

УДК 343.9:614+61:51

С. Б. Пономарев, доктор медицинских наук, профессор
Ижевский государственный технический университет,
руководитель Ижевского филиала НИИ ФСИН России;
А. С. Сергиенко, начальник отдела Ижевского филиала НИИ ФСИН России;
В. А. Тенев, доктор физико-математических наук, профессор
Ижевский государственный технический университет,
главный научный сотрудник Ижевского филиала НИИ ФСИН России

РЕШЕНИЕ ПРОБЛЕМЫ МОНИТОРИНГА КАЧЕСТВА МЕДИЦИНСКОЙ ПОМОЩИ В УИС МЕТОДАМИ МАТЕМАТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

В статье приведено описание математического аппарата, который использовался при создании информационно-аналитической системы оценки качества медицинского обслуживания в уголовно-исполнительной системе. Дано описание математической модели, описан алгоритм ее применения, приведена информация, касающаяся оценки эффективности использования данной модели.

Известно, что первичным звеном оказания медицинской помощи УИС является медицинская часть учреждения. На этот уровень приходится 65 % посещений врачей и 35 % посещений средних медработников от всего числа амбулаторно-поликлинических посещений осужденных. На этом этапе в основном и происходит первичный контакт лиц, отбывающих наказание, с медицинской службой, обеспечивается своевременность выявления заболеваний, закладывается успех профилактических мероприятий и диспансерного наблюдения, реализуется доступность врачебной помощи в условиях специфических особенностей мест лишения свободы и имеющихся социально-экономических трудностей [1].

В организации медицинской службы УИС актуальным направлением представляется разработка новых методов и способов контроля качества медицинской помощи в лечебно-профилактических учреждениях, осуществления медико-социальной экспертизы, организации непрерывного мониторинга эффективности работы [2].

Целью работы явилось создание математической модели, позволяющей адекватно оценивать качество оказания медицинской помощи в УИС.

В качестве объясняющих переменных было выбрано 24 статистических показателя деятельности медицинских частей УФСИН России по Удмуртской Республике. При этом показатели были разбиты на пять групп:

1. Кадровый потенциал.
2. Врачебная работа.
3. Стационарная работа.
4. Лабораторная работа.
5. Работа среднего медперсонала и функциональная диагностика.

В ходе работы показатели были стандартизированы, приведены к размерности в процентах.

Оценка критерия деятельности системы по совокупности параметров и количественная оценка степени значимости рассмотренных факторов проводилась на основе метода анализа иерархий [3; 4]. Метод анализа иерархий предполагает де-

композицию проблемы на более простые составляющие. Построение иерархии начинается с очерчивания проблемы исследования. Цель располагается в вершине, промежуточные уровни образуют критерии и факторы.

Для установления относительной важности элементов иерархии групп использовалась шкала отношений. По данной шкале эксперт ставит в соответствие степень предпочтения одного сравниваемого объекта перед другим. Экспертами выступили ведущие специалисты Ижевского филиала НИИ ФСИН России и медицинского отдела УФСИН России по Удмуртской Республике. Для оценки относительной важности элементов использовалась девятибалльная шкала отношений. По этой шкале 1 соответствует одинаковой значимости элементов, а 9 – абсолютной значимости.

Правило заполнения матриц отношения: если элемент ρ_i доминирует над элементом ρ_j , то элемент матрицы a_{ij} равен целому числу μ по шкале отношений. Симметричная клетка матрицы $a_{ji} = 1/\mu$.

В соответствии с важностью элементов-потомков для вышестоящего элемента-родителя заполнилась матрица парных сравнений A . Размерность матрицы определялась числом потомков у родителя. Ранжирование элементов, анализируемых с использованием матрицы парных сравнений, осуществлялось на основе вычисления главного собственного вектора данной матрицы. Главный собственный вектор определяется равенством

$$AW = \lambda_{\max} W,$$

где $\lambda_{\max}$ – максимальное собственное значение матрицы. Вектор W можно вычислить с использованием выражения

$$W = \frac{A^k e}{e^T A^k e},$$

где $e^T = (1, \dots, 1)$, а k некоторое число, в которое возводится исходная матрица парных сравнений (как правило, достаточно взять $k \geq 5$). Компоненты вектора $W = (w_1, \dots, w_n)$ являются весами относительной важности рассматриваемых элементов для их элемента-родителя.

Степень важности элементов нижнего уровня для элементов, расположенных в иерархии на более высоком уровне, определялась с помощью иерархического синтеза.

В нашем случае была построена иерархическая структура следующего вида (рис. 1).

С помощью метода иерархического анализа были получены весовые коэффициенты для каждой группы и для каждого показателя в группе. Затем были выведены итоговые коэффициенты для каждого показателя путем умножения весового коэффициента группы на коэффициент показателя.

Итоговый интегральный показатель учреждения рассчитывался путем суммирования всех относительных показателей с положительной характеристикой и вычитанием показателей с отрицательной характеристикой.

Полученные результаты (итоговые интегральные показатели учреждений) были использованы для создания рейтинговой оценки учреждений.

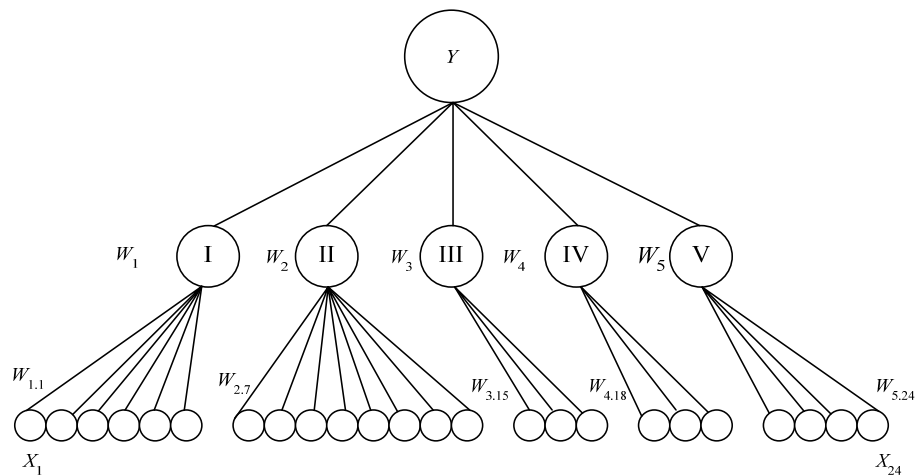


Рис. 1. Иерархическая структура оценки качества медицинской помощи

Экспертам было предложено, опираясь на свое субъективное мнение, составить рейтинг учреждений. При этом цифры рейтингов расчетных и экспертных практически совпали (коэффициент корреляции составил 0,93) (рис. 2).

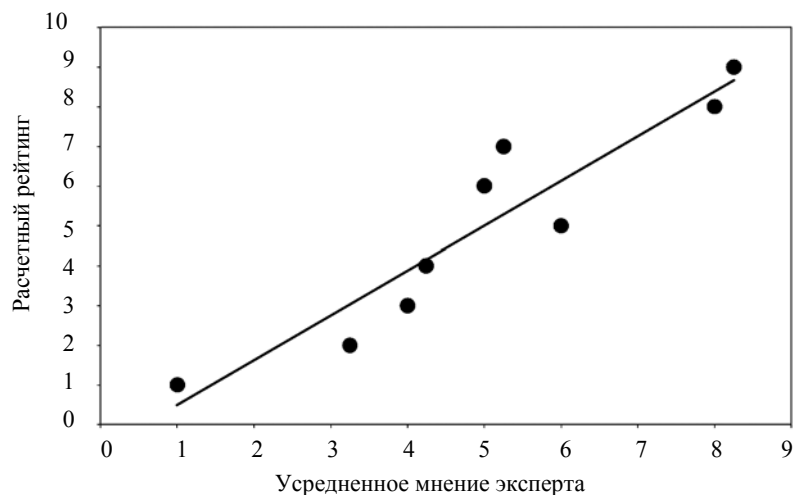


Рис. 2. Соотношение цифр рейтингов расчетных и экспертных

После этого был проведен анализ зависимости интегрального показателя учреждения от статистических медицинских показателей, таких как заболеваемость, смертность, летальность, первичный выход на инвалидность.

Для анализа полученных результатов использовались данные по кварталам 2006 г. для 11 учреждений (всего 44 точки). В результате корреляционного анализа выяснено, что интегральный показатель значимо связан с общей и первичной заболеваемостью.

Имеющаяся выборка разделена на две части: обучающая (75 % – 33 точки) и проверочная (25 % – 11 точек) случайным образом. По обучающей выборке построена регрессионная зависимость вида:

$$Y = 49,797 - 0,000131 \cdot X_0 - 0,000261 \cdot X_1 - \\ - 0,01006 \cdot X_2 - 2,803 \cdot X_3 + 0,01347 \cdot X_4 - 0,00260 \cdot X_5$$

с множественным коэффициентом корреляции $R = 0,604$.

Результаты сравнения рассчитанных по зависимости значений интегрального показателя от табличных значений показаны на рис. 3. Коэффициент корреляции на проверочной выборке равен 0,86.

Остаточная дисперсия для общей группы $D = 89,81$ ($n = 44$).

Среднее квадратическое отклонение $\sigma = \pm 9,48$ ($n = 44$).

В пределах 1σ находится 70,45 % значений.

В пределах 2σ находится 90,91 % значений.

В пределах 3σ находится 100 % значений, что свидетельствует о нормальном законе распределения остаточной дисперсии.

Данные анализировались также методом нечетких деревьев решений. Переменные $X_2 - X_5$ не попали при построении дерева в определяющие.

Исходный набор данных преобразовывался в последовательность точек

$$(d^k, y^k), k = \overline{1, p}; p = 258,$$

где

$$y_i^k = \sum_{j=1}^n W_{ji} X_j, i = \overline{1, m}.$$

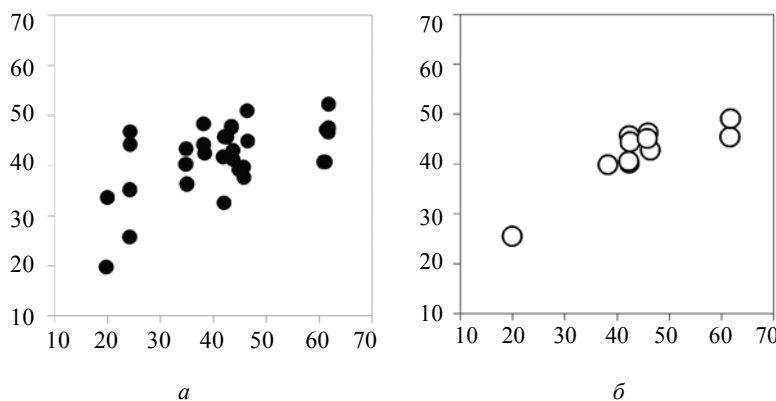


Рис. 3. Результаты сравнения рассчитанных по зависимости значений интегрального показателя от его табличных значений:
а – обучающая выборка; б – проверочная выборка

Для анализа применялись алгоритмы, основанные на правилах, наиболее подходящие для извлечения знаний из данных.

Пусть целевая переменная соответствует некоторым классам, на которые разбито множество данных. Требуется отыскать некоторое классифицирующее

правило, позволяющее разбить множество данных на эти классы. В процессе поиска классифицирующего правила проводится перебор всех независимых переменных и отыскивается наиболее представительное правило на данном этапе. В обычных деревьях решений применяются предикаты вида $x \leq w$, $x > w$. Данные разбиваются на две группы в соответствии со значением этого предиката. После этого процесс повторяется для каждой из этих групп до тех пор, пока получающиеся подгруппы содержат в себе представителей классов и включают в себя достаточно большое количество точек для того, чтобы статистически значимо быть разбитыми на меньшие подгруппы. В результате окончательное классифицирующее правило, построенное этим процессом, может быть представлено в виде бинарного дерева. Каждый узел этого дерева соответствует некоторому подмножеству данных и содержит найденное классифицирующее правило для этого подмножества.

Удобным для анализа свойством деревьев решений является представление данных в виде иерархической структуры. Компактное дерево проявляет картину влияния различных факторов, независимых переменных.

Метод классификации, основанный на деревьях решений, имеет в качестве преимуществ следующие свойства:

- быстрый процесс обучения;
- генерация правил в областях, где эксперту трудно формализовать свои знания;
- извлечение правил на естественном языке;
- интуитивно понятная классификационная модель;
- достаточно высокая точность прогноза, сопоставимая с другими методами;
- построение непараметрических моделей.

Эти положительные свойства приближают методологию деревьев решений к системам, основанным на нечеткой логике, выигрывая у них в скорости процесса обучения.

Деревья решений – один из методов извлечения знаний из данных. Введем основные понятия из теории деревьев решений:

- объект – пример, шаблон, наблюдение, точка в пространстве атрибутов;
- атрибут – признак, независимая переменная, свойство;
- метка класса – зависимая переменная, целевая переменная, признак, определяющий класс объекта;
- узел – внутренний узел дерева, узел проверки;
- лист – конечный узел дерева, узел решения;
- проверка – условие в узле.

Деревья решений – это способ представления правил в иерархической, последовательной структуре, где каждому объекту соответствует единственный узел, дающий решение. Под правилом понимается логическая конструкция, представленная в виде *if A then B* ($A \rightarrow B$).

Пусть задано некоторое обучающее множество X , содержащее объекты, каждый из которых характеризуется m атрибутами, и один из них указывает на принадлежность объекта к определенному классу. Это множество обозначим $X = \{\mathbf{x}^j, C_k^j\}$, $j = \overline{1, p}$; $k = \overline{1, K}$, где каждый элемент этого множества описывается атрибутами $\mathbf{x} = (x_i)$, $i = \overline{1, m-1}$ и принадлежит одному из классов C_k . Количество

примеров в множестве равно, p является мощностью этого множества $|X|$. Через $\{C_k\}$ обозначается множество классов.

Каждое множество X на любом этапе разбиения характеризуется следующими показателями:

- 1) множество X содержит несколько объектов, относящихся к одному классу C_k . В этом случае множество X является листом, определяющим класс C_k ;
- 2) множество X не содержит ни одного объекта ($X = \emptyset$). В данной ситуации необходимо возвратиться к предыдущему этапу разбиения;
- 3) множество X содержит объекты, относящиеся к разным классам. Такое множество является пригодным для разбиения на некоторые подмножества. Для этого выбирается одна из переменных и в соответствии с правилами $x \leq w$, $x > w$ множество X разбивается на два подмножества. Этот процесс рекурсивно продолжается до тех пор, пока конечное множество не будет состоять из примеров, относящихся к одному и тому же классу.

Данная процедура лежит в основе многих алгоритмов построения деревьев решений (метод разделения и захвата). Построение дерева решений происходит сверху вниз. Сначала создается корень дерева, затем потомки корня и т. д.

Поскольку все объекты были заранее отнесены к известным классам, такой процесс построения дерева решений называется обучением с учителем.

При построении деревьев решений необходимо решить следующие задачи:

- а) выбор критерия атрибута, по которому пойдет разбиение;
- б) остановка обучения;
- в) отсечение ветвей.

Выбор критерия атрибута

Для построения дерева на каждом внутреннем узле необходимо найти такое условие, которое бы разбивало множество, ассоциированное с этим узлом на подмножества. В качестве такой проверки должен быть выбран один из атрибутов. Выбранный атрибут должен разбить множество так, чтобы получаемые в итоге подмножества состояли из объектов, принадлежащих к одному классу, или были максимально приближены к этому, т. е. количество объектов из других классов в каждом из этих множеств было как можно меньше.

Одним из способов выбора наиболее подходящего атрибута является применение теоретико-информационного критерия.

Задача заключается в построении иерархической классификационной модели в виде дерева из множества объектов $X = \{\mathbf{x}^j, C_k^j\}$, $j = \overline{1, p}$; $k = \overline{1, K}$. На первом шаге имеется только корень и исходное множество, ассоциированное с корнем.

Требуется разбить исходное множество на подмножества. Это можно сделать, выбрав один из атрибутов в качестве проверки. Тогда в результате разбиения получаются n (по числу значений атрибута) подмножеств и соответственно создаются n потомков корня, каждому из которых поставлено в соответствие свое подмножество, полученное при разбиении множества $X = \{\mathbf{x}^j, C_k^j\}$, $j = \overline{1, p}$; $k = \overline{1, K}$. Затем эта процедура рекурсивно применяется ко всем подмножествам (потомкам корня) и т. д. Любой из атрибутов можно использовать неограниченное количество раз при построении дерева.

Определим в качестве проверки t какой-либо атрибут, принимающий значения $x_i = (w_{ij})$, $i = \overline{1, m}$; $j = \overline{1, n}$. Тогда разбиение X по проверке t дает соответствующие подмножества X_j , $j = \overline{1, n}$. Критерий выбора определяется единственной информацией о том, каким образом классы распределены в множестве X и его подмножествах, получаемых при разбиении по t .

Обозначим P_{iq}^k , $k = \overline{1, K}$; $i = \overline{1, m}$; $q = \overline{1, n}$ вероятность принадлежности классу k по атрибуту i и q -му пороговому значению $x_i = (w_{ij})$, $i = \overline{1, m}$; $j = \overline{1, n}$, а P^k – вероятность попадания в класс k . В качестве меры среднего количества информации, необходимого для определения класса примера из множества X , берется энтропия Шеннона

$$H_X = - \sum_{k=1}^K P^k \log_2 P^k.$$

Разбиению множества X по проверке t соответствует выражение для энтропии

$$H_{iq} = - \sum_{k=1}^K P_{iq}^k \log_2 P_{iq}^k.$$

Критерием выбора является выражение $H_X - H_{iq} \rightarrow \max$ или $H_{iq} \rightarrow \min$.

Минимальное значение энтропии H_{iq} отвечает максимуму вероятности появления одного из классов. Выбранный атрибут и пороговое значение, минимизирующие H_{iq} , $(i, q) = \text{ArgMin} H_{iq}$, используются для проверки значения по этому атрибуту, и дальнейшее движение по дереву производится в зависимости от полученного результата.

Данный алгоритм применяется к полученным подмножествам и позволяет продолжить рекурсивно процесс построения дерева до тех пор, пока в узле не окажутся примеры из одного класса. Если в процессе работы алгоритма получен узел, ассоциированный с пустым множеством (т. е. ни один пример не попал в данный узел), то он помечается как лист, и в качестве решения листа выбирается наиболее часто встречающийся класс у непосредственного предка данного листа.

Для нахождения пороговых величин для числового атрибута значения

$$x_i^j, i = \overline{1, m}; j = \overline{1, p} \text{ сортируются по возрастанию и } w_{ij} = \frac{(x_i^j + x_i^{j+1})}{2}, i = \overline{1, m};$$

$j = \overline{1, p-1}$ определяют порог, с которым должны сравниваться все значения атрибута. Следует отметить, что все числовые тесты являются бинарными, т. е. делят узел дерева на две ветви.

Правила остановки разбиения узла

- 1) Использование статистических методов для оценки целесообразности дальнейшего разбиения.
- 2) Ограничение глубины дерева. Остановить дальнейшее построение, если разбиение ведет к дереву с глубиной, превышающей заданное значение.
- 3) Разбиение должно быть нетривиальным, т. е. получившиеся в результате узлы должны содержать не менее заданного количества примеров.

Правило отсечения ветвей дерева

Предназначено для предотвращения сложных деревьев, трудных для понимания, которые имеют много узлов и ветвей.

Примем за точность распознавания дерева решений отношение правильно классифицированных объектов при обучении к общему количеству объектов из обучающего множества, а под ошибкой – количество неправильно классифицированных. Предположим, что известен способ оценки ошибки дерева, ветвей и листьев. Тогда возможно использовать следующее правило:

1 – построить дерево;

2 – отсечь или заменить поддеревом те ветви, которые не приведут к возрастанию ошибки.

Отсечение ветвей происходит снизу вверх, двигаясь с листьев дерева, отмечая узлы как листья, либо заменяя их поддеревом.

Построение нечетких деревьев решений

Каждое дерево решений порождает определенный набор правил. Если воспользоваться алгоритмом построения деревьев решений для генерации нечетких правил, то можно перейти к системе нечеткого вывода.

Нечеткие знания формулируются в виде нечетких продукционных правил вывода, задаваемых в форме «если-то» (*if-then rule*): ЕСЛИ x это A , ТО y это B , где A и B – это лингвистические переменные и соответствующие им функции принадлежности $\mu_A(x)$, $\mu_B(x)$, построенные в пространстве входных значений X и выходных Y . Левая часть правила называется условием или предпосылкой, правая часть – следствием или заключением.

Для n переменных правило R_i примет вид нечеткого рассуждения:

R_i : ЕСЛИ x_1 это A_{i1} ... И ... x_n это A_{in} , ТО y это B_i .

Результатом нечеткого вывода является четкое значение переменной $\tilde{y} \in Y$ на основе заданных четких значений $\tilde{x}_j \in X$, $j = \overline{1, n}$.

Будем рассматривать построенное дерево решений как набор нечетких правил вида R_r : *if* $\bigcap x_i \in A_{ir}$ *then* y is B_r , $r = 1, K_R$.

Условие $x_i \in A_{ir}$ соответствует условию разделения множества объектов $x_i \in (w_{ij}^+)$, $i = \overline{1, m-1}$; $j = \overline{1, n}$ и означает попадание величины x_i в нечеткий интервал w_{ij}^+ с функциями принадлежности:

$$\mu^+(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{1 + \exp(-\beta(x_i - w_{iq}))} + \frac{1}{1 + \exp(-\beta(1 - w_{iq}))} \frac{x_i - w_{iq}}{1 - w_{iq}} & | x_i \geq w_{iq}, \\ \frac{1}{1 + \exp(-\beta(x_i - w_{iq}))} \frac{x_i}{w_{iq}} & | x_i < w_{iq}, \end{cases}$$

$$\mu^-(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{1 + \exp(\beta(x_i - w_{iq}))} + \left(1 - \frac{1}{1 + \exp(-\beta w_{iq})}\right) \frac{w_{iq} - x_i}{w_{iq}} & | x_i \geq w_{iq}, \\ \frac{1}{1 + \exp(\beta(x_i - w_{iq}))} \frac{1 - x_i}{1 - w_{iq}} & | x_i < w_{iq}. \end{cases}$$

Функция принадлежности $\mu^+(x_i)$ соответствует условию $x_i \geq (w_{iq})$, а $\mu^-(x_i)$ условию $x_i < (w_{iq})$.

Величина β характеризует размытость интервала. При $\beta \rightarrow \infty$ нечеткий интервал переходит в обычный.

При заданном векторе $\mathbf{x}$ определяются степени истинности каждого правила: α_r , $r = \overline{1, K_R}$. Степени истинности соответствуют значениям функций принадлежности левых частей (предпосылок):

$$\alpha_r = \min_k (\mu_k^\pm), \quad k = \overline{1, g_r},$$

где g_r – количество условий в данном правиле R_r .

В результате агрегированный выходной сигнал определяется по формуле

$$y(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sum_{r=1}^{K_R} \alpha_r} \sum_{r=1}^{K_R} \alpha_r \left(p_{r0} + \sum_{j=1}^n p_{rj} x_j \right).$$

Коэффициенты p_{rj} , $r = \overline{1, K_R}$; $j = \overline{0, n}$ определяются по имеющейся обучающей выборке с применением процедуры псевдоинверсии.

Полученные правила разделения учреждений на три группы имеют следующий вид:

- 1 if $X_0 \geq 81031$ then $Y = 0$;
- 2 if $X_0 < 81031$ AND $X_0 \geq 54022$ then $Y = 1$
- 3 if $X_0 < 54022$ AND $X_1 \geq 10353$ then $Y = 1$
- 4 if $X_0 < 54022$ AND $X_1 < 10353$ then $Y = 2$
- 5 if $X_1 < 10353$ AND $X_0 < 38708$ then $Y = 1$

$Y = 0$ – низкий уровень интегрального показателя;

$Y = 1$ – средний;

$Y = 2$ – высокий.

Таким образом, в ходе работы было разработано методическое обеспечение, позволяющее адекватно оценивать качество оказываемой медико-социальной помощи в учреждениях УИС, и разработаны комплексные методы ее оценки, которые в настоящее время проходят государственно-патентную регистрацию. Программно-методическое обеспечение применяется при построении информационно-аналитической системы оптимизации работы сети медицинских частей учреждений УИС.

Заключение

1. Применение математического моделирования в оценке качества лечения в учреждениях уголовно-исполнительной системы позволяет повысить эффективность этой оценки.

2. Полученный критерий эффективности медицинского обслуживания позволяет достоверно оценивать качество медико-социальной помощи и принимать управленческие решения как на уровне медицинских учреждений, так и на уровне медицинских отделов территориальных органов ФСИН.

Список литературы

1. Тоцкий, С. И. Актуальные проблемы пенитенциарной медицины и возможные пути их решения / С. И. Тоцкий, С. Б. Пономарев, А. Н. Чураков, А. В. Поляков, С. В. Сурков // Влияние социально-экономических преобразований на здоровье и здравоохранение : сб. ст. – Ижевск, 2005. – С. 130–132.

2. Пономарев, С. Б. Очерки прогнозирования в кардиологии / С. Б. Пономарев, Л. А. Лецинский, И. Г. Русак. – Ижевск, 2000. – 192 с.

3. Саати, Т. Принятие решений. Метод анализа иерархий / пер. с англ. – М. : Радио и связь, 1989. – 316 с.

4. Гуляшинов, А. Н. Теория принятия решений в сложных социотехнических системах : учеб. пособие / А. Н. Гуляшинов, В. А. Тенев, Б. А. Якимович. – Ижевск : Изд-во ИжГТУ, 2005. – 280 с.

УДК 616-002.5+61:004

М. М. Горохов, доктор физико-математических наук, профессор
Ижевский государственный технический университет;

В. А. Золотухин, врач-фтизиатр

ЛИУ-4 УФСИН России по Удмуртской Республике;

С. Б. Пономарев, доктор медицинских наук, профессор
Ижевский государственный технический университет,
руководитель Ижевского филиала НИИ ФСИН России;

А. В. Серебренников, научный сотрудник Ижевского филиала НИИ ФСИН России

ИНФОРМАЦИОННО-АНАЛИТИЧЕСКАЯ СИСТЕМА МОНИТОРИНГА ОКАЗАНИЯ ФТИЗИАТРИЧЕСКОЙ ПОМОЩИ

Работа посвящена перспективам применения систем мониторинга в оценке качества оказания фтизиатрической помощи. Рассмотрены возможные пути решения проблемы, в частности, перспективы использования ERP и CRM систем.

В последние годы все больше внимания уделяется проблемам профилактики, диагностики и лечения туберкулеза в местах лишения свободы. Туберкулез относится к категории социально-значимых болезней. По его распространенности, качеству лечения, смертности от туберкулеза можно косвенно судить об общем уровне медико-социальной помощи в пенитенциарной системе. В этой связи возникает проблема мониторинга качества противотуберкулезной помощи. К сожалению, в настоящее время такой мониторинг осуществляется зачастую субъективно, исходя из личного опыта эксперта, и часто не носит системного характера. Форми-