

Интернет-журнал «Наукоедение» ISSN 2223-5167 <http://naukovedenie.ru/>

Том 9, №2 (2017) <http://naukovedenie.ru/vol9-2.php>

URL статьи: <http://naukovedenie.ru/PDF/88TVN217.pdf>

Статья опубликована 27.04.2017

Ссылка для цитирования этой статьи:

Дмитриев Г.А., Ветров А.Н., Аль-Факих Али Салех Али Применение нейронных сетей при оценке риска остеопоратических переломов // Интернет-журнал «НАУКОВЕДЕНИЕ» Том 9, №2 (2017) <http://naukovedenie.ru/PDF/88TVN217.pdf> (доступ свободный). Загл. с экрана. Яз. рус., англ.

УДК 001.891.572

Дмитриев Геннадий Андреевич

ФГБОУ ВО «Тверской государственный технический университет», Россия, Тверь¹
Доктор технических наук, профессор
E-mail: dmitrievtstu@rambler.ru

Ветров Александр Николаевич

ФГБОУ ВО «Тверской государственный технический университет», Россия, Тверь
Профессор
Кандидат технических наук, доцент
E-mail: vetrov_48@mail.ru

Аль-Факих Али Салех Али

ФГБОУ ВО «Тверской государственный технический университет», Россия, Тверь
Аспирант
E-mail: rualfakih.ali@mail.ru

Применение нейронных сетей при оценке риска osteoporaticheskikh perelomov

Аннотация. В статье рассматривается задача разработки экспресс - метода оценки риска возникновения остеопоратического переломов у пациентов в перспективе. Ранняя диагностика склонности пациента к остеопорозу, к той или иной группе риска помогает выбрать оптимальную стратегию лечения и снизить вероятность остеопоратических переломов. Учитывая социальную значимость проблемы и массовость явления, исследуемый вопрос является актуальным. Авторы описывают новый подход определения риска остеопоратического перелома на основе байесовских методов исчисления вероятностей и нейронных сетей. Для определения эффективности предложенного подхода было проведено экспериментальное исследование нейронных сетей различной архитектуры. В качестве критериев оценки эффективности рассматривалась прогностическая способность сети и скорость сходимости. В данном исследовании, во-первых, была определена рациональная архитектура нейронной сети, во-вторых, разработана процедура обучения сети, в-третьих, описана методика подготовки и проведения экспериментального обучения. Результаты исследования представлены в виде таблиц и графиков. Анализ оценки вероятности совершения ошибок первого и второго рода позволил сделать вывод о высокой обобщающей способности предлагаемого подхода. Установлено, что предложенный авторами подход к оценке риска остеопоратического перелома, показал высокую прогностическую способность и может

¹ 170026, г. Тверь, набережная Афанасия Никитина, д. 22

служить основой для создания информационной системы экспресс - диагностики остеопоратических переломов.

Ключевые слова: нейронные сети; остеопоратический перелом кости; оценка риска; диагностика; вероятностные методы; информационные системы

Введение

Остеопороз - самое широко распространенное хроническое заболевание костной системы. С течением времени оно прогрессирует, изменяя структуру костной ткани. В результате этих изменений кости становятся более хрупкими что приводит к тяжелым последствиям - остеопоратическим переломам (ОП) [3, 10, 11].

Возможность остеопоратического перелома определяется рядом факторов, основным из которых является снижение минеральной плотности костной ткани. Минеральная плотность костной ткани (МПКТ), определяет прочность кости. Для оценки МПКТ используется T - критерий:

$$T = \frac{y_i - m_y}{\sigma_y},$$

где: y_i - значение МПКТ у i -го индивида, m_y - среднее значение МПКТ, σ_y - стандартное отклонение. T -критерий уменьшается вместе со снижением костной массы; при ее увеличении он возрастает.

МПКТ определяется в абсолютных единицах, как число стандартных отклонениях между МПКТ пациента и возрастной нормой здоровых людей такого же возраста и пола. Для оценки минеральной плотности костной ткани часто используется метод двуэнергетической рентгеновской абсорбциометрии (dual-energy X-rays absorptiometry, DXA). Для оценки степени остеопении используются также другие инструментальные методы. Однако инструментальное исследование состояния костной ткани является дорогостоящей процедурой. Поэтому, прежде чем прибегать к подобным процедурам, желательно получить экспресс оценку риска остеопоратического перелома.

Дополнительными факторами, влияющими на риск остеопоратического перелома, являются возраст, пол, употребление алкоголя, курение и некоторые другие факторы. При проведении профилактических мероприятий и назначении лечения необходимо определить степень риска остеопоратического перелома, к которой относится пациент. Учитывая социальную значимость проблемы и массовость явления, вопрос разработки экспресс - методов оценки риска возникновения остеопоратического переломов у пациентов в перспективе, является актуальным. Одним из таких методов является FRAX [7]. Ряд рекомендаций по экспресс - оценки риска остеопороз и остеопоратических переломов содержится, например, в [1, 2, 4]. Сравнительный анализ этих методов приведен в [5]. Здесь же описан разработанный нами метод экспресс-оценки риска остеопоратического перелома, основанный на использовании байесовых сетей доверия [12]. В данной статье рассмотрен новый подход к решению задачи определения риска остеопоратического перелома на основе нейросетевых технологий.

Постановка задачи исследования

В настоящей работе предлагается метод оценки риска остеопоратического перелома, основанный на использовании схемы байесовского вывода. Преимущество такого подхода

заключается в том, что байесова статистика дает возможность оценивать плотность вероятности распределений параметров модели по имеющимся данным. Классическая формула Байеса для случая двух популяций имеет следующий вид

$$p(Y_j | X^{(1)} X^{(2)} \dots X^{(m)}) = \frac{p(X^{(1)} X^{(2)} \dots X^{(m)} | Y_j) \times p(Y_j)}{\sum_{j=1}^2 p(X^{(1)} X^{(2)} \dots X^{(m)} | Y_j) \times p(Y_j)} \quad (1)$$

Здесь $Y_j, j = 1, 2$ - две популяции (группы) больных, страдающих остеопорозом. В одной группе пациенты имеют перелом, в другой перелом отсутствует. Априорная вероятность $p(Y_j)$ есть вероятность того, что пациент принадлежит к той или иной популяции $Y_j, j = 1, 2$. При этом выполняется равенство $p(Y_1) + p(Y_2) = 1$. Набор факторов риска определяет n -мерную случайную величину \mathbf{X} с компонентами $(X^{(1)} X^{(2)} \dots X^{(m)})$. Условная вероятность $p(X^{(1)} X^{(2)} \dots X^{(m)} | Y_j)$ определяется законом распределения случайной величины вектора \mathbf{X} , если объект принадлежит к популяции Y_j . Величина $p(Y_j | X^{(1)} X^{(2)} \dots X^{(m)})$ определяет условную вероятность того, что объект принадлежит к популяции Y_j при данном векторе наблюдений $(X^{(1)} X^{(2)} \dots X^{(m)})$ и служит, таким образом, оценкой риска остеопоратического перелома.

На основе предварительного клинического анализа были выделены причины, влияющие на вероятность получения остеопоратических переломов.

$X^{(1)}$ - степень остеопении по результатам инструментального исследования МПКТ. Степень остеопении определяется на основании рекомендаций Всемирной организации здравоохранения.

$X^{(2)}$ - пол. В кагорте больных остеопорозом большинство составляют женщины. У мужчин процесс снижения плотности костной ткани протекает не столь интенсивно.

$X^{(3)}$ - возраст. Как для мужчин, так и для женщин возраст является одним из определяющих показателей в анамнезе остеопороза. Частота остеопоратических переломов увеличивается с возрастом.

$X^{(4)}$ - низкая масса тела. Частота остеопоратических переломов обратно пропорциональна массе тела. В качестве показателя используется индекс массы тела.

$X^{(5)}$ - курение. Курение также повышает риск остеопоратических переломов. Прекращение курения снижает этот риск.

$X^{(6)}$ - прежние переломы. Если ранее случались переломы, то вероятность повторного перелома возрастает.

$X^{(7)}$ - физическая активность. Физическая активность положительно воздействует на процессы костеобразования, снижая риск переломов.

$X^{(8)}$ - лечение кортизоном. Лечение кортикостероидными препаратами негативно воздействует на процессы костеобразования, повышая риск переломов.

$X^{(9)}$ - семейный анамнез переломов. Генетические факторы определяют скорость изменения плотности костной ткани.

$X^{(10)}$ - прием лекарственных препаратов, вызывающих головокружение или торможение реакций и нарушение равновесия.

$X^{(11)}$ - потребление алкоголя. Алкоголь в больших дозах влияет на уменьшение плотности костной ткани. Соответственно возрастает риск переломов, как у мужчин, так и у женщин. Кроме того, потребление алкоголя влияет на координацию и пространственную ориентацию, что приводит к травмам различного характера.

$X^{(12)}$ - ослабление зрения. Также, как и потребление алкоголя, ослабленное зрение влияет на координацию и пространственную ориентацию, что приводит к травмам.

К факторам риска остеопоратических переломов, связанных с чрезмерной потерей костной массы, относятся факторы $X^{(1)}$ - $X^{(10)}$. Остеопоратические переломы, как правило, связаны с падениями, ушибами и другими травматическими факторами. Это факторы $X^{(10)}$ - $X^{(12)}$.

Задача выявления закономерностей в эмпирических данных заключается в том, чтобы воссоздать причины, наблюдая эмпирические данные, как их следствия. Рассматриваемая задача оценки риска относится к классу обратных задач и в общем случае является плохо обусловленной или некорректной задачей. Для решения таких задач в [13] был предложен метод, получивший название регуляризации, который используется для нахождения устойчивых решений. Процедура байесовой регуляризации, использующая выражение (1) основана на выборе наиболее правдоподобной модели, в пользу которой свидетельствуют имеющиеся данные. Непосредственное вычисление условных вероятностей $p(Y_j / X)$ с помощью приведенной выше формулы Байеса затруднительно. Причиной тому является отсутствие в данном случае информации о законе распределения многомерной случайной величины X .

Существуют различные подходы, позволяющие обойти эти трудности. Например, можно использовать оценки вероятностей, полученные на основе анализа многомерных таблиц сопряженности. Другой подход заключается в использовании моделей бинарного выбора.

Математическая постановка задачи оценки риска остеопоратического перелома в этом случае выглядит следующим образом: пусть имеется вектор факторов $X_i = (x_{i0}, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})$, отражающий информацию, представленную в анамнезе i -го пациента. Зависимая переменная Y_i принимает только два значения: 1 - если пациент имеет перелом, и 0 - в противном случае. Тогда оценку риска остеопоратического перелома у i -го пациента можно выразить как функцию от факторов X_i по формуле:

$$P(Y_i=1/X_i)=G(X_i, a)$$

Набор параметров $a = (a_0, a_1, a_2, \dots, a_k)$ отражает влияние изменения каждого фактора на конечную вероятность. Как правило, в качестве функции $G(*)$ наиболее часто используются либо функцию стандартного нормального распределения

$$F(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^u e^{-0.5z^2} dz,$$

в этом случае модель бинарного выбора называется пробит моделью, либо функцию логистического распределения, задаваемую уравнением

$$F(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}}$$

такую модель бинарного выбора принято называть logit-моделью.

Оценка параметров $\mathbf{a}=(a_0, a_1, a_2, \dots, a_k)$ осуществляется методом максимального правдоподобия.

Дифференцируя логарифмическую функцию правдоподобия по вектору \mathbf{a} и приравнивая результат нулю, получаем систему нелинейных уравнений. Такие уравнения, как правило, решаются с помощью численных методов.

Результаты исследования

Для решения исходной задачи оценки риска остеопоратического перелома был выбран подход, связанный с применением искусственных нейронных сетей. Использовались две разновидности нейронных сетей: многослойный персептрон и сеть радиальных базисных функций. В первом случае была использована двухслойная нейронная сеть (рис. 1), имеющая логарифмическую сигмоидальную функцию активации в нейронах первого скрытого слоя и второго, состоящего из одного нейрона. Многослойный персептрон [8, 14] с логистической функцией активации

$$f(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}}$$

аппроксимирует апостериорную вероятность распознавания класса в соответствии с байесовским правилом. Логистическая функция активации выбрана потому, что диапазон выходных сигналов определяется значениями от 0 до 1. Этого достаточно для того, чтобы настроить веса $w_{ij}^{(1)}$ и $w_{ij}^{(2)}$ первого и второго скрытого слоя в процессе обучения и впоследствии вычислять значения выходной переменной.

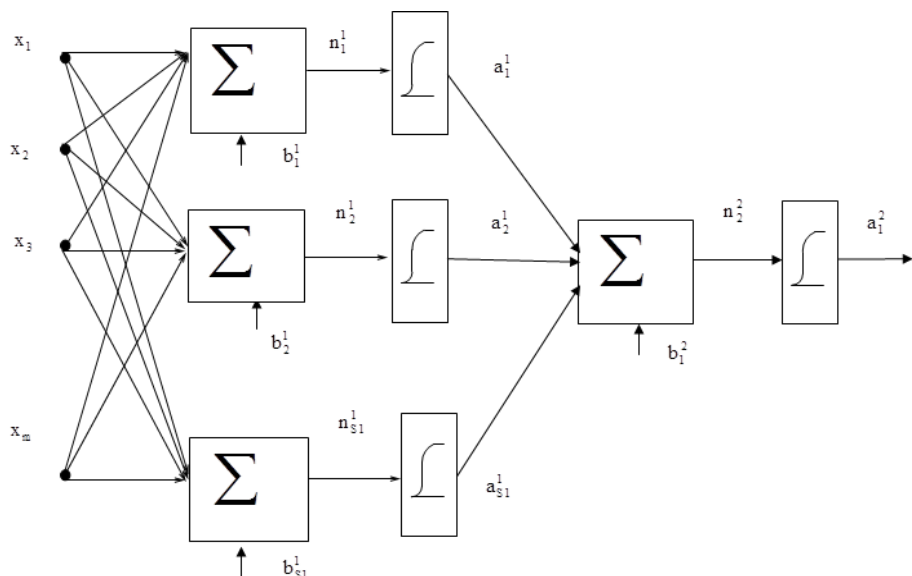


Рисунок 1. Схема двухслойного персептрона с логистической функцией активации ([8])

На рис. 1 обозначены: $x_1, x_2, x_3, \dots, x_m$ - вектор входных переменных, реализации многомерной случайной величины \mathbf{X} ; $b_1^1, b_2^1, b_3^1, \dots, b_s^1$ - смещения для S нейронов первого слоя,

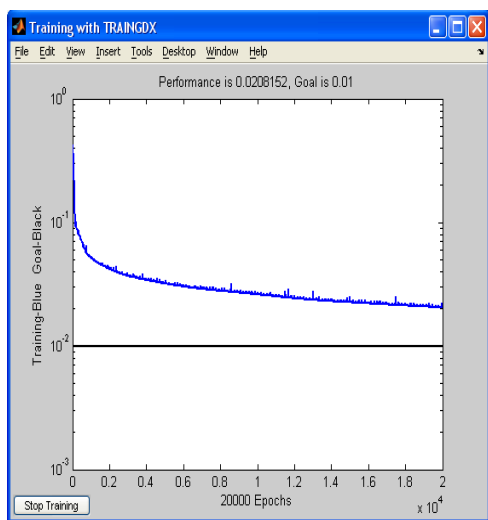
b_1^2 - смещение для единственного нейрона второго слоя; $n_1^1, n_2^1, n_3^1, \dots, n_{s1}^1$ - вектор входных переменных функции активации первого скрытого слоя, n_1^2 - входная переменная функции активации второго скрытого слоя; $a_1^1, a_2^1, a_3^1, \dots, a_{s1}^1$ - выход функции активации первого слоя, a_1^2 - выход функции активации второго слоя. Перед использованием нейронной сети она была предварительно обучена. Цель обучения состояла в подборе архитектуры и параметров сети, обеспечивающих наиболее высокое качество распознавания. Для этого исходная выборка была разделена на два подмножества: обучающее и тестовое. Настройка весов сети производилась на основе обучающего подмножества. Для обучения использовалась целевая функция, определяющая среднеквадратическую ошибку выходного слоя

$$J = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q (t_q - a_{1q}^2)^2$$

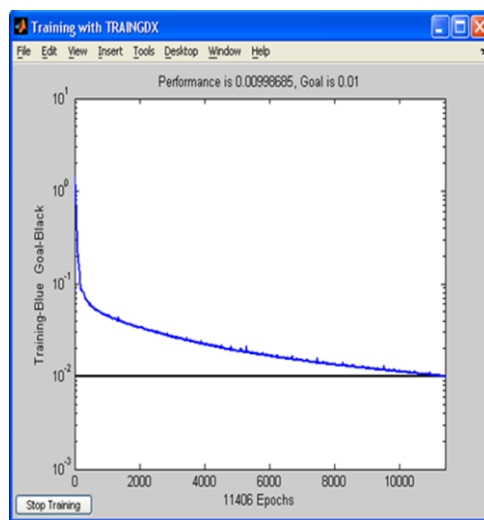
Здесь Q - общее число образов (выборок) в обучающем множестве, t_q - значение образа на итерации q , a_{1q}^2 - выходной сигнал нейрона второго слоя. Правило обучения сети заключалось в минимизации целевой функции J . Для этого на вход нейронной сети подавался сигнал, состоящий из множества пар векторов обучающей выборки $\{(x_1, t_1), (x_2, t_2), \dots, (x_Q, t_Q)\}$, где $x_q = (x_{1q}, x_{2q}, x_{3q}, \dots, x_{mq})$. Для обучения использовался алгоритм градиентного спуска. Корректировка матрицы весов на шаге $k+1$ происходила следующим образом:

$$W(k+1) = W(k) + \Delta W,$$

где: $\Delta W = -\eta \text{grad}J(w)$, η - параметр обучения. Цель обучения состояла в том, чтобы подобрать веса сети наилучшим образом, минимизируя погрешность распознавания на тестовом подмножестве данных. Другим критерием эффективности обучения сети являлось время ее обучения. Число нейронов скрытого слоя менялось в процессе обучения. Поскольку эти критерии связаны обратной зависимостью, оценка эффективности обучения производилась на основе компромисса. В процессе обучения менялось число нейронов первого скрытого слоя. После определения весов нейронной сети на обучающем подмножестве производилась оценка качества обучения на контрольном подмножестве данных. Пример обучения нейронной сети, выполненный в среде MatLab, представлен на рис. 2.



а) число нейронов скрытого слоя - 10



б) число нейронов скрытого слоя - 40

Рисунок 2. Результаты обучения нейронной сети (разработано авторами)

При моделировании были установлены следующие ограничения: значение функции качества не более 0,01; предельное число циклов обучения - 20000 эпох. Результаты моделирования представлены в табл. 1.

Анализ таблицы 1 показывает, что лучший результат обучения нейронной сети достигается при числе нейронов первого скрытого слоя равном 100. Дальнейшее увеличение числа нейронов не улучшает полученный результат.

Таблица 1

Показатели эффективности обучения (разработано авторами)

№	Число нейронов	Функция качества	Продолжительность обучения (эпох)	Не распознано (%)
1	10	0,02081	20000	сеть не обучилась
2	20	0,01264	20000	сеть не обучилась
3	30	0,00999	9900	23,7
4	40	0,00998	11406	24,4
5	50	0,00999	9974	28,7
7	60	0,00999	1640	19,4
8	100	0,00822	73	7,4
9	120	0,00999	2120	17,9

Альтернативой сетям, использующим многослойный персептрон с прямой передачей сигнала нейронные сети радиального базиса (RBF). Выполняя функцию Байесовского классификатора, они обладают тем преимуществом, что состоят из одного единственного скрытого слоя. Это снимает проблему определения оптимального числа слоев при моделировании сети. Выигрыш при использовании сетей радиального базиса заключается в сокращении времени получения конечного результата. Это достигается за счет следующих факторов: использование более простого алгоритма обучения; разделение процессов подбора параметров базисных функций и подбора значений весов сети, что ускоряет процесс обучения сети; оптимизация процедуры формирования структуры сети. Модификацией RBF-сети является так называемые вероятностная нейронная сеть, которая была взята за основу при разработке структуры сети радиального базиса, которая была использована для оценки риска остеопоратического перелома (рис. 4). Она включает входной слой, на который подаются выборочные значения случайной величины X . За ним идет скрытый слой, который состоит из нейронов радиального базиса. Выходной слой, состоит из одного нейрона с линейной функцией активации. В отличие от классической схемы PNN здесь отсутствует конкурирующий слой.

Таким образом, выходом сети является условная вероятность $p(Y_j | X^{(1)} X^{(2)} \dots X^{(m)})$.

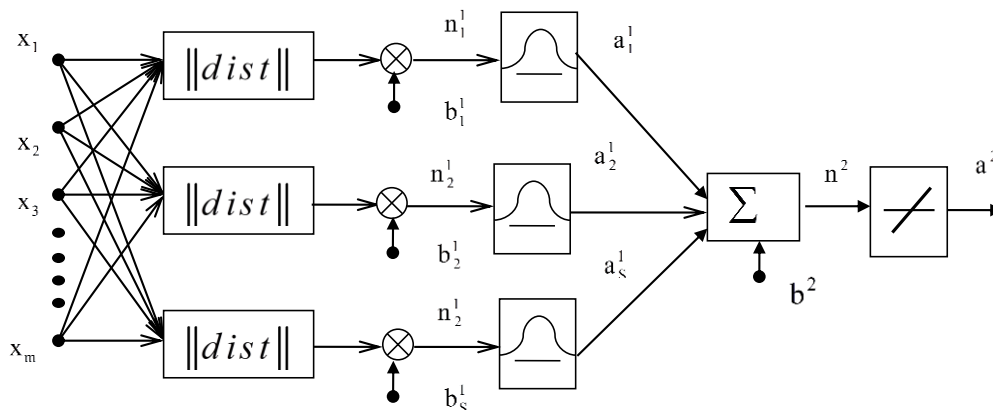


Рисунок 3. Схема сети радиального базиса, применявшейся для оценки риска остеопоратического перелома (разработано авторами)

На рис. 3 обозначены: $x_1, x_2, x_3, \dots, x_m$ - вектор входных переменных, реализаций многомерной случайной величины \mathbf{X} ; $\|dist\|$ - определяет расстояние между строкой i входной матрицы весов IW_i^1 и новым вектором $x_q = (x_{1q}, x_{2q}, x_{3q}, \dots, x_{mq})$ для каждого q -ого образца входного сигнала; $b_1^1, b_2^1, \dots, b_{S1}^1$ - смещения для слоя нейронов S1; $n^1 = (n_1^1, n_2^1, \dots, n_{S1}^1)$ - вектор входных переменных функции активации первого скрытого слоя. Значения его компонент

$$n_i^1 = \left\| p - IW_i^1 \right\| \cdot b_i^1$$

определяют близость между вектором обучающего множества и новым вектором к. Здесь IW^1 - матрица весов слоя S1, для которого функция активации $f(n) = e^{-2n}$. Вектор $a^1 = (a_1^1, a_2^1, \dots, a_{S1}^1)$ является выходом первого слоя сети.

Значение n^2 - это входное значение для линейной функции активации выходного слоя, которая определяется выражением

$$n^{(2)} = LW^{(2)} + b^{(2)},$$

где: b_i^2 - смещение для единственного нейрона выходного слоя, и a_i^2 - выход нейронной сети, определяющий риск остеопоротического перелома.

Обучение сети RBF проводилось поэтапно. Сначала был сформирован набор нейронов, образующих центры RBF. Для этого случайным образом из исходного множества наблюдаемых данных было сформировано некоторое подмножество пар сигнал - отклик, представляющее обучающую выборку. Далее проводилось контролируемое обучение, позволяющее определить параметры сети. Способности сети к обобщению проверялась на оставшихся, после формирования обучающей выборки, данных. Оптимизация параметров сети проводилась итеративно, путем добавления новых нейронов и проверки сети на способность к обобщению. Полученная в результате обучения сеть была протестирована данных статистического исследования. Результат тестирования представлен в таблице 2.

Таблица 2

Результаты тестирования сети RBF (разработано авторами)

Вид гипотезы	Наличие перелома	Отсутствие перелома	Всего
Наличие перелома	183	25	208
Отсутствие перелома	22	495	517

Анализ результатов тестирования (табл. 2) показывает, что число ошибочных диагнозов составляет 6,2%. Ошибки первого рода и второго рода составили 12% и 4,25% соответственно.

Заключение

Таким образом, предложенный подход к оценке риска остеопоротического перелома, как видно из результатов проведенного исследования, показал высокую прогностическую способность и может быть использован при создании интеллектуальной информационной системы экспресс-анализа переломов, наряду с другими методами интеллектуального анализа

данных, описанных нами в [6]. Совокупность таких методов лежит в основе экспертной системы, позволяющей прогнозировать риск остеопоратических переломов и выбирать оптимальную тактику их предупреждения. В рамках экспертной системы возможно совместное использование обоих видов сетей для уточнения оценки риска.

Дальнейшее развитие предложенного подхода к прогнозированию риска ОП перелома заключается в проведении дополнительных исследований с целью формирования более представительной выборки для обучения сети, уточнение ее архитектуры и повышения надежности прогнозов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Cadarette S.M. et al. Development and validation of the Osteoporosis Risk Assessment Instrument to facilitate selection of women for bone densitometry [текст] // Canadian Medical Association Journal, 2000, 162(9):1289-1294.
2. Cosman F., de Beur S.J., LeBoff M.S. et al. Clinician's Guide to Prevention and Treatment of Osteoporosis [текст] // Osteoporos Int. 2014. Vol. 25 (8).
3. Михайлов Е.Е., Беневоленская Л.И. Эпидемиология остеопороза и переломов [текст] / под ред. Л.И. Беневоленской // Руководство по остеопорозу. М.: Бином. Лаборатория знаний, 2003. С. 10-55.
4. Richy F. et al. Validation and comparative evaluation of the osteoporosis self-assessment tool (OST) in a Caucasian population from Belgium [текст] // QJM, 2004, 97(1):39-46.
5. Дмитриев Г.А., Ветров А.Н., Аль-Факих Али Салех Али [текст] / Прогнозирование остеопоратических переломов на основе байесовских сетей доверия // Медицинская техника, 2017, №1 (301). С. 18 - 20.
6. Дмитриев Г.А., Аль-Факих Али Салех Али. Система диагностики и оценки риска остеопоратического перелома на основе интеллектуального анализа данных [текст] // Международный журнал «Программные продукты и системы», Т.29, №3, 2016. С. 208 - 212.
7. Канис, Дж.А. FRAX - новый инструмент для оценки риска перелома: применение в клинической практике и пороговые уровни для вмешательства [текст] / Дж.А. Канис, А. Оден, Г. Йохансон, Ф. Боргстром, О. Стром, И.В. Макклоски // Остеопороз и остеопатии, 2012. №2. С. 38 - 44.
8. Медведев, В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети [текст] / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин, под общ. ред. В.Г. Потемкина. М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002, 496 с.
9. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект: современный подход. [текст] / Издательский дом «Вильямс», 2006. - 1408 с.
10. Рожинская, Л.Я. Системный остеопороз [текст] / Л.Я. Рожинская, изд. 2-е, перераб. и доп. М.: Издатель Мокеев, 2003. 196 с.
11. Струков Актуальные проблемы остеопороза. [текст] / В.И. Струков, М.Ю. Сергеева-Кондраченко, О.В. Струкова-Джоунс, Р.Т. Галеева, Л.Г. Радченко, М.Н. Гербель, Е.Б. Шурыгина, Л.Д. Романовская, Н.В. Еремина, Н.А. Вирясова, монография под ред. В.И. Струкова. - Пенза: «Ростра», 2009. 342 с.
12. Терехов С.А. Введение в байесовы сети [текст] // Научная сессия МИФИ-2003. V Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2003»: лекции по нейроинформатике. Часть 1. - М.: МИФИ, 2003.
13. Тихонов А.Н. О некорректных задачах линейной алгебры и устойчивом методе их решения [текст] // ДАН СССР, 1965, т. 163, №3, с. 591-594.
14. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс [текст] / Саймон Хайкин, 2 издание.: Пер. с англ. - М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.

Dmitriev Gennadiy Andreevitch

Tver state technical university, Russia, Tver
E-mail: dmitrievstu@rambler.ru

Vetrov Alexander Nicolaevitch

Tver state technical university, Russia, Tver
E-mail: vetrov_48@mail.ru

Alfakih Ali Saleh Ali

Tver state technical university, Russia, Tver
E-mail: rualfakih.ali@mail.ru

Application of neural networks for risk estimate of osteoporotic fractures

Abstract. The article considers the task of developing of the quick test of risk estimate of emergence of osteoporotic fractures in patients over time. Early diagnosis of patient's susceptibility to osteoporosis, one group or another by risk ranking helps to choose the optimal treatment strategy and reduce the probability of osteoporotic fractures. Given the social importance of the problem and the massive scale of the phenomenon, the researched question is an actual question. The authors describe the new approach of determining the osteoporotic fracture risk on basis of Bayesian methods of the calculation of the probabilities and neural networks. The experimental survey of neural networks with different architectures is carried out for determining the efficiency of the offered approach. The predictive capability of the network and the convergence rate are considered as criteria for estimate of efficiency. In the first place the rational architecture of neural network is determined in the study. In the second place the procedure of network learning is developed. In the third place the methodology of the preparation and implementation of experimental training is described. The results of studies are presented in the tables and the diagrams. Analysis of the probability estimate of fulfillment of type I and type II errors *leads to the conclusion* about high generalization ability of this approach. It was found that the offered approach of risk estimate of osteoporotic fractures has high predictive capability and can be the basis of creation of information system for the quick test of osteoporotic fractures.

Keywords: neural networks; osteoporotic fracture; risk estimate; diagnosis; probabilistic methods; information systems