

**В.С. ЧЕРНЕГА,**

к.т.н., доцент, Севастопольский государственный университет, г. Севастополь, Россия,
e-mail: v_chernega@rambler.ru, ORCID 0000-0001-5054-0396

А.Н. ЕРЕМЕНКО,

врач-уролог, Крымский федеральный университет имени В.И. Вернадского, Клинический медицинский многопрофильный центр Святителя Луки, г. Симферополь, Россия, e-mail: medicalyug@gmail.com,
ORCID 0000-0002-5318-6561

МЕТОДЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДЛИТЕЛЬНОСТИ ХИРУРГИЧЕСКИХ ОПЕРАЦИЙ

УДК 519.179.2: 616.62

DOI: 10.37690/1811-0193-2020-1-63-74

Чернега В.С., Еременко А.Н. *Методы моделирования и прогнозирования длительности хирургических операций (Севастопольский государственный университет, г. Севастополь, Россия; Крымский федеральный университет имени В.И. Вернадского, Клинический медицинский многопрофильный центр Святителя Луки, г. Симферополь, Россия)*

Аннотация. На основании анализа зарубежных публикаций проведена сравнительная характеристика методов и моделей прогнозирования длительности хирургических операций. Показана важность оценки точности прогнозирования длительности операций для эффективного планирования использования операционных помещений и высокотехнологического оборудования. Проанализированы статистические и регрессионные методы прогнозирования длительности операций, а также использование искусственных нейронных сетей для оценки продолжительности операции. Приведены математические выражения, позволяющие оценить длительность операции в целом, а также данные о погрешностях прогнозирования.

Ключевые слова: хирургическая операция, длительность операции, планирование использования операционных помещений и высокотехнологического оборудования, статистические модели, регрессионный анализ, нейронные сети, точность прогнозирования.

UDC 519.179.2: 616.62

Chernega V.S., Eremenko A.N. *Methods of Modelling and Prediction of Surgery Duration (Sevastopol State University, Sevastopol, Russia; V.I. Vernadsky Crimean Federal University, St. Luke's Clinical Medical Multidisciplinary Center, Simferopol, Russia)*

Abstract. Based on the analysis of foreign publications, a comparative characteristic of methods and models of prediction of surgical operations duration was carried out. The importance of estimating the accuracy of prediction the duration of operations for effective planning of the use of operating rooms and high-tech equipment is shown. Analyzed statistical and regression methods to predict the duration of operations, and the use of artificial neural networks to estimate the duration of an operation. Mathematical expressions are given, allowing to estimate duration of operation as a whole, as well as data on prediction errors.

Keywords: surgery, surgery duration, planning of use of operating rooms and high-tech equipment, statistical models, regression analysis, neural networks, accuracy of prediction.

ВВЕДЕНИЕ

Операционные помещения (ОП) очень важны для больниц, так как они являются основным источником доходов и затрат больницы. Тем не менее, 10%-40% запланированных медицинских мероприятий часто отменяются до операции [1, 2]. Исследования показали, что основной причиной отмены операций является нехватка операционного времени в виду занятости ОП, что приводит к тому, что большое количество предоперационных процедур отменяется. Планирование "слишком длинных" или "слишком коротких" сроков для операций приводит к нежелательным последствиям, таким как время простоя операционных помещений, дорогостоящего медицинского оборудования и медперсонала, либо сверхурочной работы операционной бригады или перенос операции. Поэтому для эффективного использования операционных помещений и дорогостоящего высокотехнологического оборудования, уменьшения

времени ожидания пациентами плановой операции и своевременной подготовки их к предстоящей операции, планирования занятости медперсонала, участвующего в операции, необходима точная оценка её продолжительности. Вопросам прогнозирования длительности хирургических операций за рубежом уделяется значительное внимание, о чем свидетельствует далеко не полный список литературы, приведенный в статье. В Российской Федерации этой проблеме, судя по отсутствию публикаций в специализированных литературных источниках, уделяется очень мало внимания.

Целью настоящей статьи является анализ результатов исследований в области прогнозирования длительности хирургических операций, полученных в наиболее продвинутых в этой области странах, выявление наиболее перспективных методов прогнозирования длительности операций, факторов, влияющих на их продолжительность и точность оценки длительности операции, а также привлечение внимания медиков и специалистов в медицинской информатике к решению этой актуальной проблемы в нашей стране.

Материалы и методы исследования

В процессе работы проанализировано более 60 научных работ по проблемам прогнозирования длительности хирургических операций, опубликованных в специализированных изданиях в области медицины и медицинской информатики России, США, Австралии, Австрии, Великобритании, Германии, Китая и других развитых стран. При решении задач прогнозирования длительности хирургических операций использовались методы теории вероятности и математической статистики, теории искусственных нейронных сетей и теории принятия решений.

Результаты и обсуждение

Хирургическую операцию принято делить на три этапа [3]: С1 – интервал от поступления пациента в операционное помещение до разреза; С2 – интервал от начала разреза до наложения шва; С3 – интервал нахождения в операционной после наложения швов. Время от момента эвакуации пациента из операционной до поступления следующего, называют временем оборота ВО (turnover time). В большинстве больниц этот интервал имеет продолжительность от 20 до 30 минут.

При оценке длительности операции в одних случаях рассматривается время этапа С2 (от начала

разреза до наложения швов). В других случаях оценивается время всей операции – от момента поступления больного в операционную до его эвакуации из операционного помещения.

В большинстве исследований было установлено, что время для операции должно считаться с момента, когда пациент входит в операционную до того момента, когда пациент покидает операционную [4, 5, 6, 7].

1. Статистическое моделирование длительности проведения хирургических операций

Длительность проведения хирургической операции зависит от множества факторов и является случайным параметром. К факторам, влияющим на длительность операции, относятся: вид (код операции), возраст и пол больного, индекс массы тела, наличие сопутствующих заболеваний, квалификация хирургической бригады, время проведения операции и др.

Для планирования хирургических процедур целесообразно использовать статистическую модель, которая учитывает изменчивость, присущую продолжительности операции. При описании законов распределения плотности вероятностей длительности операции в настоящее время наиболее часто используются нормальный и логарифмически нормальный законы.

В наиболее простом случае время операций обычно рассчитывается при помощи типичных параметрических статистических тестов (среднее \pm стандартное отклонение). При этом предполагается, что закон распределения длительности операции нормальный.

Традиционные методы прогнозирования продолжительности хирургических операций, используемые в большинстве больниц, основаны на вычислении скользящего среднего значения (англ. *Moving Average, MA*) длительности операции, которое рассчитывается по предыдущим операциям, учитывая вид операции, опыт хирурга, наличие сопутствующих заболеваний и др. При этом может использоваться как простое, так и взвешенное скользящее среднее. В англоязычной литературе эти значения обозначаются соответственно *SMA (Simple Moving Average)* и *WMA (Weighted Moving Average)*.

Простое скользящее среднее *SMA* представляет собой среднее арифметическое значение, рассчитанное по текущему и $N-1$ предыдущим значениям длительностей операций T_0 данного типа по следующей формуле:



$$SMA_t = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} T_{t-i}$$

Здесь t – индекс интервала длительности операции, с которого начинается суммирование. Величину N называют интервалом сглаживания.

В работе [8] в качестве интервала сглаживания рекомендуется брать не менее пяти значений длительностей операций одного и того же типа.

Более точная оценка среднего значения длительности операции может быть получена при использовании средневзвешенного значения WMA, при котором учитывается вес (важность) измеряемых величин, участвующих в вычислении среднего значения. В математической статистике при анализе последовательностей составляющих, вес которых зависит от времени их генерации, различают линейно-взвешенное и экспоненциально-взвешенное скользящие средние. Отличие этих оценок состоит в том, что веса при экспоненциальной средней изменяются по экспоненциальному закону, а при линейной – по линейному. В некоторых видах операций, в частности, лазерной литотрипсии, весовые коэффициенты зависят не от времени измерения длительности операции, а от ряда других факторов: массы камня, места его локализации и пр.

В работе [9] показано, что более точным является прогнозирование при использовании

логарифмически нормального закона распределения. Случайная величина x имеет логарифмически нормальное распределение, если натуральный логарифм этой величины $\ln x$ распределен по нормальному закону. Формула для вычисления плотности вероятности случайной величины x имеет вид:

$$\Phi(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln x - \ln a)^2}{2\sigma^2}},$$

где σ – логарифм среднееквадратического отклонения величины x ; a – математическое ожидание случайной величины.

$$a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln x_i; \quad \sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - a)^2}.$$

График такого распределения может принимать значения от нуля до бесконечности и быть асимметричным за счет длинного правого «хвоста»; поэтому он подходит для оценки времени проведения операций, состоящих из нескольких этапов, в которых некоторые процедуры могут длиться дольше среднего. Вид плотности логарифмически нормального распределения изображен на рис. 1.

На рис. 2 [10] изображен пример гистограммы фактического распределения длительностей операции исследования грудной клетки на предмет

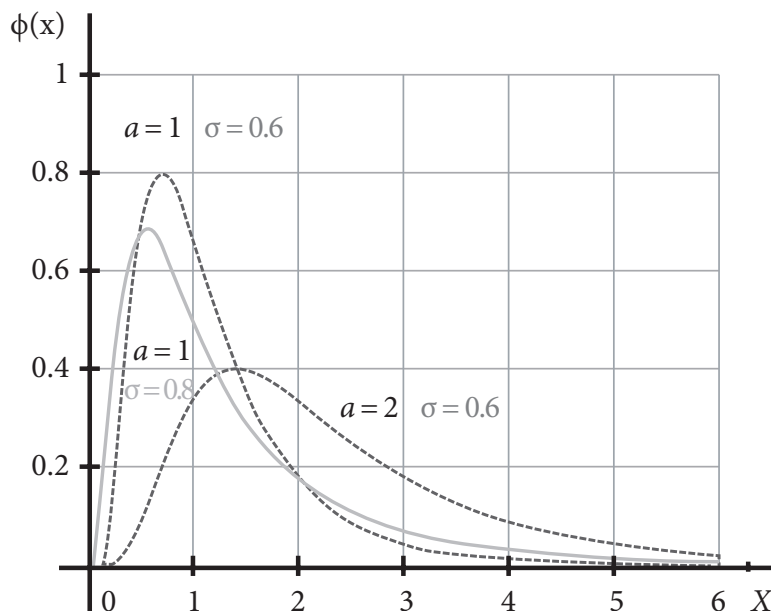


Рис. 1. Графики плотности логарифмически нормального распределения при различных значениях математического ожидания и среднееквадратического отклонения



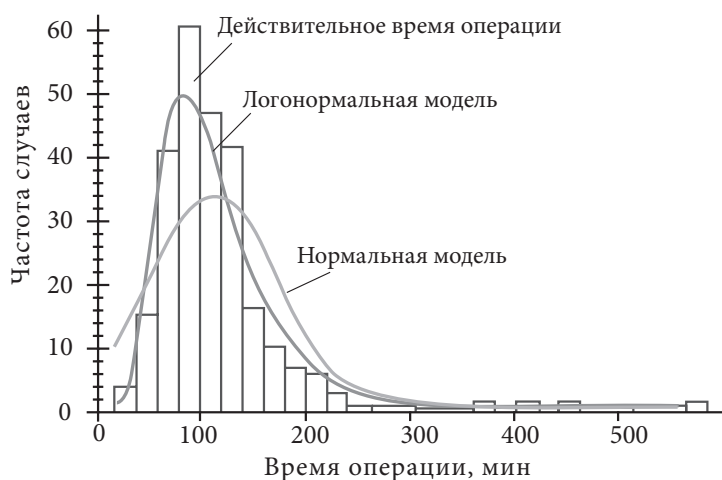


Рис. 2. Гистограмма реального времени операции и нормальная и логарифмически нормальная модели

послеоперационного кровотечения во время общей анестезии, при 241 случаях операций, а также аппроксимация распределения экспериментальных данных логарифмически нормальным и нормальным распределениям.

В работе [10] утверждается, что использование нормального распределения там, где больше подходит логарифмически нормальное, может привести к искажению результатов, полученных при помощи стандартных статистических инструментов. Так, линейные статистические модели, например, предполагают, что вариативность рассматриваемого параметра распределяется нормально. Но если вместо этого она распределяется логарифмически нормально, то необходимо произвести логарифмические преобразования перед использованием статистической обработки. В противном случае выводы, основанные на таком статистическом анализе, могут быть необъективными.

В этой же работе показано, что логнормальное распределение обеспечивает лучшее соответствие, чем нормальные распределения для моделирования длительности операции. Авторами приведена таблица сравнительных данных реальных измерений длительности операций по исследованию грудной клетки на предмет послеоперационного кровотечения во время общей анестезии и расчетных значений при использовании нормальной и логарифмической моделей (таблица 1).

Как видно из таблицы, расчеты прогнозируемой длительности операции на основе логарифмически нормальной модели показывают более точное совпадение с реально измеренными значениями, чем при использовании нормальной модели. По этой причине авторы рекомендуют использовать логарифмически нормальную модель для прогнозирования длительности операций для случаев использования комбинированной анестезии [11].

Таблица 1

Сравнение реальных данных измерений длительности операций и расчётных значений при использовании нормальной и логарифмически нормальной моделей

Процентиль	Реальные данные, мин	Логарифмически нормальная модель, мин	Нормальная модель, мин
10-й	59	51	29
30-й	75	75	74
50-й	95	95	105
70-й	120	120	135
90-й	155	168	180



2. Прогнозирование длительности хирургических операций на основе регрессионного анализа

Методы регрессионного анализа довольно широко применяются при обработке данных в медицине [12, 13]. Регрессионный анализ относится к области математической статистики, которая занимается изучением зависимостей между случайными величинами по статистическим данным. Он основан на методе наименьших квадратов, суть которого состоит в том, чтобы сумма квадратов отклонений экспериментальных значений от вычисленных по аппроксимирующей зависимости была минимальной. Одной из задач регрессионного анализа является построение на основе экспериментальных данных уравнения регрессии, связывающего выходную зависимую переменную с одной или несколькими независимыми величинами. Путем подстановки в уравнение регрессии значений независимых переменных можно вычислить оценку прогнозируемого значения зависимой величины.

Линейная регрессионная модель в общем виде представляется в виде функциональной зависимости

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_kx_k + \varepsilon,$$

где y – зависимая переменная, значение которой предстоит предсказать; b_i – коэффициенты регрессии; x_i – независимые переменные (факторы, предикторы) модели; k – количество факторов; ε – случайная ошибка модели.

На практике при прогнозировании длительности хирургических операций достаточно широко применяются простые однофакторные модели вида

$$y = b_0 + b_1x_1 + \varepsilon.$$

В работе [14] рассматривается задача повышения точности прогнозирования хирургической операции за счет использования линейного регрессионного моделирования. Авторы применили многофакторную регрессионную модель. В качестве независимых переменных использовались следующие прогностические параметры (предикторы):

- 1) оценка длительности операции, сделанная оперирующим хирургом;
- 2) тип операции (20 различных типов, включая урологию);
- 3) возраст пациента (10 возрастных групп диапазоном 10 лет);
- 4) оценка физического состояния, выполненная по стандарту американского общества анестезиологов (5 классов);

5) тип анестезии.

Авторы исследовали несколько вариантов регрессионных моделей. В простейшем случае для оценки длительности операции использовалась оценка хирурга, умноженная на коэффициент 1,33, учитывающий затраты времени на наркоз. Кроме этого, авторами проводились исследования моделей при комбинации различных факторов: оценки хирурга длительности процедуры и типа операции; эти два фактора дополнительно с учетом типа анестезии, возраста пациента и его состояния. В процессе исследований установлено, что возраст больных оказывает незначительное влияние на точность прогнозируемого времени.

Иной подход при создании модели прогнозирования длительности хирургической операции использован авторами [15]. При построении регрессионной модели авторы рассматривали хирургическую операцию как последовательность типовых хирургических действий, классифицированных Американской медицинской ассоциацией (AMA – *The American Medical Association*). Каждому действию присвоен пятизначный стандартный код, определяемый текущей процедурной терминологией СРТ (*Current Procedural Terminology*). Эта кодовая классификация ежегодно обновляется и дополняется. Так, например, операциям на мочевой системе выделен кодовый диапазон СРТ 50010–53899.

Прогнозируемое время всей операции представляется в виде суммы времен отдельных хирургических действий, каждое из которых характеризуется соответствующим кодом СРТ. В качестве независимых переменных регрессионной модели авторы использовали бинарные индикаторы хирургических действий x_{ij} , включенных в регрессионную модель. Первый индекс индикатора обозначает выполняемую i -ю операцию, а второй индекс j – код соответствующего хирургического действия. Так, если в предполагаемой операции используется j -е действие, то $x_{ij} = 1$, в противном случае $x_{ij} = 0$. Регрессионная модель для прогнозирования продолжительности i -й операции имеет вид

$$y_i = \sum_{j=1}^m x_{ij}\beta_j + \varepsilon, \quad i = 1, \dots, n_o,$$

где n_o – количество различных видов операций, выполняемых в определенном операционном помещении; y_i – время выполнения i -й операции; x_{ij} – индикатор применяемого хирургического действия в планируемой операции; β_j – ожидаемое время выполнения хирургического действия, определенного



j -м кодом СРТ; ε – случайная ошибка с нулевым средним.

Авторы отмечают, что предложенная модель прогнозирования длительности хирургической операции гибка и проста в использовании и может состоять из любого числа кодов СРТ хирургических действий.

Для вычисления множества значений прогнозируемых длительностей операций целесообразно использовать матричную форму уравнения регрессии в виде

$$Y = X\beta + \varepsilon,$$

где $Y = (y_1; y_2; \dots; y_n)'$ – вектор-столбец длительностей операций размером $n \times 1$; $\beta = (\beta_1; \beta_2; \dots; \beta_m)'$ – вектор-столбец размером $m \times 1$.

Кроме линейной регрессионной модели авторами [15] рассматривается альтернативная модель, в которой вместо абсолютных значений длительностей операций используется логарифм этих значений, которые затем подставляются в уравнение регрессии.

$$\log(Y) = X\beta + \varepsilon,$$

где $\log(Y) = (\log(y_1); \dots; \log(y_n))$ – вектор $n \times 1$ и ε -вектор ошибки (вектор нулевых средних невязок).

Линейная регрессионная модель подразумевает, что хирургическое время является суммированием времен, связанных с компонентами процедур, в то время как логарифмическая регрессионная модель предполагает, что хирургическое время является произведением экспонент времен, связанных с компонентами процедур. Преимущество логарифмической модели регрессии состоит в том, что ее прогноз всегда положителен. Экспериментальные исследования авторов показали, что обе модели могут быть использованы на практике.

В статье [16] показано, что при использовании большого количества независимых факторов и наличии нелинейной зависимости между переменными и выходной величиной целесообразно в качестве модели использовать многовариантные адаптивные регрессионные сплайны MARS (*Multivariate Adaptive Regression Splines*). В соответствии с этим методом зависимости между переменными и реакцией описываются последовательностью кусочно-линейных сегментов различного наклона, а модель представляет собой взвешенную сумму базисных функций $B_i(x)$ следующего вида:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n c_i B_i(x).$$

Базовые функции используются для подгонки линейных сегментов и добавляются к модели парами с использованием узлов. Узлы могут быть выбраны в пошаговой процедуре «назад/вперед», чтобы идентифицировать время, которое должно быть сохранено в окончательной модели, при отсутствии подходящей функции (например, минимизации суммы квадратов остаточной ошибки). Применение модели MARS позволило уменьшить среднеквадратичную ошибку и среднюю абсолютную процентную погрешность по сравнению с базовой линией на 7,4% и 5,3% соответственно.

3. Применение искусственных нейронных сетей для прогнозирования длительности операции в хирургии

В последнее время в отечественной и зарубежной медицинской литературе прослеживается тенденция попыток использования искусственных нейронных сетей (ИНС) для прогнозирования продолжительности операции как в хирургии вообще, так и в урологии, в частности [17].

Искусственная нейронная сеть представляет собой вычислительную систему (компьютерную программу), способную к самообучению, позволяющую осуществлять классификацию или распознавание образов, а также прогнозирование дискретных и непрерывных процессов. ИНС построена и функционирует аналогично тому, как по современным научным представлениям функционирует человеческий мозг.

Искусственный нейрон имитирует в некоторой степени свойства биологического нейрона. Ядро нервной клетки мозга моделирует суммирующее устройство, на вход которого поступает множество сигналов возбуждения. Входные сигнальные линии выполняют функцию дендритов. Синаптическую связь моделируют весовые коэффициенты передачи сигналов, а роль аксона играет выходная цепь, которая переходит в возбужденное состояние при определенной взвешенной сумме входных сигналов. На вход искусственного нейрона поступает некоторое множество сигналов $X_j (j=1 \dots n)$, каждый из которых является выходом другого нейрона. Каждый вход умножается на соответствующий вес $W_j (j=1 \dots n)$, аналогичный синаптической силе, и все произведения суммируются, определяя уровень активации нейрона. Такая схема искусственного нейрона получила название модели Маккаллоха – Питтса. Его схема изображена на рис. 3.

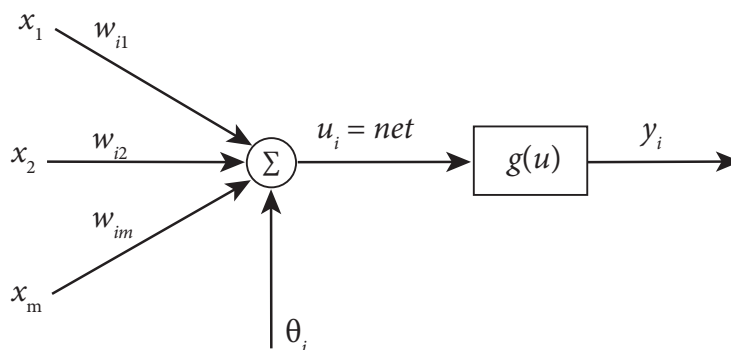


Рис. 3. Схема искусственного нейрона Макаллоха-Питтса

Совокупность значений входного воздействия $X(x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)$ называют вектором сигнала. Выходной сигнал net (выход аксона) равен взвешенной сумме входных сигналов x_j

$$u_i = net_i = \sum_{j=1}^m w_{ij} \cdot x_j - \theta_i = \sum_{j=0}^m w_{ij} \cdot x_j. \quad (1)$$

Сигнал u_i может принимать любое значение. Искусственный нейрон на основании уровня этого сигнала принимает решение: следует проигнорировать это значение или использовать для дальнейшей обработки. Эта задача решается путем введения функции активации (возбуждения) $g(u)$, которая определяет сигнал на выходе нейрона в зависимости от суммы взвешенных входных сигналов x и порогового значения θ .

Существуют несколько разновидностей функций активации: ступенчатая, линейная, сигмоидная логистическая, сигмоидная гиперболический тангенс

и др.[18]. Вид функции активации выбирается на основании задачи, которую предстоит решить нейронной сети (классификация или аппроксимация).

Нейронная сеть представляет собой множество нейронов, объединенных в слой. Слой состоит из нейронов, на входы которых поступают одни и те же сигналы. Слоев в нейронной сети может быть несколько (чаще всего от 3 до 5). Слои, расположенные между входным (первым) и выходным (последним) слоем, называют скрытыми слоями. Общий вид нейронной сети, позволяющей прогнозировать непрерывные процессы изображен на рис. 4.

Для решения задач прогнозирования применяются нейронные сети, которые обучаются с учителем. Суть обучения состоит в том, что на вход ИНС подается некоторый набор признаков $X(x_1, x_2, \dots, x_m)$, которому на выходе сети должно соответствовать определенное значение T , задаваемое «учителем».

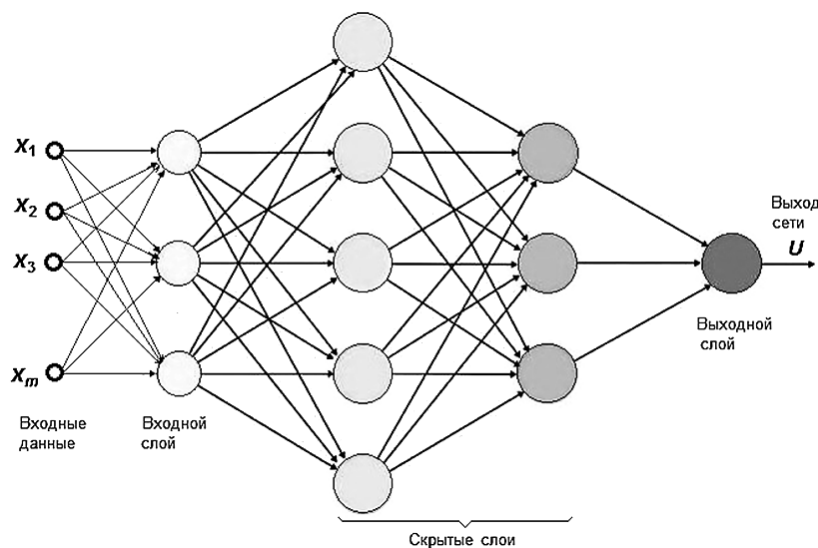


Рис. 4. Обобщенная схема многослойной нейронной сети



При этом весам ветвей присваиваются небольшие случайные значения.

По формуле (1) рассчитывается выходное значение y и затем вычисляется сигнал ошибки, представляющий собой разность наблюдаемого значения и значения, заданного учителем $\varepsilon = (y-T)$. На основании сигнала ошибки корректируются значения весовых коэффициентов w_{ij} таким образом, чтобы некоторую функцию ошибки ε свести к минимуму (в идеале к нулю).

При обновлении весов многослойной сети применяется так называемый метод обратного распространения ошибки (англ. *backpropagation*). Суть метода состоит в распространении сигналов ошибки от выхода сети к ее входам, т.е. в направлении, обратном прямому распространению сигналов. При этом сначала вычисляется поправка весов слоя верхнего уровня, а затем осуществляется коррекция весов нижнего уровня сети на основе поправки весов верхнего уровня.

Опыт применения ИНС при дроблении камней методом экстракорпоральной ударно-волновой литотрипсии описан в работе [19]. Авторами использована нейронная сеть для определения количества ударов на камень, достаточных для достижения оптимальной фрагментации камня. В процессе исследования использовались данные, полученные при лечении 82 пациентов. Данные 60 пациентов применялись для обучения ИНС с учителем, а точность предсказаний оценивалась на данных 22 пациентов.

Для прогнозирования была построена однослойная нейронная сеть с прямым распространением сигналов и обратным распространением ошибки. В качестве входных данных, использовался вектор X , содержащий 24 признака, среди которых:

возраст; пол; индекс массы тела; результаты лабораторных исследований крови и мочи (кальций, фосфор, мочевая кислота, креатин, рН, удельная масса, протеин и сахар мочи); микроскопические исследования (клетки гноя, эритроциты, цилиндры, кристаллы); результаты исследования мочи за 24 часа; результаты УЗИ.

При этом прогнозировалось, что количество ударов на камень не превысит 13000. Из 22-х пациентов, при лечении которых осуществлялся прогноз количества ударов на камень для достижения его оптимальной фрагментации, в процессе исследований установлено, что прогноз был положительным для 17 пациентов. Полная корреляция между предсказанными и наблюдаемыми величинами составляла 75,5% (коэффициент корреляции 0.7547) этих 17 пациентов. Для других 5 пациентов оптимальная фрагментация не была достигнута при количестве ударов на камень 13000. Точность предсказания при использовании ИНС составила около 75%. Зависимость наблюдаемых данных во время литотрипсии и прогнозируемых приведена на рис. 5. Здесь же показана ошибка предсказания.

Авторы утверждают, что при увеличении длины обучающих последовательностей точность может быть существенно повышена. Этот вывод авторов не является оригинальным, он теоретически доказан в литературе по теории ИНС [18].

В работе [20] исследована возможность применения искусственной нейронной сети для предсказания отсутствия камней при лечении МКБ методом экстракорпоральной ударно-волновой литотрипсии с целью планирования данного вида дробления камней. Авторы использовали ИНС прямого распространения с входным слоем, содержащим



Рис. 5. Зависимости предсказанного ИНС и действительного значения (а) и ошибка предсказания б)



16 нейронов, двумя скрытыми слоями и одним выходным нейроном. В качестве функции активации использовалась логистическая функция. При обучении нейронной сети применялся градиентный метод наискорейшего спуска.

Для обучения, валидации (подтверждения достоверности) и тестирования ИНС использовались данные от 203-х пациентов. В качестве входных данных применялись признаки предоперационного обследования больного, приведенные в таблице 1. Входные данные переводились в цифровую форму и подвергались нормировке, в результате которой диапазон изменения этих данных был 0 ... 1. Все данные впоследствии были разделены на три группы. Первые 132 набора данных использовались для обучения сети, следующие 32 набора служили для валидации сети, а оставшиеся 32 входных набора использовались для тестирования ИНС. В результате тестирования ИНС установлено, что точность прогноза разрушения камня составляла 99,25% в учебной группе, 85,48% в группе проверки и 88,70% в испытательной группе.

Погрешности прогнозирования длительности хирургических операций

Реальное время длительности хирургической операции, по причине множества случайных факторов, отличаются от ожидаемого времени выполнения предстоящей операции, вычисленного на основе используемой модели прогнозирования. Разность этих величин и характеризует погрешность прогнозирования. Отклонение фактического времени от прогнозируемого может быть как положительным, так и отрицательным, а величина его варьироваться в широких пределах. По этой причине для оценки точности модели наиболее часто [21] используется среднеквадратическая ошибка (RMSE – *root-mean-square error*), вычисляемая как квадратный корень из среднего значения квадрата отклонения фактического времени длительности операции от прогнозируемого:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2},$$

где y_i – фактическое значение прогнозируемого параметра i -й операции; $f(x_i)$ – прогнозируемое значение, вычисленное на основе принятой модели; n – количество проведенных операций.

Для оценки погрешности прогнозирования длительности операций применяется также средняя

абсолютная ошибка MAE (*Mean Absolute Error*), либо средняя абсолютная ошибка, измеряемая в процентах (MAPE – *Mean Absolute Percentage Error*). Эти показатели характеризуют величину, на которую прогнозируемые значения, рассчитанные по модели, в среднем отклоняются от фактического. Расчет погрешностей выполняется по следующим формулам:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - f(x_i)|;$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - f(x_i)|}{y_i} \cdot 100\%.$$

В некоторых случаях для оценки качества модели используется показатель точности, определяемый как 1 – MAPE.

При оценке степени соответствия применяемой модели измеренным данным часто используется коэффициент детерминации R^2 . Количественно коэффициент детерминации (согласия) определяется в относительных единицах или в процентах. В относительных единицах коэффициент детерминации рассчитывается по формуле

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}.$$

Здесь применяются обозначения, аналогичные описанным в предыдущих формулах. Величина \bar{y} представляет собой среднее значение выходной величины.

Коэффициент статистической меры согласия R^2 показывает, насколько точно регрессионная модель соответствует экспериментальным данным. Коэффициент может принимать значения от 0 до 1 (0–100%). Модель считается приемлемой, если коэффициент R^2 равен не менее 50%. На практике желательно, чтобы этот коэффициент был не менее 80%. Равенство коэффициента детерминации единице (100%) означает, что регрессионная модель в точности описывает поведение прогнозируемой переменной, т.е. значения прогнозируемой величины располагаются точно на линии регрессии, т.е. сумма квадратов их отклонений равна 0.

Очевидно, что длительность операций при различных их видах, существенно различается между собой. В [21] приведены гистограммы распределения длительностей операций различных видов. Анализ гистограмм показал, что средняя продолжительность



операции изменяется от 13,2 мин. (для кардиоторакальной хирургии) до 126,4 мин. (для нейрохирургии), а среднеквадратическое отклонение длительности операции соизмеримо со средней продолжительностью.

При анализе публикаций, относящихся к проблеме прогнозирования длительности операции установлено, что величина средней абсолютной погрешности при различных видах хирургических операций достигает довольно значительных величин.

Так, во время проведения дискэктомии поясничного отдела [22] наблюдалась средняя погрешность прогнозирования 9,63 минуты со стандартным отклонением в 8,42 минуты. Операции резекции опухоли головного мозга являлись более сложными и вариативными. При прогнозировании такой операции, средняя погрешность составила 15 мин. со стандартным отклонением 18,6 минут. Средняя абсолютная погрешность прогнозирования при длительности операции лапароскопической холецистэктомии около 40 мин. составила 9 мин. [23]. При проведении лапароскопической ортопедической операции среднее отклонение расчетного времени продолжительности операции от ее фактической длительности 115,5 мин. равно около 35,5 мин. [24] (таблица 2).

На рис. 6 показана гистограмма распределения ошибок предсказания при хирургических операциях [25].

В таблице 2 приведены неполные данные, опубликованные в работе [11], о среднеквадратической (RMSE) и абсолютной (MAE) ошибках прогнозирования, а также коэффициенте детерминации R^2 при

использовании различных моделей прогнозирования: линейной регрессии (LR), ступенчатой регрессии (STEP) и скорректированного системного предсказания ASP (*Adjusted System Prediction*), основанного на вычислении скользящего среднего, используемого в качестве базовой линии функции предсказания.

При сравнении трех способов прогнозирования можно сделать вывод, что лучшая модель для большей части операций в ортопедии, общей хирургии, хирургической онкологии – это (STEP). Для урологии, офтальмологии, торакальной, сосудистой, гинекологической онкологии и гинекологии лучшей является модель (LIN). А модель (ASP) превосходит как STEP, так и LIN для отоларингологии, пластических и гинекологических онкологических операций.

ВЫВОДЫ

1. Точность планирования графиков операций зависит от точной оценки длительности операции. Несмотря на очевидную важность прогнозирования длительности операции, это непростая задача, так как ситуации и существенные факторы бывают разные.

2. Хирургические операции с простым диагнозом и стандартными процедурами более предсказуемы, чем сложные операции. В настоящее время во многих больницах используются средние показатели за прошлые годы для тех же кодов процедуры планирования операций. Повышение точности прогнозирования достигается за счет использования скользящего среднего. Однако эти оценки недостаточно точны и приводят к неэффективному использованию хирургических возможностей.

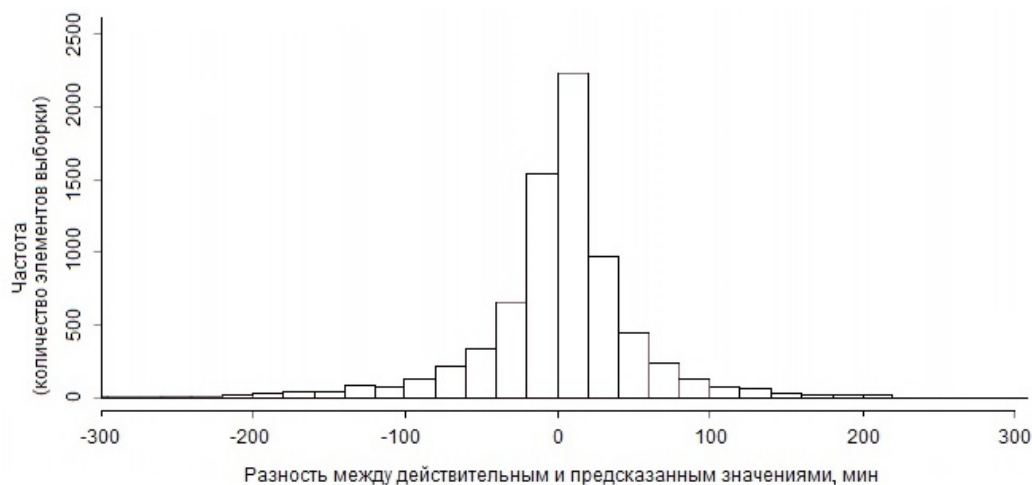


Рис. 6. Гистограмма распределения ошибки предсказания длительности хирургической операции



Таблица 2

Сравнение параметров предсказания при различных прогностических моделях

Вид операции	Модель предсказания	R^2	RMSE	MAE
Ортопедия	ASP	0.5257	57.9685	39.9777
	LIN	0.5755	54.8451	36.1095
	STEP	0.5828	54.3689	35.9546
Общая хирургия	ASP	0.3729	55.0437	37.3926
	LIN	0.4697	50.6160	33.7518
	STEP	0.4965	49.3186	32.7425
Отоларингология	ASP	0.7319	51.7225	32.9076
	LIN	0.7126	53.5506	32.2944
	STEP	0.7189	52.9621	32.0055
Урология	ASP	0.7272	46.7483	30.5251
	LIN	0.7733	42.6140	26.7203
	STEP	0.7709	42.8332	26.9698
Нейрохирургия	ASP	0.5946	81.0404	54.9013
	LIN	0.5947	81.0349	52.2301
	STEP	0.5893	81.5648	52.1195
Хирургическая онкология	ASP	0.6781	54.9955	32.3168
	LIN	0.691	53.8794	31.6966
	STEP	0.7119	52.0292	30.4564
Торакальная хирургия	ASP	0.5898	99.1005	66.6381
	LIN	0.7161	83.4766	59.6474
	STEP	0.6775	88.9580	60.5216
Гинекология	ASP	0.5071	52.1249	37.6535
	LIN	0.6241	45.5197	30.9478
	STEP	0.6195	45.7996	31.8781

3. Применение методов регрессионного анализа позволяют улучшить точность предсказания длительности хирургической операции. Одним из важных вопросов при построении регрессионной модели является выбор независимых факторов, на основании которых прогнозируется длительность операций.

4. Еще более действенными являются регрессионные модели, в которых кроме кодов операций учитываются характеристики больного (возраст, пол, диагноз и т.д.), опыт хирурга и хирургической бригады.

5. Перспективным направлением в области прогнозирования длительности операций является использование искусственных нейронных сетей. Точность прогнозирования на основе таких моделей может достигать 90% и выше. Однако существенным фактором, ограничивающих их применение, является необходимость наличия базы данных, содержащей

большое количество (не менее 1000) экспериментальных данных предоперационных обследований и соответствующих им длительностей операций, измеренных экспериментальным путем в процессе проведения операций.

6. Разработанные и используемые в настоящее время методы прогнозирования длительностей хирургических операций относятся к прогнозированию продолжительности операции вообще, либо определенной области медицины, в которой выполняются операции, существенно отличающиеся между собой как по протоколу, так и по используемому высокотехнологическому оборудованию. При таком общем подходе не учитывается специфика конкретного типа операции. Учет специфики конкретного типа операции может существенно повысить точность прогнозирования длительности ее проведения.

ЛИТЕРАТУРА



1. Pandit J.J., Carey A.: Estimating the duration of common elective operations: Implications for operating list management. *Anaesthesia* 61(8), 768–776 (2006).
2. Schofield W.N., Rubin G.L., Piza M., Lai Y.Y., Sindhusake D., Fearnside M.R., Klineberg, P.L.: Cancellation of operations on the day of intended surgery at a major Australian referral hospital. *Med. J. Aust.* 182(12), 612–615 (2005).





3. *Brown P.T.* A Retrospective Analysis of Surgeon Estimated Time and Actual Operative Time to Develop an Efficient Operating Room Scheduling System. DNP, RN, CNOR (2017). https://hsrc.himmelfarb.gwu.edu/son_dnp/2.
4. *Dexter F.* Application of prediction levels to OR scheduling. *AORN Journal*, 63(3), 607–615p. (1996). doi:10.1016/S0001-2092(06)63398-X.
5. *Sorge M.*, *Computerized O.R. scheduling: Is it an accurate predictor of surgical time?* *Canadian Operating Room Nursing Journal*, 19(4), 7–1811p. (2001).
6. *Pandit J.J. & Carey A.* Estimating the duration of common elective operations: Implications for operating list management. *Anaesthesia*, 61(8), 768–7769p. (2006).
7. *Eijkemans M.J., van Houdenhoven M., Nguyen T., Boersma E., Steyerberg E.W., Kazemier G.* Predicting the unpredictable: A new prediction model for operating room times using individual characteristics and the surgeon's estimate. *Anesthesiology*, 112(1), 41–49. (2010). doi:10.1097/ALN.0b013e3181c294c2).
8. *Macario A., Dexter F.* Estimating the Duration of a Case When the Surgeon Has Not Recently Scheduled the Procedure at The Surgical Suite. *Anesth. Analg.* 89; 1241–5. (1999).
9. *Zhou J., Dexter F.*: Method to assist in the scheduling of add-on surgical cases: Upper prediction bounds for surgical case durations based on the lognormal distribution. *Anesthesiology*, Nov. Volume 89; 8911228–3. (1998).
10. *Strum D.P., May J.H., Vargas L.G.* Modeling the uncertainty of surgical procedure times: comparison of log-normal and normal models. *Anesthesiology*. 92(4):1160–7. (2000).
11. *Hosseini N., Sir M.Y., Jankowski C.J., Pasupathy K.S.* Surgical Duration Estimation via Data Mining and Predictive Modeling: A Case Study. *AMIA Annu Symp Proc.* 2015, Nov 5; 2015: Pp. 640–648.
12. *Мисюк Н.С.* Корреляционно-регрессионный анализ в клинической медицине / Н.С. Мисюк, А.С. Мاستыкин, Г.П. Кузнецов. – М.: Медицина, 1975. – 200 с.
13. *Реброва О.Ю.* Статистический анализ медицинских данных. Применение пакета прикладных программ STATISTICA. – М.: МедиаСфера, 2003. – 305 с.
14. *Edelman E.I., van Kuijk S.M. J., Hamaeker A.E. W., de Korte M.J. M., van Merode G.G., Buhre W.F.* Improving the Prediction of Total surgical Procedure Time Using linear regression Modeling. Original Research published: 19 June 2017. doi: 10.3389/fmed.2017.00085.
15. *Li Y., Zhang S., Baugh R.F., Huang J.Z.* Predicting surgical case durations using ill- conditioned CPT code matrix. *IIE Transactions (Institute of Industrial Engineers)*, 42(2), Pp.121–135. (2010).
16. *Kargar Z.S., Khanna S., Good N., Sattar A., Lind J., O'Dwyer, J.* Predicting Procedure Duration to Improve Scheduling of Elective Surgery / Conference Paper. December, 2014. DOI: 10.1007/978-3-319-13560-1_86. https://www.researchgate.net/publication/269287656_Predicting_Procedure_Duration_to_Improve_Scheduling_of_Elective_Surgery.
17. *Nathan H.Ng., Rodney A.Gabriel, Julian McAuley, Charles Elkan, Zachary C.* Lipton Predicting Surgery Duration with Neural Heteroscedastic Regression. *Proceedings of Machine Learning for Healthcare.* Juli, 2017.
18. *Галушкин А.И.* Теория нейронных сетей. Кн.1: Учеб. пособие для вузов / Общая ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2000. – 416 с.
19. *Hamid A., Dwivedi U.S., Singh T.N., Gopi Kishore M., Mahmood M., Singh H. et al.* Artificial neural networks in predicting optimum renal stone fragmentation by extracorporeal shock wave lithotripsy: a preliminary study. *BJU International*. Volume: 91. 2003; Jun. Pp. 821–824.
20. *Seckiner Ilker, Seckiner Serap et al.* A neural network – based algorithm for predicting stone-free status after ESWL therapy. *Int Braz J Urol.* 2017 Jul 20;43. doi: 10.1590/S1677-5538.IBJU.2016.0630.
21. *ShahabiKargar Z., Khanna S.* Predicting Procedure Duration to Improve Scheduling of Elective Surgery. *PRICAI Proceedings: Trends in Artificial Intelligence* Pp. 998-1009. (2014).
22. *Franke S., Meixensberger J., Neumuth T.* Intervention time prediction from surgical low-level tasks. *Journal of Biomedical Informatics* 46 (2013) Pp.152–159.
23. *Guédon A.C. P., Paalvast M., Meeuwssen F.C.* It is Time to Prepare the Next patient' Real-Time Prediction of Procedure Duration in Laparoscopic Cholecystectomies. *J. Med. Syst.* (2016) 40: 271 DOI 10.1007/s10916-016-0631-1.
24. *Brown P.T.* A Retrospective Analysis of Surgeon Estimated Time and Actual Operative Time to Develop an Efficient Surgical Scheduling Model. DNP, RN, CNOR. https://hsrc.himmelfarb.gwu.edu/son_dnp/2.
25. *Kayis E., Wang H., Patel M., Gonzalez T., Jain S., Ramamurthi R.J., Santos C., Singhal S., Suermond J., Sylvester K.* Improving Prediction of Surgery Duration using Operational and Temporal Factors. *AMIA Annu Symp Proc.* 2012; 2012:456–62. Epub. 2012. Nov. 3. https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3540440/pdf/ amia_2012_symp_0456.pdf.