связей между входом и выходом, а линейный нейрон в выходном слое позволяет выходам сети принимать произвольные значения [1].

Одним из основных этапов разработки классификатора на основе нейронной сети является выбор числа переменных, составляющих входной вектор. Их увеличение потенциально повышает объем информации, используемой при разделении состояний, но также увеличивает размерность пространства для минимизации функционала ошибок и, следовательно, делает более сложным процесс нахождения минимума. Фактически процедура выбора входных переменных состоит в кодировании полного объема информации по различию состояний пациента, и с использованием наименьшего числа переменных. В нашем конкретном случае при нейросетевой обработке непосредственно измеренных клинических данных размерность входного вектора определялась пятью измерениями уровня гликемии, традиционно проводимыми медиками при ПТТГ:  $g_b$  – перед глюкозной нагрузкой, через 30, 60, 120 и 180 минут после нагрузки.

При применении нейросетевого метода к результатам предварительной модельной обработки гликемических данных пациента размерность входного вектора равна четырем вследствие такого количества диагностических параметров модели углеводного обмена. На рис. 1,2 приведены конфигурации двух нейронных сетей, использованных в этих случаях.

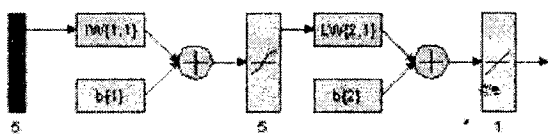


Рисунок 1

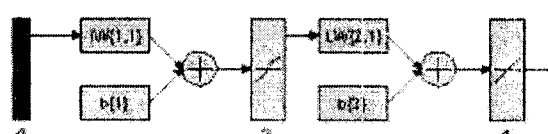


Рисунок 2

Следующий важный этап применения нейронных сетей – это проверка тренировки (обучения). Цель тренировки нейронной сети – заставить ее максимально точно распознавать разные классы событий по заданным характеристикам (входному вектору). Но, начиная с некоторого момента тренировки, сеть начинает распознавать не заданные классы событий, а сами тренировочные события; при этом ухудшается распознавание других событий из того же класса. Такой эффект называют *overfitting* [1]. Для предотвращения этого эффекта мы делили образцы событий на две части: на первой части (тренировочный образец) проходит тренировка сети, на второй (тестовый образец) сеть тестируется после каждого цикла тренировки.

В качестве тренировочных образцов использовались два класса событий. Первый класс – норма (объем 90 пациентов), второй – НТГ (объем 64 пациента). В этих тренировочных примерах использованы клинические данные, полученные в клинике Института проблем эндокринной патологии АМН Украины, и "точные" диагнозы

опытных эндокринологов.

При компьютерном пересчете клинических данных ПТТГ в значения параметров модели, индивидуализированной к пациенту, использовалась предложенная авторами модифицированная модель углеводного обмена в виде обобщенного интегрального уравнения Вольтера, описывающая динамику гликемии  $g(t)$ :

$$g(t) = g_b + (1 - \alpha) \varphi(t) - \beta \int_0^{t-\tau} [g(s) - g_b] ds, \quad t \geq 0,$$
$$g(t) = g_b, \quad -\tau \leq t \leq 0.$$

Здесь  $\varphi(t)$  – функция всасывания глюкозы в кишечнике [3], параметры  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\tau \geq 1$ , имеют физиологический смысл и представляют непосредственный диагностический интерес.

Проведенный анализ, в частности, показал, что параметры чувствительности и специфичности нейросетевой диагностики НТГ по необработанным клиническим данным составили 76,6% и 83%, соответственно [4]. А при предварительной их модельной обработке с пересчетом в значения диагностических параметров – 93,8% и 95% [5].

**Выводы.** Таким образом, предварительный модельный пересчет косвенных клинических данных в значения непосредственных диагностических параметров, действительно, существенно повышает эффективность нейросетевой ранней диагностики НТГ.

**Литература.** 1. Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. Новосибирск: Наука, 1996. 276 с. 2. Лапта С.И. Система диагностики сахарного диабета на основе компьютерного моделирования динамики гликемии // АСУ и приборы автоматики. – Харьков: ХНУРЭ. – 2004. – №126. – С. 146-154. 3. Оценка результатов глюкозотолерантного теста по обобщенному критерию (Методические рекомендации. Составлены Ю.Г. Антомоновым, М.А. Базарновой, Д.Д. Дроздовым и др.). – К.: Министерство здравоохранения УССР, 1984. – 17 с. 4. Соловьева О.И. Возможность проведения эффективной ранней диагностики сахарного диабета типа 2 с помощью искусственных нейронных сетей/ Системы обробки інформації. Збірник наукових праць. Харків. ХВУ. 2004. Вип. 12(40). – С. 212 – 217. 5. Соловьева О.И. Повышение эффективности компьютерной модельной диагностики латентного сахарного диабета типа 2 с помощью искусственной нейронной сети. Системы обробки інформації. Збірник наукових праць. Харків. ХВУ. 2005. Вип. 42. – С. 212 – 217.

## БАЗОВАЯ КОНЦЕПЦИЯ ПОСТРОЕНИЯ ЭКСПЕРТНОЙ ИНФОРМАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ АНАЛИЗА ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ ЛЕКАРСТВЕННЫХ ПРЕПАРАТОВ

Жук В.А., Пенкин Ю.М.

Харьковский национальный фармацевтический университет  
611002, Харьков, ул. Пушкинская 53, каф. фармакоинформатики, тел. (057) 711-81-52,  
E-mail: [pharmainform@i.ua](mailto:pharmainform@i.ua)

**Summary.** Compatibility problems of two or more medical products are complex and multidimensional concept. It would cause the decrease of the risk of taking combined medicines precipitation up to the minimum if there is custom dedicated pharmaceutical software. The principles and rules in medical products compatibility analysis systems, which take into account patient's personalities, developing are suggested in the paper.

**Введение.** В настоящее время анализ совместимости двух и более лекарственных препаратов при медикаментозном лечении представляет собой актуальную, сложную и многопараметрическую проблему. Прежде всего, это связано с активным переходом врачей от методов монофармакотерапии к применению комбинаций различных лекарственных средств. Обычно применение такого комбинированного подхода имеет целью усиление или ослабление эффективности действия одного из компонентов