

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССА ВЫБОРА СЦЕНАРИЯ ЛЕЧЕНИЯ С УЧЕТОМ ЭКОНОМИЧЕСКИХ АСПЕКТОВ

© 2020 О. Н. Осипов, О. Н. Чопоров, Е. Ружицкий

ЗАО «Радио и микроэлектроника» (г. Новосибирск, Россия)
Воронежский государственный технический университет (Воронеж, Россия)
Панъевропейский университет (Братислава, Словакия)

В данной работе проводится анализ возможностей обеспечения защищенности информационной сети на основе графов атак.

Ключевые слова: процесс лечения, пациент, информационная технология.

Проведение лечебного процесса – это непростая процедура, состоящая из нескольких циклов, которые, в свою очередь, состоят из сбора и переработки различной медицинской и биологической информации, диагностирования, определение лечебной стратегии и осуществления непосредственно лечебных действий [1, 2]. Автоматизирование диагностирования – это набор определенных действий, с помощью которых можно увеличить правильность, надежность и скорость постановки диагноза. И здесь происходит неполное или целое осуществление врачебных функций инфосистемой, с совместно работающим с ней оборудованием, которое проводит диагностику [3, 4]. Диагностирование проходит по нескольким этапам:

- собираются данные о заболевшем и болезненных симптомах;
- обрабатываются и оцениваются полученные данные;
- непосредственно устанавливается диагноз.

Далее перейдем к рассмотрению основных теоретических аспектов по синтезу НС (нейросети).¹

Во всем структурном множестве нейросетей, самой применяемой можно считать структуру содержащую несколько слоев, где любой из нейронов любого слоя имеет связь с нейронами предшествующего слоя, или с первым слоем, где нейрон будет связан с нейросетевыми входами.

Данные нейросети определяются как полносвязные. Если нейросеть состоит исключительно из единственного слоя, то порядок обучения этой НС является известным. Поскольку нейроны на выходе имеют заранее известные состояния, а синаптические связи настраиваются по пути, предполагающем минимум ошибок после выхода НС. Этот принцип применяется, когда обучается персептрон с одним слоем.

Из-за того что диагностика [5, 6] может быть зависима от симптоматики и показана как регрессия, тогда для создания модели этой процедуры рекомендовано применение персептрона имеющего несколько слоев.

В сетях с несколькими слоями, наилучшие показатели нейронов по всем слоям, не считая последнего, обычно неизвестны. При этой ситуации, обучение персептрона исключено, и руководствоваться можно значениями выходных ошибок в нейросети.

Одним из способов, которым можно решить этот вопрос, можно считать создание пакетов сигналов выхода, таких же, как и входные, по любому из слоев нейросети. Это, безусловно, крайне затратная операция, кроме того, ее нельзя производить постоянно. Другим способом можно считать динамическую подстройку синаптических коэффициентов веса, где происходит выбор самых слабых связей, и изменения происходят на очень небольшое значение по всем сторона. После чего фиксируются только те, при которых на выходах нейросети уменьшилось ошибочное значение. Самым эффективным способом принято считать тот, когда ошибочные выходные сигналы нейросети передаются обратно на вход [7]. Данное обучающее алгоритмическое решение для

Осипов Олег Николаевич – ЗАО «Радио и микроэлектроника», г. Новосибирск, специалист, ossiprovoleg054@yandex.ru.

Чопоров Олег Николаевич – Воронежский государственный технический университет, доктор техн. наук, профессор, choporov_oleg@mail.ru.

Ружицкий Евгений – Панъевропейский университет, канд. техн. наук, доцент, rush_evg_br53@yandex.ru.

нейросети называется процедурой обратной передачи, и ее мы разберем после.

В соответствии с методом с наименьшими квадратами, Согласно методу наименьших квадратов, целевая функция ошибки с минимизацией, определяется величиной:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{ip} (y_{ip}^{(N)} - d_{ip})^2, \quad (1)$$

здесь $y_{ip}^{(N)}$ – действительное состояние выхода, которое имеет нейрон j -го на слое выхода N НС, при передаче ее по входам p -х образов;

d_{jp} – совершенное состояние выхода по данному нейрону.

Определение суммы осуществляется относительно всех нейронов в слое выхода, и всех образов которые подвергаются обработке нейросетью. Минимизирование производится градиентным спуском. И это значит, что коэффициенты веса подстраиваются как:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}, \quad (2)$$

где w_{ij} – значение коэффициент веса синаптической связи, с помощью которого происходит соединение i -го нейрона по слою $n-1$, с j -м нейроном по слою n ,

η – значение коэффициента обучающей скорости, $0 < \eta < 1$.

В соответствии с этим, построение всего обучающего алгоритма нейросети, используя обратное распространение, будет выглядеть следующим образом: На вход нейросети передается любой предполагаемый образ, и при обычной работе нейросети, при передаче сигналов от входа к выходу, происходит расчет величин последних. Не забываем, что:

$$S_j^{(n)} = \sum_{i=0}^M y_i^{(n-1)} \cdot w_{ij}^{(n)}. \quad (3)$$

здесь M – количество нейронов по слою n – учитывая нейрон, имеющий стабильное выходное состояние +1, который задает смещение;

вход $y_i^{(n-1)} = x_{ij}^{(n)}$ – i -го входа нейрона j по слою n :

$$y_j^{(n)} = f(s_j^{(n)}),$$

здесь $f(\)$ – является сигмоидом:

$$y_q^{(0)} = I_q,$$

здесь I_q – является q -й компонентой вектора образа на вход.

Рассчитывается $\delta^{(N)}$ по выходному слою с использованием выражения (2).

Рассчитывается с помощью (2), а также (3) изменение веса $\Delta w^{(N)}$ по слою N .

Рассчитывается с помощью (3), а также (2), (возможно (1) и (4)) соответственно $\delta^{(N)}$, а также $\Delta w^{(N)}$ по всем другим слоям, $n = N - 1, \dots, 1$.

Производится корректировка всех весов в нейросети:

$$w_{ij}^{(n)}(t) = w_{ij}^{(n)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(n)}(t), \quad (4)$$

В том случае, когда сетевая ошибка довольно велика, то производится переход к первому шагу. При обратной ситуации алгоритм заканчивает работу.

Нейросеть с первого шага переменна, и случайно осуществляет прием образов тренировки, для того чтобы не забывать ранее приходящие образы по мере поступления других.

Далее рассмотрим параметр, который определяет емкость нейросети – количество образов, поступающих на ее входные шлюзы, которые НС может обучиться узнавать. По нейросетям, где количество слоев более 2-х, данная тема открыта. При обучении возможно плавное уменьшение этого числа.

Также, чтобы не было неконтролируемого захода по локальным минимумам, после стабилизации коэффициентов веса, их резко поднимают. Это обеспечивает начало градиентного спуска с нового места. В том случае, когда при повторении этого процесса, алгоритмом будет находиться одинаковое состояние нейросети, тогда четко определяется нахождение глобального максимума.

В связи с этим, применение нейросети, существенно увеличивает качество диагностирования с историями болезни, сильно уменьшает время требуемое для определения дальнейших действий после того как установлен диагноз [7, 8]. Когда он становится известен, встает вопрос о том, какой сценарий по лечению необходимо реализовать.

Сценарий выбирается в соответствии с прохождением 3-х этапов.

Этап № 1. Составляется список дополнительных обследований, и основываясь на их итогах, происходит формирование более точного диагноза. И этот список создается на основе описания (истории) болезни (ИБ),

сохраненного в БД, с подходящим диагнозом и симптоматикой, к рассматриваемому случаю.

После чего находятся другие сценарии, по которым можно проводить лечение, также хранящиеся в БД, которые отвечают некоторым выбранным параметрам. Далее определяется конечный сценарий лечения, с учетом системных рекомендаций и врачебного опыта (рис. 1).

Допустим, есть целое множество ИБ Ω_v , которое содержит M – ИБ. И из них любая будет характеризоваться по множеству показателей N симптомов [9-11]. Примем любую ИБ в виде точки находящейся в N -мерном пространстве, которая имеет координаты, равняющиеся показателям любого из N симптома. Произведем формирование матрицы X (2), в которой присутствует целая характеристика ИБ, содержащаяся в БД:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1j} & \dots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2j} & \dots & x_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{i1} & x_{i2} & \dots & x_{ij} & \dots & x_{iN} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{M1} & x_{M2} & \dots & x_{Mj} & \dots & x_{MN} \end{bmatrix},$$

здесь M – число ИБ, содержащееся в БД;

N – количество симптомов;

x_{ij} – показатель значения симптома j для ИБ i .

Здесь значения строк матрицы X будут соответствовать ИБ из БД, столбцы – это симптомы.

Поскольку симптомы, показанные в существующей матрице X , возможно неоднородны, то для того, чтобы произвести выбор, проводят нормировку матрицы X . Произведем формирование матрицы Z , чьи компоненты рассчитаем как:

$$z_{ij} = \frac{(x_{ij} - x_j^-)}{x_j^+ - x_j^-} \quad (5)$$

здесь z_{ij} – показатель нормированного значения симптома j на ИБ i ;

x_j^- – минимум симптома j ;

x_j^+ – максимум симптома j .

После того как получены итоги по обследованию заболевшего, происходит формирование вектора симптомов $P_0(Z_{01}, Z_{02}, \dots, Z_{0N})$. Он может быть точкой в

N -мерном пространстве, и производится расчет длины от нее до других точек в N -мерном пространстве, являющихся выборкой из БД.

Этап № 2. Представляет собой проведение выбора множеств Ω'' по предполагаемым сценариям, по которым возможно лечение. Чтобы это выполнить, производится формирование матрицы X , которая состоит из M строчек, и где есть $N+L$ столбцы, здесь L – число мер по дополнительному исследованию.

То есть, выбор предполагаемых сценариев по которым возможно лечение, производится с учетом не только симптомов заболевшего, а также мер дополнительного исследования.

Длина от точки, находящейся в $N+L$ -мерном пространстве $S_0 = P_0 + \wedge_0$, которая представляет заболевшего, до точек с координатами, записанными в матричных строках, определяется при помощи показанного ранее алгоритма. В этом случае, выбор C_{\equiv} по сценариям лечения v_i , по целому множеству Ω_v , в множество Ω'' , формулируется как:

$$v_i \in \Omega'', \text{ если } \tilde{r}_{i0} \leq \tilde{r}_{\max}$$

$$v_i \notin \Omega'', \text{ если } \tilde{r}_{i0} > \tilde{r}_{\max}$$

здесь \tilde{r}_{i0} – длина от точки S_0 , до точек, которые являются выборкой из БД;

здесь \tilde{r}_{\max} – наиболее большая разрешенная длина от вектора S_0 и до векторов, являющихся матричными строками, и она определяет нужную степень похожести.

Этап № 3. На нем определяется конечный сценарий, по которому будет происходить лечение.

Другие сценарии, по которым может проводиться лечение, с принадлежностью к множеству, несут в себе часть свойств, которые присутствуют в подмножестве $K = \{k_1, k_2, \dots, k_m\}$. Представим, что свойство K_j соответствует координатной оси E_j находящейся в пространстве E_m , сделаем отображение множества Ω'' в E_m , с сопоставлением любой из альтернатив $v \in \Omega''$ точки $\varphi(v) = \langle \varphi_1(v), \varphi_2(v), \dots, \varphi_m(v) \rangle$. Затем будет производиться решение задачи по выбору наилучшего сценария по которому будет производиться лечение.

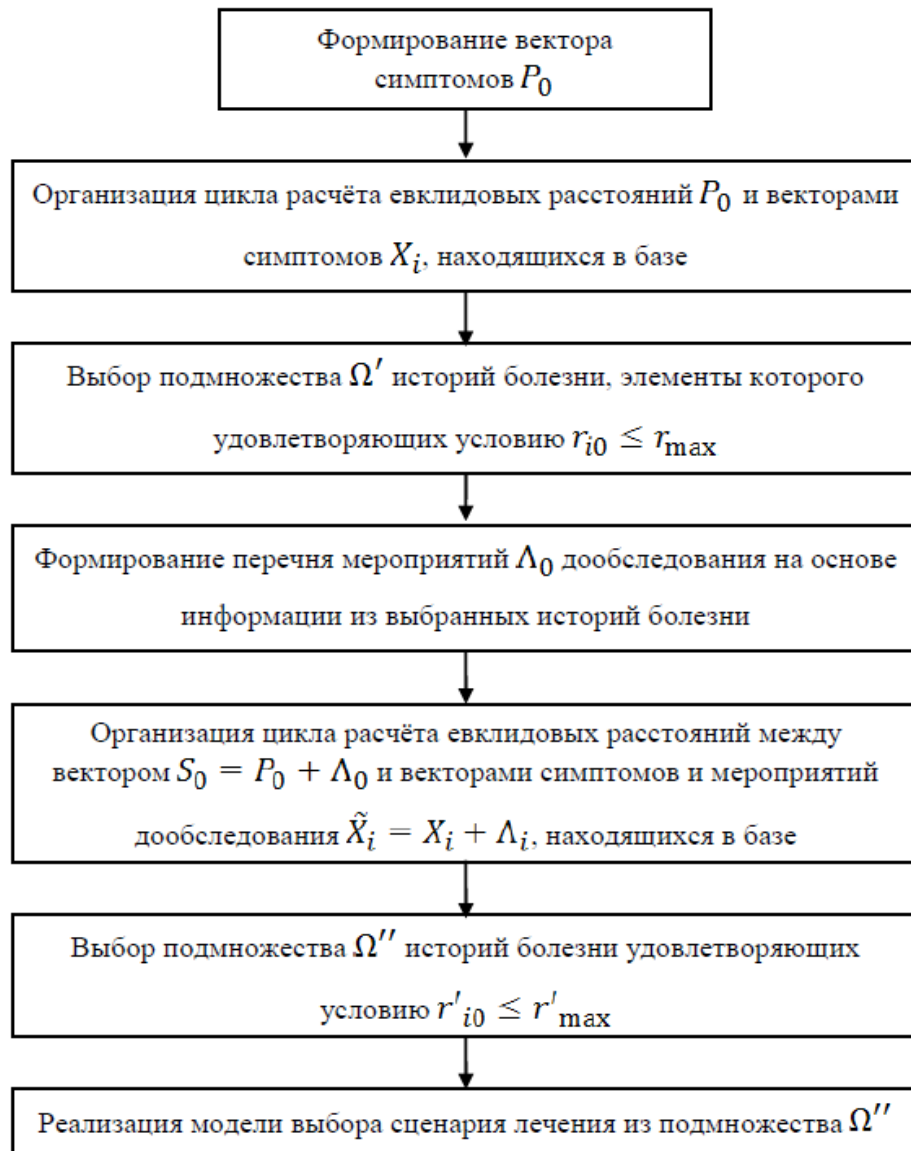


Рисунок 1. Определение сценария, по которому будет происходить лечение

Учитывая все представленное, созданная модель будет представлять собой основу автоматизированных мер по диагностированию, и определения оптимального сценария по которому будет происходить последующее лечение. И это существенно увеличит количество времени, необходимое врачу на то, чтобы вынести решение, и кроме того увеличит его качественность.

ЛИТЕРАТУРА

1. Чопоров О. Н. Методы анализа значимости показателей при классификационном и прогностическом моделировании / О. Н. Чопоров, А. Н. Чупеев, С. Ю. Брегеда // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2008. – Т. 4. – № 9. – С. 92-94.

2. Львович И. Я. Основы информатики / И. Я. Львович, Ю. П. Преображенский, В. В. Ермолова. – Воронеж, 2014. – 339 с.

3. Калаев В. Н. Регрессионный анализ в биологических исследованиях / В. Н. Калаев, Е. А. Калаева, А. П. Преображенский, О. В. Хорсева // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. – 2007. – Т. 6. – № 3. – С. 755-759.

4. Вострикова Т. В. Оценка степени загрязнения окружающей среды по морфологическим показателям однолетних цветочно-декоративных растений (на примере петунии гибридной) / Т. В. Вострикова, В. Н. Калаев, А. П. Преображенский, И. Я. Львович // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2008. – Т. 4. – № 10. – С. 9-13.

5. Есауленко И. Э. Проблемы здравоохранения промышленно развитого региона в современных условиях / И. Э. Есауленко, Г. Я. Клименко, В. Н. Созаева, О. Н. Чопоров // Воронеж, 1999. – 263 с.

6. Бережная Е. В. Оценка риска для здоровья населения г. Воронежа при воздействии химических веществ, загрязняющих атмосферный воздух / Е. В. Бережная // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2013. – № 1 (1). – С. 2.

7. Калаев В. Н. Оценка генотоксичности окружающей среды в городах республики Молдова по результатам микроядерного теста в буккальном эпителии детей / В. Н. Калаев, А. К. Буторина, М. В. Левински, А. П. Преображенский // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. – 2008. – Т. 7. – № 1. – С. 196-200.

8. Калаев В. Н. Применение кластерного анализа в биологических исследованиях / В. Н. Калаев, Е. А. Калаева, В. Г. Артюхов, А. П. Преображенский // Системный анализ

и управление в биомедицинских системах. 2007. – Т. 6. – № 4. – С. 1008-1014.

9. Провоторов В. М. Системный анализ психосоматических соотношений при бронхиальной астме / В. М. Провоторов, А. В. Будневский, Ю. П. Преображенский, Н. А. Аксенова // Прикладные информационные аспекты медицины. – 2000. – Т. 3. – № 2. – С. 54-57.

10. Будневский А. В. Сравнительный анализ эффективности коррекции мелатонином психологического статуса пожилых больных бронхиальной астмой / А. В. Будневский, Ю. П. Преображенский, Н. А. Аксенова // Клиническая геронтология. – 2000. – Т. 6. – № 7-8. – С. 75.

11. Будневский А. В. Алгоритмизация коррекции психосоматических соотношений при язвенной болезни / А. В. Будневский, Е. А. Слюсарев, Ю. П. Преображенский // Прикладные информационные аспекты медицины. – 2001. – Т. 4. – № 1. – С. 63-66.

MODELING THE PROCESS OF CHOOSING A TREATMENT SCENARIO TAKING INTO ACCOUNT ECONOMIC ASPECTS

© 2020 O. N. Osipov, O. N. Choporov, E. Ruzhicky

JSC «Radio and Microelectronics» (Novosibirsk, Russia)
Voronezh State Technical University (Voronezh, Russia)
Pan-European University (Bratislava, Slovakia)

This paper analyzes the possibilities of ensuring the security of an information network based on attack graphs.

Keywords: treatment process, patient, information technology.