

СТРУКТУРА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ НА БАЗЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

О.И. Соловьева

(представил проф. А.И. Поворознюк)

В статье предложена структура интеллектуальной диагностической системы на базе искусственной нейронной сети и методика ее обучения.

Введение. Основные методологические трудности при разработке медицинских диагностических систем возникают на этапе формализации медицинских знаний. Специалисты различных клинических школ неодинаково трактуют симптоматику одной и той же болезни. Поэтому невозможно с помощью логических правил всесторонним образом охарактеризовать достаточно сложную клиническую ситуацию. Для создания систем объективной диагностики необходимо тесное взаимодействие клиницистов, когнитологов и специалистов по медицинской информатике, которое на практике трудно осуществить.

Постановка проблемы. Эффективность интеллектуальной системы диагностики в большой степени зависит от того, насколько продуктивно она обеспечивает извлечение информации из данных истории болезни и результатов обследований, а также от способов организации этой информации в базе знаний и механизмов ее использования в процессе принятия решений.

В медицине преобладающим способом извлечения знаний является обучение на примерах. Это связано со следующими особенностями медико-биологической информации (МБИ), используемой при принятии диагностического решения: неполнота, противоречивость, отличающиеся границы нормы для разных людей; трудности в извлечении и интерпретации МБИ, т.к. основным источником знаний является врач – эксперт в своей области, но не эксперт в области собственного мышления.

Принципиальная трудность заключается в том, что необходимого знания на момент разработки экспертной системы может вообще не существовать. Поэтому начали создаваться интеллектуальные системы, которые способны решать не только сложные медицинские задачи на уровне врача-эксперта, но и проблемы, недоступные современному клиническому знанию.

Анализ литературы. Разработка экспертных систем, база знаний которых формируется не с помощью логических правил "Если ..., то...", а

основывается на использовании эмпирических данных, только начинается [2]. Разрабатываются гибридные экспертные системы, основанные на нечеткой логике, т.к. информация, используемая при принятии решения, часто носит нечеткий характер [6]. При разработке таких систем необходимо решить следующие проблемы: выбор модели для представления нечетких величин, степени достоверности исходной информации (т.к. ее расплывчатость возрастает по мере роста ее противоречивости), выбор модели системы предпочтений лица, принимающего решение, разработка критериев оптимальности. Данные системы способны учитывать экспертные характеристики и предпочтения лица, принимающего решение. **Целью статьи** является разработка структуры интеллектуальной диагностической системы на базе искусственной нейронной сети и методики ее обучения, обеспечивающие повышение эффективности диагностики заболеваний.

Основная часть. Предлагаемая структура интеллектуальной системы для решения задач медицинской диагностики представлена на рис. 1.

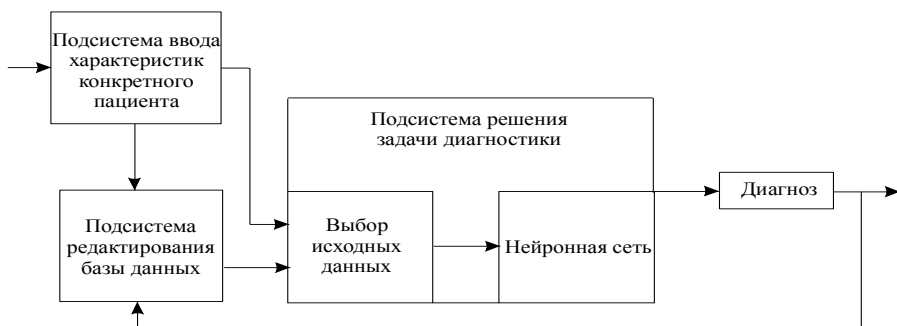


Рис. 1. Структура интеллектуальной медицинской диагностической системы

Данная интеллектуальная система отличается от схемы экспертной системы (ЭС) логического типа [2] тем, что в качестве базы знаний используется обученная нейронная сеть (НС). Знания эксперта представлены не в виде причинно-следственной модели, а в виде набора наиболее характерных примеров из его практики, на которых обучена НС. Решающие правила, используемые при постановке диагноза, представлены в виде набора весовых коэффициентов обученной НС.

Представим процесс диагностики в виде обобщенной формализованной задачи. Задача имеет общую постановку для ряда предметных областей (ПО), таких как техническая или медицинская диагностика.

Объект диагностики (пациент) характеризуется множеством симптомов $S = \{S_j\}$, $j = \overline{1, m}$, элементами которого являются подмножества симптомокомплексов $S_j = \{s_k\}$, $k = \overline{1, \ell}$.

Каждому симптомокомплексу S_j соответствует диагноз d_j . Все диагнозы d_j образуют множество $D = \{d_j\}$, $j = \overline{1, m}$.

Существует набор решающих правил $R = \{r_p\}$, $p = \overline{1, n}$, $R: S_j \rightarrow d_j$.

Задача диагностики – это нахождение такого $D' = \{d_j\}$, $D' \subseteq D$, для которого существует такой $S_k \in d_j$, $k = \overline{1, l}$, т.е. весь набор симптомов полностью входит в диагноз d_j .

Если $D' = \emptyset$, т.е. не найдено полного совпадения симптоматики (возможна постановка двух и более диагнозов), необходимо найти такое множество $D'' = \{d_r\}$, $r = \overline{1, \alpha}$, $\exists \alpha: S_r \in d_j$ и $D'' \subseteq D$. Тогда задачу диагностики в символьной форме можно записать в виде $d_j = \arg J(D, C, R)$.

Задачу повышения качества диагностики Q , соответствующую цели исследования, в рамках принятой формализации можно записать в виде

$$Q(Z, V) \rightarrow \max, \quad (1)$$

где Z – знания, которые могут быть применены при диагностике; V – способность вывода на знаниях.

Ее решение в рамках объекта исследования обеспечивается повышением интеллектуальной мощности ИС за счет включения новых составляющих: формализованные знания о статистике (информация о наборе симптомов и соответствующих им диагнозов) и новые знания, синтезированные ИС, которая способна к выявлению скрытых закономерностей в данных. Увеличение V происходит за счет способности ИС выявлять скрытые, глубинные связи между входными и выходными данными.

Данная система была реализована для решения задач диагностики эндокринных патологий (аутоиммунный тиреоидит (АИТ) и диффузный зоб). Сложность дифференцирования данных видов патологий заключается в наличии перекрывающейся симптоматики (например, при диффузном зобе, как и при АИТ, могут присутствовать антитела к тиреоидной пероксидазе или к микросомальной фракции; при АИТ уровень гормонов T_3 и T_4 снижен, а уровень тиреотропного гормона повышен, а при зобе уровень данных гормонов может находиться в норме или принимать любые значения).

ИС с прямой передачей сигнала была обучена дифференцировать эти виды патологий по следующему набору входных параметров: $S = [s_1, s_2, s_3, s_4, s_5, s_6, s_7, s_8]$, где s_1, s_2, s_3 – уровень гормонов T_3 и T_4 и тиреотропного гормона соответственно, s_4, s_5 – уровень антител к тиреоидной пероксидазе и к микросомальной фракции соответственно; s_6, s_7 – наличие характерных ультразвуковых изменений структуры ЩЖ: сниженная эхогенность и диффузная гетерогенность соответственно; s_8 – степень увеличения ЩЖ (от 1 до 3).

Для обучения НС был выбран алгоритм Левенберга-Марквардта [7], т.к. заданная точность обучения была достигнута за меньшее количество эпох по сравнению с другими алгоритмами. В качестве примера приведен график изменения ошибки обучения для алгоритма Бройтона, Флетчера, Гольдфарба и Шано [7]. Графики изменения ошибки обучения в зависимости от числа циклов обучения для вышеупомянутых алгоритмов представлены на рис. 2 и 3 (горизонтальной линией на графиках обознач

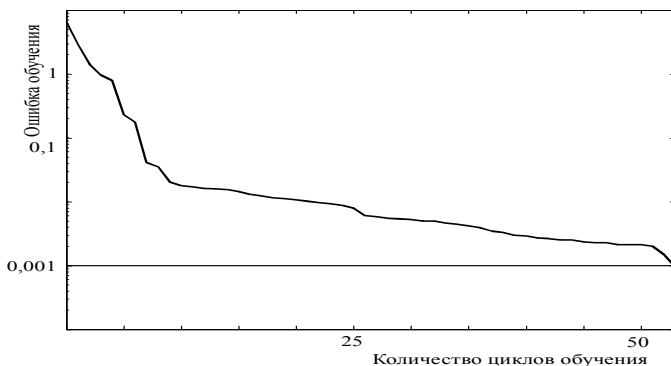


Рис. 2. График изменения ошибки обучения в зависимости от количества циклов обучения для алгоритма Левенберга-Марквардта

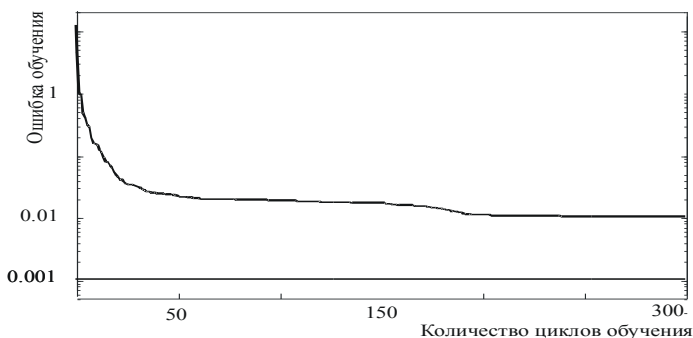


Рис. 3 График изменения ошибки обучения в зависимости от количества циклов обучения для алгоритма Бройтона, Флетчера, Гольдфарба и Шано

Для корректного обучения НС необходимо предъявлять повышенные требования к формированию обучающей выборки. Она должна быть представительна и адекватна с точки зрения существа задачи, т.е. вектор входных переменных должен состоять из наиболее характерных наборов ключевых понятий предметной области. Для доказательства адекватности обучения, НС была протестирована на тестовом множестве (рис. 4).

Анализ рис. 4 показывает, что ошибка тестового множества не превысила ошибку обучающего следовательно эффект переобучения не наступил

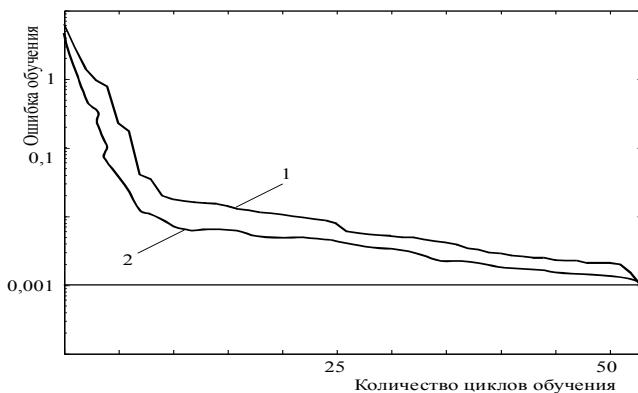


Рис. 4. График изменения ошибки обучения в зависимости от числа циклов обучения: 1 – для обучающего множества; 2 – для тестового множества

Вывод. Использование интеллектуальной диагностической системы, построенной на базе обучаемой искусственной нейронной сети, обеспечивает повышение эффективности диагностики эндокринных патологий.

ЛИТЕРАТУРА

1. Попов Э.В. Экспертные системы: Решение неформализованных задач в диалоге с ЭВМ. – М.: Наука, 1987. – 288 с.
2. Попов Э.В. Экспертные системы 90-х гг. Классификация, состояние, проблемы, тенденции // *Новости искусственного интеллекта.* – 1991. – № 2. – С. 84 – 101.
3. Билибин А.Ф., Царегородцев Г.И. О клиническом мышлении. – М.: Медицина, 1973. – 168 с.
4. Марченко В.А., Петленко В.П., Сержантов В.Ф. Методологические основы клинической медицины. – К.: Здоровье, 1990. – 182 с.
5. Гаврилова Т.А., Червинская К.Р. Извлечение и структурирование знаний для экспертных систем. – М.: Радио и связь, 1992. – 200 с.
6. Батыршин И.З. Методы представления и обработки нечеткой информации в интеллектуальных системах // *Новости искусственного интеллекта.* – 1996. – № 2. – С. 9 – 65.
7. *Нейронные сети. MATLAB 6 / Под общ. ред. В.Г. Потемкина.* – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.

Поступила 30.01.2004

СОЛОВЬЕВА Ольга Игоревна, аспирант каф. биомедицинских электронных приборов и систем ХНУРЭ. В 2001 году окончила ХНУРЭ. Область научных интересов – применение искусственных нейронных сетей для решения задач медицинской диагностики.

E-mail: olga_solov@psem.net