

УДК 004.891.3:001.89

## СИНТЕЗ ПРОДУКЦИОННЫХ РЕШАЮЩИХ ПРАВИЛ НА ОСНОВЕ ЛОГИЧЕСКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Добровольский И.И.

ФГАОУ ВО «Юго-Западный государственный университет», Курск, e-mail: kstu-bmi@yandex.ru

Настоящая статья посвящена вопросам синтеза решающих продукционных правил индикаторными переменными входящих в условия активации являются логические функции, аргументами которых являются значения признаков – факторов риска возникновения определенной ситуации – представленные логическими значениями «true» и «false». Учитывая особенности признакового пространства для синтеза условия активации, предлагается использовать модифицированный аппарат искусственных логических нейронных сетей. Модификация заключается в применении бинарных логических нейронов и идеологии самоорганизационного моделирования, реализованной в МГУА подобной структуре искусственной нейронной сети. В качестве примера рассмотрены полученные условия активации для прогнозирования тромбоэмболии легочной артерии после эндопротезирования крупных суставов с эффективностью применения решающего правила на уровне 0,87. Сделан вывод о перспективности использования предлагаемого подхода для проектирования баз знаний медицинских экспертных систем при малых объемах обучающих выборок.

**Ключевые слова:** экспертные системы, база знаний, продукционные правила, условия активации, искусственные логические нейронные сети, прогнозирование тромбоэмболии

## SYNTHESIS OF PRODUCTIONAL DECISIVE RULES ON THE BASIS OF LOGICAL NEURAL NETWORKS

Dobrovolskiy I.I.

Southwest State University, Kursk, e-mail: kstu-bmi@yandex.ru

The present article is devoted to questions of synthesis of decisive productional rules by indicator variables entering conditions of activation logical functions are arguments which values of signs – risk factors of emergence of a certain situation – presented by logical values «true» and «false» are. Considering features of factorial space for synthesis of a condition of activation, it is offered to use the modified office of artificial logical neural networks. Modification consists in application of binary logical neurons and the ideology of self-organizational modeling realized in GMDH to similar structure of artificial neural network. As an example the received activation conditions for forecasting of thromboembolia of a pulmonary artery after arthroplasty of large joints with efficiency of application of the decisive rule at the level of 0,87 are considered. The conclusion is drawn on prospects of use of the offered approach for design of knowledge bases of medical expert systems at the small volumes of the training selections.

**Keywords:** expert systems, knowledge base, productional rules, activation conditions, artificial logical neural networks, forecasting of a thromboembolia

Среди причин смертности населения России одно из первых мест занимает увеличение количества венозных тромбоэмболических осложнений в послеоперационный период. Например, при отсутствии адекватной профилактики, качественной ранней диагностики частота возникновения тромбозов глубоких вен у больных, которым выполняли эндопротезирование, достигает 60% [1].

Существующие методы лабораторной диагностики тромбоэмболии (венография, реоплетизмография, дуплексное сканирование) имеют свои преимущества и недостатки и не дают четкого представления о показаниях к их применению [2–4]. В настоящее время они не имеют достаточной интеллектуальной компьютерной поддержки принятия диагностических и-или терапевтических решений на основе обработки мультимодальной и нечеткой информации о состоянии пациента. Это обуславливает актуальность разработки теоретических основ, принципов построения и исследования соот-

ветствующих систем поддержки принятия диагностических решений прогноза тромбоэмболии (СППР ПТ), предназначенных для использования в клинических условиях и функционирующих с учетом специальным образом сформированного пространства информативных признаков [5, 6].

В настоящее время в клинической практике применяются следующие системы диагностики и терапии тромбоэмболизма (в том числе в процессе протезирования): система экспресс-диагностики тромбов и эмболий (М.А. Сидорова), технология дифференциальной диагностики тромбозов (Д. Николь), скрининг тромбоза глубоких вен (Clinical Preventive Strvices), автоматизированная система прогнозирования тромбоэмболических осложнений при травме [7, 8]. Современные медицинские системы поддержки принятия решений прежде всего основываются на достижениях в области искусственного интеллекта и системного анализа [9–11].

База знаний СППР ПТ или соответствующим образом специализированных экспертных систем представляет собой совокупность решающих классификационных правил, представленных в форме продукций, поскольку последние достаточно просто реализуются с помощью программных средств, хорошо интерпретируются и зарекомендовали себя при решении различных задач в медицинских экспертных системах [10]. Учитывая специфику медицинских данных, для синтеза баз знаний находят применение нейронные сети, структуры и параметры которых идентифицируются и оптимизируются с помощью самоорганизационных технологий, например генетические алгоритмы [12] или метод группового учета аргументов (МГУА). Использование в качестве признаков, характеризующих состояние пациента, логических переменных предполагает разработку адекватного математического аппарата.

Для синтеза антецедента (условия активации) решающих продукционных правил в случае представления характеризующих объект признаков в виде булевых переменных целесообразно использовать искусственные логические нейронные сети (ЛНС). Применяемый в настоящее время синтез ЛНС [13, 14] по сути, является итерационным процессом идентификации предикатов первого порядка, что не отвечает основным принципам самоорганизационного моделирования.

Между тем сетевые принципы синтеза моделей, лежащие в основе метода группового учета аргументов (МГУА), доказали свою перспективность в аналогичных случаях при анализе сложных открытых систем в медицинской предметной области [15].

В связи с этим аналогично МГУА предлагается использовать нейроны логической сети с ограниченным и небольшим количеством входов, постепенно усложняя структуру логической функции, «продвигаясь внутрь» по рядам ЛНС.

Ограничение на количество входных аргументов одного нейрона приближе-

но к естественному интеллекту, который «одновременно удерживает» в оперативной обработке ограниченное количество информации об объектах, процессах или семантических группах (включая альтернативные решения). Минимальным в этом случае является искусственный логический нейрон с двумя входами и одним выходом – бинарный нейрон – структура представлена на рис. 1.

На рисунке обозначено:  $Fb(a, b)$  – логическая функция двух логических переменных;  $y$  – логическая переменная  $y = Fb(a, b)$ ;  $Fa(y)$  – функция активации;  $OUT$  – выходной сигнал нейрона, представляющий собой строковую переменную для логической функции  $Fb(a, b)$ , выполнение которой идентифицирует принадлежность объекта распознавания нейроном к определенному классу – для двух переменных;  $y_{ac}$  – сигнал функции активации, используемый для работы в сети: в данном случае:  $y_{ac} = Fb(a, b)$ ;  $Pout$  – модуль формирующий строку  $OUT$  по  $Fb(a, b)$  и идентификаторам «признаков»  $x$  и  $y$ , используемых в качестве «входов» нейрона  $a$  и  $b$  соответственно.

Переменная  $OUT$  записывается в виде аналога польской инверсной записи для логических функций:  $OUT = \langle\langle(x)(y)\phi\rangle\rangle$  ( $x$  – идентификатор «признака» для переменной  $a$ ,  $y$  – идентификатор «признака» для переменной  $b$ ,  $\phi$  – идентификатор логической функции между переменными  $x$  и  $y$ ,  $\rho$  и  $\pi$  – идентификаторы логических функций *true* или *false* над переменными  $a$  и  $b$ , обозначенными символами «1» и «0», соответственно).

Обучение нейрона заключается в выборе функции  $Fb(a, b)$  из всего множества доступных логических функций таким образом, чтобы нейрон при заданной функции активации обеспечивал минимальную ошибку распознавания образа в обучающей выборке.

Базовая структура интерактивной логической нейронной сети на основе идеологии МГУА (ЛНС МГУА) представлена на рис. 2.

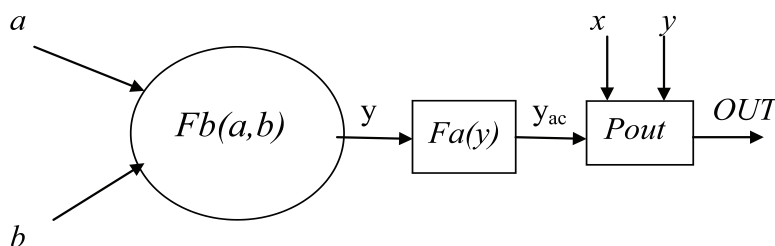


Рис. 1. Схема бинарного логического нейрона типа NL

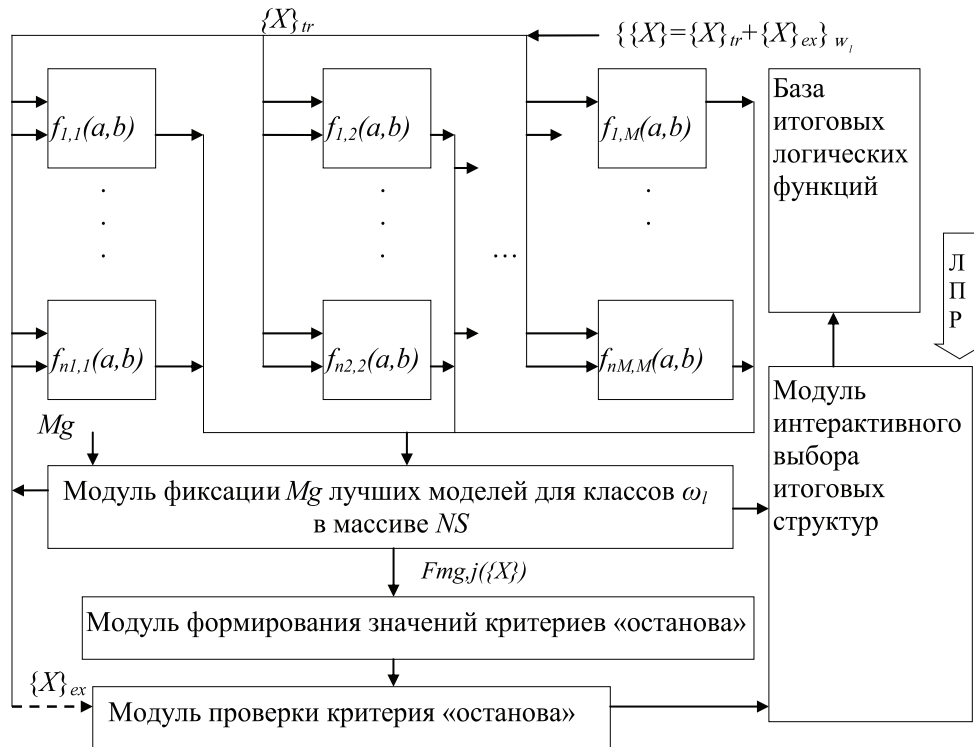


Рис. 2. Базовая структура интерактивной логической нейронной сети ЛНС МГУА на основе бинарного нейрона

На схеме, изображенной на рис. 2, используются следующие обозначения: – ЛПР – лицо принимающее решение; –  $\{\{X\} = \{X\}_{ir} + \{X\}_{ex}\}_{\omega_l}$  – выборка значений признаков (представленных в логической шкале измерений), зарегистрированных для  $N$  объектов исследования (пациентов), принадлежащих к эмпирически (клинически) подтвержденному классу (состоянию, заболеванию, прогнозу)  $\omega_l$  и методом рандомизации разделенная на две подвыборки  $\{X\}_{ir}$  – обучающая и  $\{X\}_{ex}$  – экзаменационная (значения признаков объекта  $z$  расположены в строках с индексом  $z$  выборок-матриц, в строках с индексом «0») – идентификаторы признаков);  $f_{ij}(a, b)$  –  $i$ -ый бинарный нейрон типа  $NL$  или  $NLA$  соответствующий  $j$ -мо ряду сети, входными сигналами (синапсами) которого являются логические переменные  $a$  и  $b$ , выходными: значение итоговой логической функции нейрона  $OUT_{ij}$ ;  $Mg$  – величина характеризующая свободу выбора принятия решения в терминологии самоорганизационного моделирования – в данном случае, количеству функций  $F_{mg,j}(\{X\})$  ( $mg = 1, \dots, Mg$ ). ( $Mg > 1$ , по аналогии с опытом применения МГУА рекомендуется принимать  $3 \leq Mg \leq \left\lfloor \frac{n}{3} \right\rfloor$ );  $F_{mg,j}(\{X\})$  – логиче-

ская функция и ее аргументы, определяемая строковой переменной  $OUT$ ;  $NS$  – массив, в котором фиксируются лучшие варианты настройки нейронной сети. Массив состоит из трех столбцов: первый – номер ряда (используется для внутренней работы нейронной сети в процессе настройки), второй столбец – лучшие в смысле выбранного критерия селекции строковые переменные  $OUT$  – используются как для селекции лучших логических функций, так и для функционирования ЛНС МГУА на этапе распознавания или формирования итоговой логической функции (в ячейках третьего столбца находятся значения критерия селекции  $Ks$ ).

Если считать рассмотренную структуру, представленную на рис. 2, аналогом МГУА-структуры идентификации полинома Колмогорова – Габора, то можно ожидать, что при правильном формировании множества  $\{X\}$ , последующего его упорядочивания по степени информативности входящих признаков и введения ограничений на порядок перебора аргументов нейронной сети (особенно на первом ряду) – в первую очередь рассматривать пары наиболее информативных показателей, – то общее количество рядов сети следует ожидать меньше величины  $n/5$  ( $n$  – количество признаков).

В качестве апробации возможностей ЛНС МГУА для синтеза условий активации использовалась задача синтеза адекватного решающего правила прогноза развития тромбоземболии легочной артерии (ТЭЛА)

в послеоперационный период протезирования крупных суставов.

В ходе вычислительного эксперимента получен antecedent продукционного правила:

$$Y_{\omega_e} = 73 \wedge (80 \vee 81 \vee 82) \wedge [(5 \wedge 8 \wedge 9 \vee 45 \wedge 47 \vee 50 \wedge 52 \vee 71) \vee (54 \vee 64 \vee 58 \vee 59 \vee 60 \vee 61 \vee 63 \vee 65 \vee 66 \vee 67 \vee 68)] \vee 92.$$

В формуле числами обозначен признак, соответствующий наблюдению у пациента следующего фактора риска: 5 – ожирение, 8 – дегидратация или полицитемия, 9 – недостаточность кровенаполнения, 45 – острая дыхательная недостаточность, 47 – потеря сознания, 50 – анемия, 52 – перфузия левого желудочка на ЭКГ, 54 – локализация тромба (вены стопы), 58 – локализация тромба (малая берцовая вена), 59 – локализация тромба (коммуникантные вены), 60 – локализация тромба (глубокие вены бедра), 61 – локализация тромба (наружная подвздошная вена), 63 – локализация тромба (общая подвздошная вена), 64 – локализация тромба (вены таза), 65 – локализация тромба (подключичная вена), 66 – локализация тромба (вены верхней конечности), 67 – локализация тромба (источник не выявлен), 68 – локализация тромба (подколенная артерия), 71 – локализация тромба (НПВ), 73 – флотирующий

тромб, 80 – пробы Мозеса, 81 – пробы Хоманса, 82 – пробы Левенберга, 83 – рентген (как проба), 92 – нарушение венозной гемодинамики (средневыраженный отек).

ЕСЛИ у пациента  $Y_{\omega_e} = true$ , ТО его состояние соответствует возможному развитию послеоперационной ТЭЛА с уверенностью 0,92.

(Значение уверенности получено в ходе клинических испытаний решающего правила на репрезентативной экзаменационной выборке, состоящей из 829 человек с клинически подтвержденными диагнозами: 327 – наблюдалась ТЭЛА в послеоперационный период, 502 – не наблюдалась).

Поскольку на значение риска прогноза возникновения и развития ТЭЛА существенно влияет возрастной фактор, то значение коэффициента уверенности предлагается умножать на возрастной коэффициент  $K_{age}$ , который предлагается вычислять по формуле

$$K_{age} = \begin{cases} \sin\left(\frac{\pi}{120} \cdot age\right), & \text{если пациент-мужчина моложе 60 лет,} \\ \sin\left(\frac{\pi}{130} \cdot age\right), & \text{если пациент-женщина моложе 70 лет,} \\ 1, & \text{если пациент-мужчина старше 60 лет,} \\ 1, & \text{если пациент-женщина старше 70 лет,} \end{cases}$$

где  $age$  – возраст в годах.

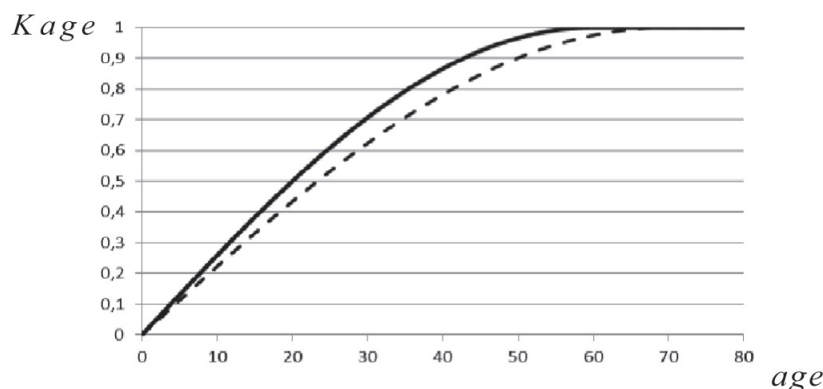


Рис. 3. Поведение возрастного корректирующего коэффициента уверенности в прогнозе ТЭЛА

График поведения функции *Kage* представлен на рис. 3.

Полученные результаты позволяют предположить эффективность предлагаемого подхода синтеза решающих правил продукционного типа для баз знаний медицинских экспертных систем, как системообразующего модуля автоматизированных систем поддержки принятия решений в хирургии, поддерживающих оптимальную терапию и-или профилактику заболеваний, возникающих в послеоперационный период и приводящих впоследствии с высокой степенью риска к инвалидности или летальности. Это обусловливается тем, что предлагаемый подход ЛНС МГУА основан на синергетическом подходе к обработке гетерогенной структуры данных, представленных логическими значениями, позволяющих существенно уменьшить субъективизм при регистрации признаков – факторов риска.

#### Список литературы

1. Agnelli G., Gallus A., Kuznetsova P. For the GLORY Investigators. Screening for asymptomatic deep vein thrombosis after major orthopaedic surgery: findings of the Global Orthopaedic Registry (GLORY). ISTH Congress; J. Thromb Haemostasis. – 2003; 1(Suppl 1): P1431 (poster), July 12–18, 2003, Birmingham, UK.
2. Багорова И.В., Кухарчик Г.А., Серебрякова В.И., Константинова И.В., Капутин М.Ю. Современные подходы к диагностике тромбозов легочной артерии // Флебология. – 2012. – № 4. – С. 35–42.
3. Лазаренко В.А., Мишустин В.Н., Мишустина Н.Н., Федосов С.А. Анализ факторов риска венозных тромбозических осложнений у больных с травмой // Курский научно-практический вестник «Человек и его здоровье». – 2007. – № 1. – С. 19–27.
4. Классификация факторов риска тромбозов. URL: <http://www.tiensmed.ru/news/tromboembolia-q7n.html>.
5. Артеменко М.В., Подвальный Е.С., Старцев Е.А. Метод комплексной оценки и выборка состава информативных признаков в задачах оценки состояния биотехнических систем // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2016. – № 9. – С. 38–44.
6. Артеменко М.В., Калугина Н.М., Шуткин А.Н. Формирование множества информативных показателей на основании аппроксимирующего полинома Колмогорова – Габора и максимального градиента функциональных различий // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. – 2016. – № 1 (18). – С. 116–123.
7. Артеменко М.В., Добровольский И.И., Мишустин В.Н. Информационно-аналитическая поддержка автоматизированной классификации на основе прямых и обратных решающих правил на примере прогноза тромбозов // Современные наукоемкие технологии. – 2015. – № 12–2. – С. 199–205.
8. Интеллектуальные и информационные системы в медицине: мониторинг и поддержка принятия решений: сборник статей // Б.А. Кобринский и др. – М.-Берлин: Директор-медиа, 2016. – 529 с.
9. Иванов А.И., Киселев С.Е., Гелашвили П.А. Искусственные нейронные сети в биометрии, медицине и здравоохранении: монография / А.И. Иванов, С.Е. Киселев, П.А. Гелашвили; Акад. наук Рос. Федерации, Ин-т систем обработки исслед. – Самара, 2004. – 235 с.
10. Петров В.Г., Колесов В.И., Квашнина С.И. Системы интеллектуальной поддержки принятия решений в медицине // Вестник кибернетики. – 2010. – № 9. – С. 62–73.
11. Зарипова Г.Р., Богданова Ю.А., Галимов О.В., Катаев В.А., Бикинина Г.М. Современные модели систем поддержки принятия врачебных решений в хирургической практике. Состояние проблемы // Медицинский вестник Башкортостана. – 2016. – Т. 11, № 6 (66). – С. 96–101.
12. Бондаренко И.Б., Гатчин Ю.А., Гераничев В.Н. Синтез оптимальных искусственных нейронных сетей с помощью модифицированного генетического алгоритма // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. – 2012. – № 2 (78). – С. 51–55.
13. Агеева У.О., Агеева В.Г., Барский А.Б. Бионическое интеллектуальное протезирование конечностей и логические нейронные сети // Информационные технологии. – 2016. – Т. 22, № 5. – С. 379–386.
14. Барский А.Б., Дмитриев А.А., Барская О.А. Медицинские информационно-справочные системы на логических нейронных сетях // Информационные технологии. – 2010. – № 1. – С. 1–32.
15. Дунин В.О., Егоров В.А. Разработка средств интеллектуального анализа и обработки медицинской информации // Современные информационные технологии. – 2013. – № 18. – С. 173–178.