

For this reason, the knowledge base of second version of HDP is implemented as a network of 200 nodes, analogous to a Bayesian belief network, representing common potential heart diseases. The nodes are linked by probabilities; the probability on the link may be fixed or dependent on patient data. However, nodes in the HDP can represent different severity levels of diseases, and feedback loops are permitted. Mechanisms to reason about the time course of symptoms and diseases are incorporated. The output vocabulary of HDP includes over 200 terms and the input vocabulary includes about 500 terms.

Advantages of HDP: HDP is a web based diagnostics system that available from any point on the Earth 24 hours per day, so it spreads the expert knowledge of a few highly skilled advanced doctors leading experts in their fields to a much broader medical staff.

Problem of HDP: Time required entering data, expecting physicians to enter a lot of clinical data like physical examination, and laboratory tests. Survey of participating physicians indicates that these difficulties stem from lack of familiarity with computer systems. For this problem, I suggest instead of enter all these information extract data directly from patient record in hospital information system.

Russian equivalent of the expert system is a "KardioEkspert". Expert System "KardioEkspert" provides services to further analyze the results of functional diagnosis of the cardiovascular system (veloergometry and spiroergometry) and the formation of an expert opinion containing evidence-based conclusions about the current state of the patient and the potential for life-threatening diseases in the near future.

Conclusion

In summary, it should be noted that despite all these limitations, expert systems have already proved their entire value and significance in many important applications.

Table 1. Comparative analysis of two MES

	MES	
	PUFF	HDP
Expert system diagnose	lung	heart
GUI	-	+
Easy to use	+	+
Rules	IF- THEN	IF- THEN
Knowledge base	64 production rules, 69 clinical parameters	network of 200 nodes
Agreement on Diagnosis	92	98

In summary, it should be noted that despite all these limitations, expert systems have already proved their entire value and significance in many important applications.

References

1. Expert system. Wikipedia. [Electronic resource] - Retrieved October 20, 2013. Access mode: http://en.wikipedia.org/wiki/Expert_system#History
2. Expert system. Wikibooks. [Electronic resource] - Retrieved October 20, 2013. Access mode: http://en.wikibooks.org/wiki/The_Computer_Revolution/Artificial_Intelligence/Expert_Systems
3. Examples of Expert systems. Tpl – it. [Electronic resource] - Retrieved October 20, 2013. Access mode: <https://tpl-it.wikispaces.com/>
4. Medical Expert Systems. [Electronic resource]. Access mode: http://faculty.ksu.edu.sa/Amani_AlAjlan/Documents/Medical_Expert_System.pdf
5. Shalnova SA, Kalinina A. M. Russian expert system ORISKON – assessment of the major non-communicable disease risk. Retrieved October 20, 2013. Access mode: <http://roscardio.ru/flash/ktpi/42013/shalnova2.pdf>

ИССЛЕДОВАНИЕ ЗАВИСИМОСТИ КАЧЕСТВА КЛАССИФИКАЦИИ ОТ РАЗЛИЧНЫХ ПАРАМЕТРОВ ИНС

Бенц А.С., Браневский А.Я., Хаустов П.А.

Томский политехнический университет

634050, Россия, г. Томск, пр-т Ленина, 30

E-mail: andreybenz@gmail.com

Введение

Искусственный нейрон (ИН) – является математической функцией, представляющей собой модель биологического нейрона, и является главной структурной единицей искусственной нейронной сети (ИНС). ИН получает на вход значения сигналов и суммирует их для получения значения выходного сигнала. Сумма является взвешенной и пропускается через нелинейную функцию – функцию активации (рис. 1).

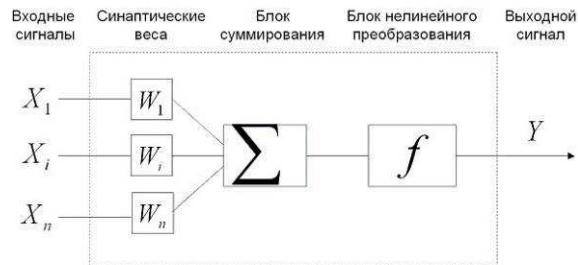


Рис. 1. Модель Искусственного нейрона

В таблице 1 представлены возможные функции активации.

Таблица 1. Виды функции активации

Название	Формула	D(f)
Линейная	$f(s) = as$	(-∞; +∞)
Лог-сигмоидная (ЛС)	$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$	(0,1)
Гиперболический тангенс (ГТ)	$f(s) = \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}}$	(-1,1)

Искусственная нейронная сеть

Формальные нейроны можно объединять так, что выходные сигналы одних нейронов являются входными для других. Полученное множество связанных между собой нейронов называют искусственной нейронной сетью.

Различают следующие три общих типа нейронов, в зависимости от их положения в нейронной сети:

- входные нейроны, на которые подаются входные сигналы;
- выходные нейроны, значения которых представляют выходные сигналы нейронной сети;
- скрытые нейроны.

Структуру нейронной сети можно рассматривать как ориентированный граф, вершины которого соответствуют нейронам, а ребра – связям между нейронами.

С помощью ИНС можно решать задачу классификации образов.

Обучение ИНС

Целью обучения является корректировка весов. В процессе обучения сеть в определенном порядке просматривает обучающую выборку. Один полный проход по выборке называется эпохой обучения. Набор исходных данных делят на две части – обучающую выборку и тестовые данные. Обучающие данные подаются ИНС для обучения, а проверочные используются для расчета ошибки ИНС. Таким образом, если на проверочных данных ошибка уменьшается, то ИНС выполняет обобщение.

Модель ИНС

В данной работе используется ИНС с одним скрытым слоем, с прямым распространением сигнала. Каждый нейрон предыдущего слоя соединен с каждым нейроном следующего (рис. 2).

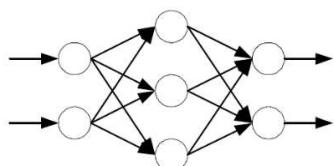


Рис 2.Модель ИНС

Обучение ИНС происходит по методу обратного распространения ошибки.

Бенчмарк Proben1

Proben1 — набор задач в области классификации образов, предназначенных для решения с помощью ИНС. Он состоит из 15 наборов, каждый из которых сформирован из реальных данных. В работе обучение и тестирование ИНС производилось на наборах: cancer, glass, soybean.

Параметры ИНС

ИНС содержит параметры, такие как константа в формулах активационных функций (A), скорость обучения (η), количество нейронов в скрытом слое, количество эпох обучения, выбранных исходя из рекомендуемых значений. Также лог-сигмоидная функция была выбрана как функция активации для скрытого и выходного слоев. Для определения оптимальности данных параметров ниже будут представлены зависимости результатов работы ИНС от этих параметров. Все результаты усреднены по пяти значениям. Рекомендуемые параметры: A = 1; η = 0,8; число эпох = 150; размер скрытого слоя – 20; функция активации – лог-сигмоидная функция.

Функция активации

В таблице 2 представлены результаты работы ИНС с различными вариантами функций активации для скрытого слоя и для выходного слоя:

- ЛС/ЛС;
- ГТ/ЛС;
- ЛС/ГТ.

Таблица 2. Зависимость работы ИНС от функции активации

Функция	Cancer,%	Glass,%	Soybean,%
ЛС/ЛС	98,46743	62,74846	90,58826
ГТ/ЛС	96,55172	52,20125	82,15686
ЛС/ГТ	96,93486	55,97484	89,41176

Как видно из таблицы 2, наилучший результат достигается при использовании лог-сигмоидной функции для скрытого и выходного слоя. Такой результат легко объяснить тем, что область определения и множество значений лог-сигмоидной функции совпадают. Результат использования только ГТ на наборе cancer – менее 55%. Дальнейшее его тестирование не имеет смысла.

Скорость обучения

В таблице 3 представлены результаты работы ИНС при различных значениях η . Значения выбраны следующим образом: меньше рекомендованного, рекомендованное, больше рекомендованного, гораздо больше рекомендованного.

Таблица 3. Зависимость работы ИНС от η

η	Cancer, %	Glass, %	Soybean, %
0,5	98,467433	62,748445	90,588235
0,8	97,701149	60,377358	91,411764
1	98,084291	55,974842	90,392156
1,5	97,701149	57,861635	90,196078
2,3	97,701149	59,748427	86,470588

Как видно из таблицы 3, значение $\eta = 0,5$ является оптимальным значением для всех наборов. Данное значение меньше рекомендованного. Этот результат объясняется небольшим размером ИНС, следовательно на каждом шаге алгоритма не стоит изменять веса связей на большую величину.

Нейроны скрытого слоя

В таблице 4 представлены результаты работы ИНС с различными размерами скрытого слоя:

Таблица 4. Зависимость работы ИНС от количества нейронов в скрытом слое

Нейроны	Cancer, %	Glass, %	Soybean, %
5	98,275868	53,459119	62,745098
25	98,850574	62,264150	91,176470
30	97,892720	61,006289	89,411764
60	97,701149	62,264150	86,862745

Из таблицы 4 видно, что при 25 нейронах скрытого слоя результат работы ИНС наилучший для всех наборов. При малом количестве нейронов скрытого слоя зависимость выходных данных от входных не является достаточно четкой, при большом – слишком общая зависимость, при которой тяжело обучить ИНС.

Эпохи обучения

Таблица 5. Эпохи обучения

Эпохи	Cancer, %	Glass, %	Soybean, %
50	97,665423	25,157232	89,411764
100	98,467433	45,283018	89,411764
150	98,659003	52,561953	89,215686
200	98,850574	62,264150	90,196078
250	98,467433	59,119496	88,627451

В таблице 5 представлена зависимость результатов работы ИНС от количества эпох обучения.

МОБИЛЬНОЕ РАСПИСАНИЕ ДЛЯ ВЫСШИХ УЧЕБНЫХ ЗАВЕДЕНИЙ

Бородин А.С.

Научный руководитель: Бурлуцкий В.В.

Югорский государственный университет

628011, Россия, Тюменская область, г. Ханты-Мансийск, ул. Чехова, 16

E-mail: borodin.alexander.s@gmail.com

Введение

На данный момент большинство высших учебных заведений активно используют различные средства информационных технологий. Инновации в управлении образовательным учреждением

Установленное опытным путем оптимальное количество эпох обучения ИНС – 200 эпох. При малом количестве эпох обучения возникает недообучение, при большом количестве – переобучение.

Константа в функции активации

В таблице 6 представлена зависимость результата работы ИНС от значения A.

Таблица 6. Зависимость работы ИНС от A

A	Cancer, %	Glass, %	Soybean, %
0,5	97,892720	26,415094	88,627451
0,75	98,084291	39,622641	90,588235
1	98,275862	62,264150	88,039215
2	96,551724	58,490566	78,627451

Исходя из полученных результатов, наилучший результат работы ИНС наблюдается при A = 1.

Заключение

В результате проведенного исследования установлено, что выбор функции активации ИНС зависит от множества значений выходного сигнала; скорость обучения ИНС необходимо выбирать исходя из количества нейронов и их связей в ИНС; размер скрытого слоя выбирается так, чтобы можно было установить оптимальную зависимость выходных данных от входных; количество эпох обучения должно быть достаточным, чтобы не вызывать недообучение, и не должно быть слишком большим, чтобы не вызывать переобучение.

Литература

- Спицын В.Г., Цой Ю.Р. Представление данных в информационных системах. – Томск: Изд-во ТПУ, 2007г. – 160с.
- Хайкин С. Нейронные сети – полный курс. – Изд-во Вильямс, 2006г. – 1103с.
- В.В. Круглов, В.В. Борисов Искусственные нейронные сети. Теория и практика – Изд-во Горячая линия-Телеком, 2002г. – 382с.

на базе информационных технологий являются ключевым механизмом, который позволяет создавать преимущества в конкурентной среде. В этой связи основными мероприятиями в развитии информатизации становятся создание надежной и