

Биологическая и медицинская кибернетика

УДК 681.518.2

МЕТОДЫ ОЦЕНКИ СТЕПЕНИ ТЯЖЕСТИ СОСТОЯНИЯ ПАЦИЕНТОВ

М.Л. Кочина¹, М.Н. Нессонова²

¹*Харьковская медицинская академия последипломного образования*

²*Харьковский Национальный фармацевтический университет*

Предложен метод построения классификаторов по обучающей информации, который базируется на метрическом подходе к представлениям, полученным методами геометрической интерпретации структуры данных. Получаемые на его основе математические модели алгоритмов вычисления оценок позволяют использовать в качестве предикторов разнотипных признаков с учетом возможной нелинейности и немонотонности их поведения при переходе от класса к классу. Методы формирования композиций классификаторов разработаны на основе совмещения эвристических принципов, используемых в комитетах с логикой старшинства, смесях экспертов и взвешенном голосовании. Приведены результаты использования разработанных методов на реальных данных.

Запропоновано метод побудови класифікаторів за навчальною інформацією, що базується на метричному підході до представлень, які отримано методами геометричної інтерпретації структури даних. Математичні моделі алгоритмів обчислення оцінок, що одержуються на його основі, дозволяють використання в якості предикторів різнотипних ознак із урахуванням можливої нелінійності та немонотонності їхньої поведінки при переході від класу до класу. Методи формування композицій класифікаторів розроблено на основі суміщення евристичних принципів, що використовуються у комитетах із логікою старшинства, сумішах експертів та зваженому голосуванні. Наведено результати застосування методів, що розроблено, до реальних даних.

ВВЕДЕНИЕ

Проблема оценки степени тяжести состояния пациента является одним из ключевых моментов в работе врача. Правильная и своевременная оценка во многом определяет исход заболевания, позволяет провести анализ эффективности различных методов лечения, рандомизацию групп пациентов с целью получения сопоставимых данных, используемых в научных исследованиях [1–5]. Однако в настоящее время в клинической практике для определения степени тяжести состояния пациента или пострадавшего с травмой, как правило, используется один из двух подходов: традиционная субъективная оценка, основанная на профессиональном опыте медицинского работника, или оценка, полученная при помощи специализированных систем и шкал [5, 1]. Справедливым можно считать мнение о том, что прогностические системы и критерии оценки

состояния пациентов должны разрабатываться или корректироваться не только с учетом специфики конкретного заболевания, но и даже региона и лечебного учреждения, в котором они применяются, с течением времени, а также в связи с другими факторами [6, 7].

Для объективизации оценки степени тяжести состояния пациентов разрабатываются математические модели, которые впоследствии становятся основой систем поддержки принятия решений медицинским персоналом. Поскольку медицинские данные, в большинстве случаев, являются случайными величинами, наиболее адекватными для математического моделирования являются стохастические и вероятностно-статистические методы. Существенными преимуществами при разработке таких моделей обладают методы многомерного статистического анализа, позволяющие установить характер и структуру взаимосвязей между признаками исследуемого объекта [8]. Актуальной задачей при разработке систем поддержки принятия решений в медицине является формирование решающих правил, согласно которым выполняется оценка степени тяжести состояния пациентов, а также выделение и формализация информативных структурных элементов, на основании которых синтезируются эти решающие правила [9].

Целью работы является разработка методов оценки степени тяжести состояния пациентов, включающих метод построения классификаторов по обучающей информации и способы формирования их композиций.

РАЗРАБОТКА МЕТОДА ПОСТРОЕНИЯ КЛАССИФИКАТОРОВ

При разработке метода построения классификаторов решалась задача классификации с обучением в следующей постановке. Дано дискретное подмножество некоторого пространства объектов X , называемое обучающей выборкой: $\{x_i\}_{i=1}^L \subset X$. Каждый из объектов описывается с помощью некоторого набора признаков $\{f_i\}_{i=1}^m$, которые можно представить как функции, действующие из пространства объектов в некоторое пространство значений: $f_i: X \rightarrow D_{f_i}$, где D_{f_i} — область значений признака f_i . Кроме того известно, что пространство объектов X некоторым образом разделено на классы: $X = \bigcup \{C_j\}_{j=1}^m$, и для каждого объекта из обучающей выборки $\{x_i\}_{i=1}^L$ известно, к какому классу он принадлежит.

Требуется построить классификатор, который будет относить объекты к классам на основании значений их признаков $\{f_i\}_{i=1}^m$.

При решении данной задачи мы отошли от классического представления о классах, как о некоторых подмножествах (компактно расположенных областях) пространства объектов, обычно используемого в методах классификации на основании метрического подхода (рис. 1). В отличие от упомянутого подхода, класс представлялся как еще один из признаков, описывающих объект, с дискретной областью значений, соответствующей

набору меток классов: $c: X \rightarrow \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$. Данное представление о классах позволило разработать новый метод построения классификаторов, предлагаемый в работе.

Разработка метода построения классификаторов потребовала поэтапного получения ответов на ряд вопросов:

1. Насколько сильно влияет каждый из признаков на факт принадлежности объектов к классам? Т.е. каков вес, или важность, каждого из признаков в классификации?

2. Все ли предикторы одинаково важны при прогнозировании разных классов? Насколько изменяется их вес для различных классов?

3. Изменяется ли и как изменяется вес каждого предиктора в зависимости от его значений?

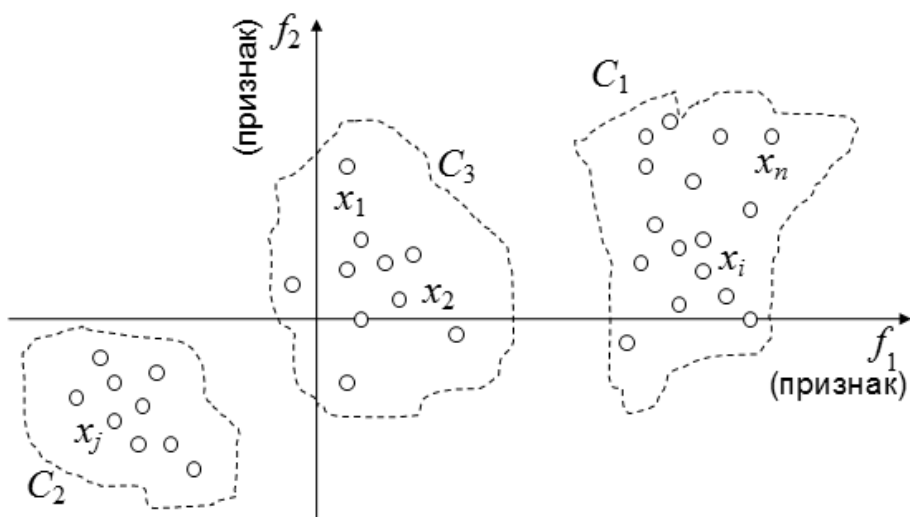


Рис. 1. Классическое представление о классах, объектах и признаках при решении задачи классификации

Для ответа на поставленные вопросы рассматривались проекции (карты), на которых целевой признак «класс» и характеризующие его признаки $\{f_i\}_{i=1}^n$ представлялись в виде однородных объектов (а именно точек) в некотором обобщенном координатном пространстве. Проекции для анализа получались методами геометрической интерпретации структуры данных (многомерного шкалирования [10] и корреспондентского анализа [11]). В этом пространстве вычислялись расстояния $\rho(f_i, c)$ от точек-признаков f_i до точки-выходного показателя c с помощью некоторой выбранной метрики ρ (рис. 2). Признакам, наиболее близким к c , назначались бóльшие веса (важность) в классификации. Пропорционально увеличению расстояния точки f_i от точки c уменьшался и вес этого признака для определения переменной c («класс»).

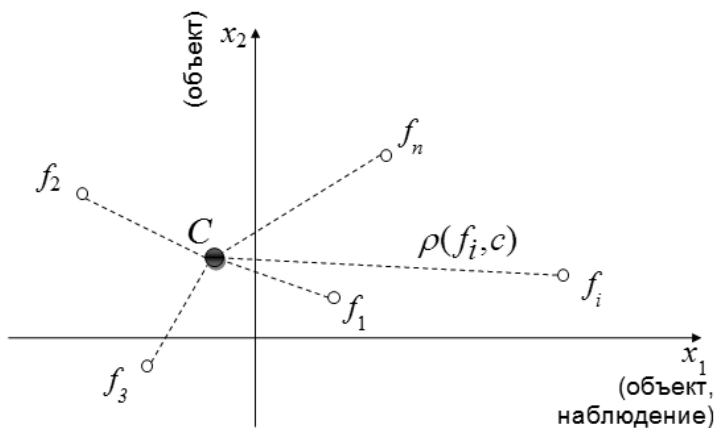


Рис. 2. Представление о классах, объектах и признаках при оценке важности признаков в классификации (карта, представляющая классы и описывающие их признаки в едином координатном пространстве)

Описанный подход отражает основную идею разработанного метода построения классификаторов по обучающей информации, однако в нем не учитывается возможная неравноценность описывающих признаков при отнесении объектов к разным классам, а также их возможная нелинейность и немонотонность в разных классах. Таким образом, при разработке метода классификации с обучением, учитывающего эти особенности, рассматривались карты, на которых, во-первых, каждый из классов представлялся отдельной точкой (рис. 3), и, во-вторых, вместо каждого описывающего признака рассматривался набор интервалов (категорий), на которые разбивается область его значений.

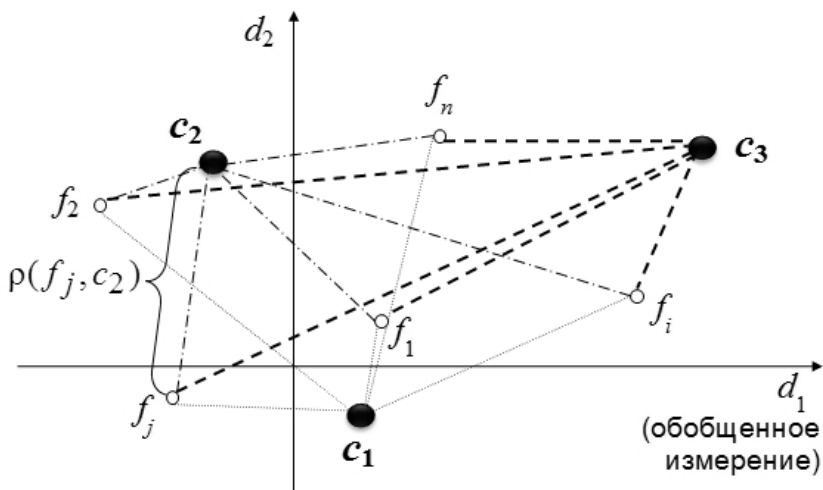


Рис. 3. Представление о классах, объектах и признаках при оценке влияния признаков на принадлежность объектов к разным классам

Разбиение области значений описывающего признака на категории должно происходить на основании анализа изменения его значений при переходе от класса к классу. По сути, выделяются интервалы области значений признака, характерные для каждого класса или группы классов.

С этой целью возможно применение статистических методов оценки достоверности различий между несколькими группами. Для качественных переменных выводы делаются на основе анализа их таблиц сопряженности с использованием критериев χ^2 Пирсона, максимального правдоподобия, точного критерия Фишера и т.п. Для количественных переменных необходимо применение критериев двух выборочных сравнений (например, Стьюдента, Манна — Уитни, Вальда — Вольфовица или др.) для попарных сравнений между значениями исследуемого признака в классах с обязательной поправкой на множественность сравнений, если классов более двух.

Формально, если признаки представляются как функции на множестве объектов $x \in X: f_i: X \rightarrow D_{f_i}$, то после категоризации $f_i(x)$ будет задаваться как вектор $f_i(x) = (\mu_{g_{il}}(x))_{l=1}^{k_i}$, где $\mu_{g_{il}}(x)$ — характеристические функции подмножеств-категорий значений признака $g_{il} \subset D_{f_i}$, k_i — число подмножеств, на которые разбивается область значений признака D_{f_i} ($1 \leq k_i \leq m$).

Признаковое описание объектов представлялось в виде конфигурации из $N = m + \sum_{i=1}^n k_i \leq m \cdot (n+1)$ точек пространства небольшой размерности, задающихся своими координатами. В полученной конфигурации отдельно позиционировались точки-представители классов c_j ($j = 1, \dots, m$), и отдельно — точки-представители категорий признаков v_l ($l = 1, \dots, \sum_{i=1}^n k_i$), отвечающих за принадлежность объектов к классам.

Мера влияния (весовой коэффициент w_{ij}) определенной категории признака (v_l) на принадлежность объекта к конкретному классу (C_j) оценивалась как величина, обратная расстоянию точки-представителя этой категории до точки-представителя этого класса, нормированная на сумму расстояний всех точек-представителей категорий признаков:

$$w_{ij} = \left(\rho(v_l, c_j) \cdot \frac{\sum_{i=1}^n k_i}{\sum_{b=1}^{\sum_{i=1}^n k_i} \rho(v_b, c_j)} \right)^{-1}. \quad (1)$$

Далее, в предлагаемом методе классификации с обучением необходимо вычислить значения оценочных функций $W_j(x)$, характеризующих степень (вероятности) принадлежности некоторого объекта $x \in X$ к классам C_j ($j = 1, \dots, m$), по формулам

$$W_j(x) = \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^{k_i} w_{lj} \cdot \mu_{g_{li}}(x) \quad (\forall j = 1, \dots, m). \quad (2)$$

Наиболее вероятным классом для объекта x будет тот класс C_τ , для которого получено наибольшее значение функции $W_j(x)$:

$$\tau = \arg \max_{j=1, \dots, m} W_j(x). \quad (3)$$

Таким образом, разработан метод классификации с обучением, который отличается способом определения весовых коэффициентов при объясняющих переменных в оценочных функциях, на основании которых можно судить о принадлежности объекта к каждому из классов $\{C_j\}_{j=1}^m$. Сформулирован алгоритм (1–3) применения разработанного метода классификации, который относится к классу алгоритмов вычисления оценок (АВО) [12]. Классификаторы, работающие по подобному алгоритму, называются в литературе [13, 14] каноническими моделями классификаторов. Новизна предлагаемого метода состоит в способе нахождения весовых коэффициентов w_{lj} признаков, объясняющих отнесение объектов к разным классам, который базируется на представлении класса не как подмножества пространства объектов, а как еще одного показателя, составляющего признаковое описание объекта. При отнесении объектов к классам предложенный метод позволяет учитывать как качественные, так и количественные признаки, описывающие объект. Кроме того, за счет категоризации значений каждого из объясняющих признаков, несмотря на представление формулы (2) в виде их линейной комбинации, становится возможным учесть нелинейность и немонотонность изменения оценки в зависимости от описывающих переменных.

РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ СОСТАВЛЕНИЯ КОМПОЗИЦИЙ КЛАССИФИКАТОРОВ

На практике нередки ситуации, когда использование разных подходов к построению классификатора (увеличение числа признаков, описывающих объект, выбор алгоритма из различных семейств, применение к нему более эффективных методов обучения) не позволяют добиться приемлемого качества распознавания всех классов [15, 16]. Наиболее перспективным направлением в подобных ситуациях считается объединение нескольких классификаторов в композицию (синонимы: комитет, ансамбль) с целью компенсации их взаимных ошибок [14, 17]. Для построения композиций стандартно используются три основных принципа голосования: простое, взвешенное и голосование по старшинству [14–17]. В данной работе для формирования композиций классификаторов разработано и формализовано два метода, названные нами «рейтинговым голосованием» и «рейтинговым голосованием по старшинству».

Метод рейтингового голосования является развитием процедуры формирования смеси экспертов [18], в которой голоса алгоритмов классификации учитываются с весами, зависящими от классифицируемого объекта. В наиболее часто реализуемом варианте процедуры смеси экспертов веса базовых алгоритмов зависят от области пространства объектов, в которую попадает классифицируемый объект (области компетентности). Предлагаемый же метод рейтингового голосования использует способ вычисления весов базовых классификаторов на основании их оцененной точности при распознавании различных классов, ошибок на других классах, и ответов, выдаваемых на конкретном объекте, что делает метод в какой-то степени похожим на взвешенное голосование.

Формально алгоритм работы метода можно представить следующим образом. Пусть имеется конечное множество из m классификаторов $\{T^k\}_{k=1}^m$, решающих задачу дискриминации объектов $x \in X$ на n классов $\{C_i\}_{i=1}^n$. Для всех T^k известна (например, оценена по обучающей выборке) их точность распознавания классов, которая может быть задана квадратными $n \times n$ -матрицами $P^k = (p_{ij}^k)_{i,j=1}^n$, где каждый элемент p_{ij}^k рассматривается как вероятность того, что объект, классифицированный алгоритмом T^k , как принадлежащий к классу C_j , в действительности принадлежит к классу C_i . Таким образом, диагональные элементы p_{ii}^k (т.е. p_{ij}^k при $i = j$) характеризуют точность алгоритмов T^k на классах C_i ($\forall k = 1, \dots, m; \forall i = 1, \dots, n$), а сумма элементов по каждому столбцу матриц P^k равна единице.

Результат действия множества построенных алгоритмов $\{T^k\}_{k=1}^m$ на некотором объекте x представляется бинарной индикаторной $n \times m$ -матрицей

$$V(x) = (v_{ik}(x))_{i=1, \dots, n}^{k=1, \dots, m}, \text{ где } v_{ik}(x) = \begin{cases} 1, & \text{если } T^k(x) = C_i, \\ 0, & \text{если } T^k(x) \neq C_i. \end{cases} \quad (4)$$

Матрица $V(x)$ обладает следующими свойствами:

1. Столбцы матрицы $V(x)$ соответствуют базовым классификаторам, строки — прогнозируемым классам для объекта x .
2. Суммы по строкам матрицы V представляют собой количество голосов в комитете, отданных за каждый класс:

$$\forall i = 1, \dots, n: \quad 0 \leq \sum_{j=1}^m v_{ij}(x) \leq n \quad (\forall x \in X).$$

3. В каждом столбце матрицы V может быть не более одной единицы:

$$\forall j = 1, \dots, m: \quad \sum_{i=1}^n v_{ij}(x) \leq 1 \quad (\forall x \in X).$$

Это утверждение соответствует тому, что каждый из базовых классификаторов на одном объекте может давать не более одного ответа, т.е. отнести объект только к одному из классов или отказаться от его классификации. В первом случае: $\sum_{i=1}^n v_{ij}(x) = 1$. В случае отказа алгоритма T^k

от классификации: $\sum_{i=1}^n v_{ij}(x) = 0$.

Далее формируется так называемая рейтинговая $n \times m$ -матрица W , каждый столбец которой получается умножением матрицы P^k на k -й столбец матрицы V :

$$W^{(k)}(x) = P^k \cdot V^{(k)}(x). \quad (5)$$

Таким образом, элементы матрицы $W \quad \forall i = 1, \dots, n, \forall k = 1, \dots, m$ определяются соотношением

$$w_{ik}(x) = \sum_{j=1}^n p_{ij}^k \cdot v_{jk}(x),$$

что, в силу свойств матрицы $V(x)$, эквивалентно:

$$w_{ik}(x) = \begin{cases} p_{i\theta}^k, & \text{если } T^k(x) = C_\theta, \quad \text{где } \theta \in \{1, \dots, n\} \\ 0, & \text{если } T^k(x) \text{ отказывается от классификации.} \end{cases}$$

Рейтинг принадлежности объекта x к классу C_i вычисляется как сумма по i -й строке матрицы W :

$$r_{C_i}(x) = \sum_{k=1}^m w_{ik}(x) = \sum_{k=1}^m p_{i\theta}^k. \quad (6)$$

где $r_{C_i}(x)$ — рейтинг принадлежности объекта x к классу C_i , $\theta \in \{0, 1, \dots, n\}$ — номер класса, к которому алгоритм T^k относит объект x (при этом под $\theta = 0$ подразумевается отказ алгоритма от классификации данного объекта).

Итоговым результатом процедуры рейтингового голосования комитета классификаторов T является класс, которому соответствует наибольший рейтинг:

$$T(x) = C_\tau, \quad \text{где } \tau = \arg \max_{i=1, \dots, n} r_{C_i}(x). \quad (7)$$

Таким образом, для определения класса объекта с помощью композиции классификаторов, составленной методом рейтингового голосования, необходимо действовать по следующему алгоритму (рис. 4):

- 1) оценить точности и ошибки базовых классификаторов на различных классах, для чего можно использовать вспомогательную тестовую выборку;
- 2) сформировать общий $m \times n \times n$ -массив точностей и ошибок;
- 3) получить от каждого из базовых классификаторов ответ

(прогнозируемый класс) для классифицируемого объекта и сформировать бинарную $n \times m$ -матрицу ответов;

4) вычислить элементы рейтинговой матрицы по формуле (5);

5) произвести расчет элементов n -мерного вектора рейтингов классов по формуле (6);

6) определить максимальный элемент массива рейтингов и его индекс в массиве;

7) выдать ответ (прогноз класса) для классифицируемого объекта в соответствии с соотношением (7).

Метод рейтингового голосования по старшинству является модификацией метода рейтингового голосования за счет добавления к нему стандартного алгоритма действия-композиций с логикой старшинства, что в некоторых практических приложениях является более уместным и эффективным.

В классической процедуре голосования по старшинству [19, 20], классифицируемый объект x подается сначала на вход первого базового алгоритма и, если $T^1(x) = C_1$, то объект x относится к классу C_1 и процедура на этом останавливается. Если же $T^1(x) \neq C_1$, то объект передается второму алгоритму, и т.д., пока не будет получен результат $T^i(x) = C_i$ и произойдет остановка работы процедуры. Однако остановка голосования при получении первого подходящего ответа, на наш взгляд, не всегда является оправданной, т.к. это увеличивает вероятность ошибки классификации, особенно для объектов, лежащих на границах классов, а также в случаях, когда характеристики качества распознавания различных классов одним и тем же базовым классификатором соизмеримы. Предлагаемая процедура составления композиции классификаторов рейтинговое голосование по старшинству позволяет повысить качество классификации в случаях, описанных выше, за счет комбинирования эвристик, лежащих в основе голосования по старшинству, взвешенного голосования и смеси экспертов.

Как и в композиции с логикой старшинства, предполагается, что число алгоритмов совпадает с количеством классов, и каждый классификатор наилучшим образом настроен на распознавание объектов именно своего класса. Т.е. любой базовый алгоритм T^i имеет максимальную точность распознавания объектов из класса C_i , что может быть отражено соотношением: $\forall i = 1, \dots, n: p_{ii}^i \geq p_{jj}^i \quad \forall j \neq i, \quad j = 1, \dots, n.$

В стандартной процедуре голосования по старшинству сами базовые алгоритмы строятся как одноклассовые классификаторы. Каждый классификатор обучается таким образом, чтобы максимально точно определять объекты только из одного (своего) класса [19]. В рейтинговом голосовании по старшинству от базовых классификаторов наличия этого свойства не требуется. Этот метод работает в случае, когда базовые алгоритмы обучались для определения в принципе всех классов, однако получается так, что их качество прогнозирования на одних классах лучше,

чем на других. В этом случае последовательность $\{T^k\}_{k=1}^n$ ранжируется в порядке, соответствующем номерам классов, на которых они показали наибольшую точность распознавания. В этом случае $\forall i, j = 1, \dots, n: p_{ii}^i \geq p_{ii}^j$, причем, для $\forall i \neq j$ неравенство превращается в строгое (равенство достигается только в случае $i = j$).

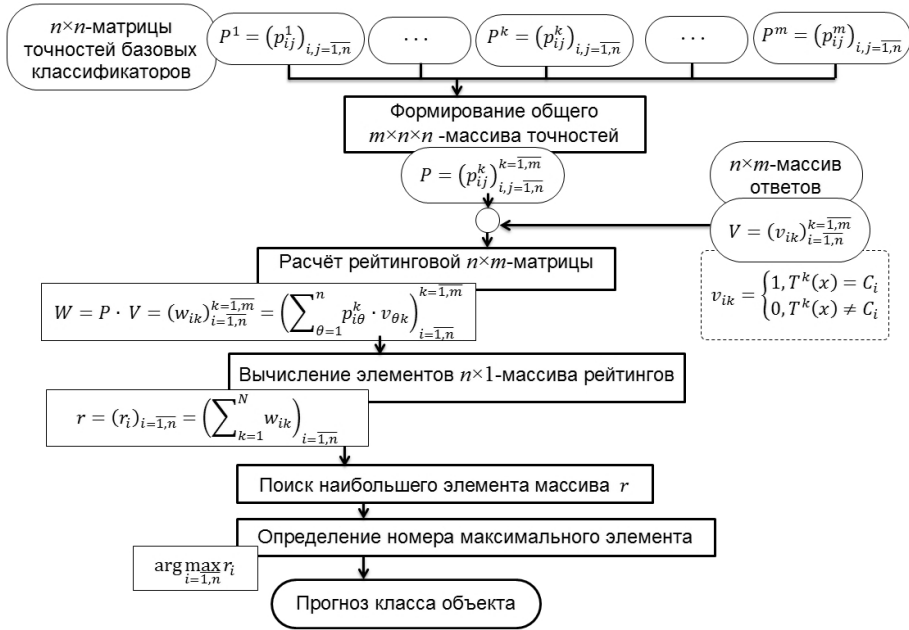


Рис. 4. Алгоритм реализации процедуры рейтингового голосования

Результат действия набора базовых классификаторов $\{T^k\}_{k=1}^n$ на новом классифицируемом объекте x представляется матрицей $V(x)$ (4), обладающей свойствами (1–3), которая, однако, в данном случае имеет размерность $n \times n$.

Так как каждый базовый классификатор T^k настроен таким образом, чтобы наилучший результат выдавать на классе C_k , то наиболее показательными характеристиками работы композиции в целом будут значения диагональных элементов матрицы V . Все принципиально различные варианты расположения единиц на диагонали можно описать одним из трех возможных значений следа матрицы $\text{tr}V(x) = \sum_{i=1}^n v_{ii}(x)$.

В а р и а н т 1:

$$\text{tr}V(x) = 0.$$

На диагонали матрицы V нет ни одной единицы, т.е. ни один из базовых классификаторов не идентифицировал образец как принадлежащий своему классу.

В этом случае целесообразным представляется отказаться от классификации данного объекта, как от нетипичного (попадающего в так

называемую «область неуверенности», где все алгоритмы некомпетентны). Если подобных объектов обнаружится достаточно много, то имеет смысл говорить о введении нового класса, не рассматриваемого ранее [15, 19].

Результирующий ответ композиции классификаторов: $T(x) = \emptyset$.

В а р и а н т 2:

$$\text{tr}V(x) = 1.$$

На диагонали матрицы V только одна единица.

Классическая ситуация для композиции с логикой старшинства, в которой она работает в чистом виде. В этом случае ответом композиции будет тот класс C_τ , на котором эта единица появилась.

Результирующий ответ композиции: $T(x) = C_\tau$, где $\tau = \arg\{v_{ii} \mid v_{ii}(x) = 1\}$.

В а р и а н т 3:

$$\text{tr}V(x) > 1.$$

Несколько единиц появляются на диагонали матрицы V , когда сразу несколько базовых классификаторов относят один объект x каждый к своему классу. В такой ситуации предлагается вычислить рейтинг каждого из спрогнозированных классов в соответствии с описанной выше процедурой рейтингового голосования и выдать результирующий ответ композиции:

$$T(x) = C_\tau, \text{ где } \tau = \arg \max_i \sum_{j=1}^j p_{ji}^j.$$

Вычисление рейтингов принадлежности объектов к классам осуществляется по методу рейтингового голосования, описанному выше.

Таким образом, чтобы спрогнозировать класс объекта с помощью композиции классификаторов, составленной методом рейтингового голосования по старшинству, необходимо действовать по следующему алгоритму (рис. 5):

1) оценить точности и ошибки базовых классификаторов на различных классах;

2) упорядочить набор матриц, характеризующих точности и ошибки базовых классификаторов, для соблюдения соотношения (8);

3) получить от каждого из базовых классификаторов ответ (прогнозируемый класс) для классифицируемого объекта и сформировать бинарную $n \times n$ -матрицу ответов;

4) вычислить след матрицы ответов;

5.1) если значение следа матрицы ответов не больше 1, то определить максимальный диагональный элемент этой матрицы и его индекс;

5.2) если значение следа матрицы ответов более 1, то сформировать общий $n \times n \times n$ -массив точностей и ошибок, который использовать при реализации процедуры рейтингового голосования (рис. 4);

6) в случае 5.1 выдать ответ (прогноз класса) для классифицируемого объекта в соответствии с соотношением (9); в случае 5.2 выдать ответ (прогноз класса) для классифицируемого объекта в соответствии с соотношением (10).

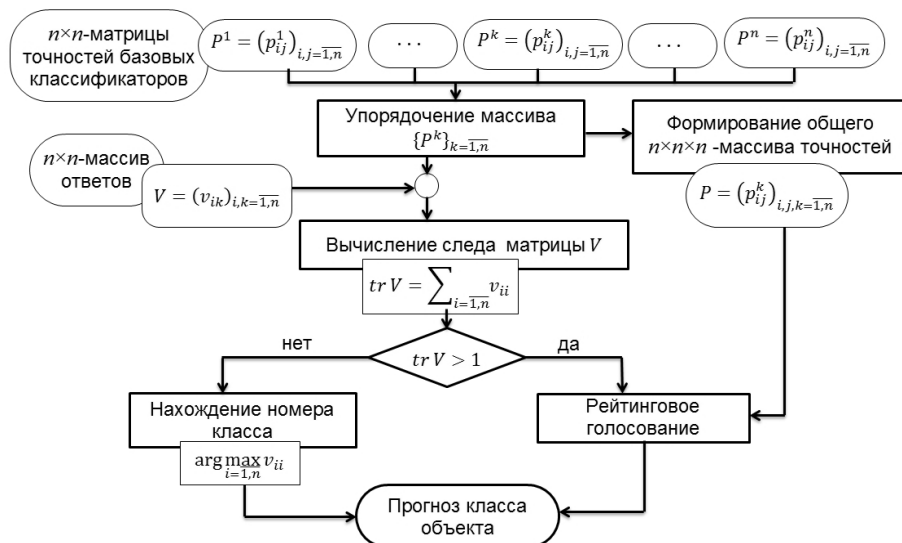


Рис. 5. Алгоритм реализации процедуры рейтингового голосования по старшинству

РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Представленный в данной работе метод построения классификаторов по обучающей информации был апробирован при решении задачи об определении формы заболевания желчевыводящих протоков. Построенная на его основе математическая модель классификатора позволяет осуществлять дифференциальную диагностику пациентов при механической желтухе, остром холангите и билиарном сепсисе. На тестовой выборке из 90 пациентов, среди которых 24 относились к 1-му классу (механическая желтуха), 46 — ко 2-му (острый холангит) и 20 — к 3-му (билиарный сепсис), общая точность распознавания составила 80 %. В первом классе правильно были классифицированы все 24 пациента (100 %), во втором — 33 (71,7 %) и в третьем — 15 (75 %).

С помощью описанного метода построения классификаторов была разработана математическая модель оценки тяжести состояния и прогноза клинического исхода при инсультах. Общая точность классификации с использованием разработанной модели, проверенная на выборке из 1 091 пациента, составила 91,9 %. Летальные исходы определялись с точностью 82,8 %, благоприятные — с точностью 94 %.

Разработанные методы также были проверены с использованием клинических показателей 232 пациентов с травмой поджелудочной железы и травматическим панкреатитом, проходивших лечение в четырех urgentных клиниках г. Харькова за последние несколько лет. На основе разработанных методов классификации с обучением и формирования композиций классификаторов были построены математические модели прогнозирования исхода травмы поджелудочной железы и оценки степени тяжести состояния пациентов [21]. Точность модели прогнозирования исхода, разработанной на основе одного классификатора, составила 86,9 %, специфичность (точность

прогнозирования благоприятных исходов) — 85,9 %, чувствительность (точность прогнозирования летальных исходов) — 87,8 %. Построенная математическая модель на основе композиции классификаторов при оценке степени тяжести состояния пациентов показала общую точность 87,1 %, распознавая состояния средней тяжести с точностью 88,2 %, тяжелые — с точностью 83,3 %, и критические — с точностью 89,7 %.

Сравнительный анализ точности, специфичности и чувствительности построенных моделей с математическими моделями, полученными на основе дискриминантного анализа, деревьев решений и логит-регрессии, показал преимущество разработанных методов оценки степени тяжести состояния пациентов и прогнозирования исхода заболевания в сравнении со стандартными методами построения математических моделей прогноза.

Выводы

Разработанный метод построения классификаторов, основанный на геометрической интерпретации структуры данных, дает возможность создавать алгоритмы вычисления оценок, позволяющие совместное использование как количественных, так и качественных предикторов с учетом нелинейности и немонотонности их поведения при переходе от класса к классу.

Предложенный метод составления композиций классификаторов «рейтинговое голосование», являющийся развитием процедуры смеси экспертов, позволяет повысить качество классификации в случаях использования нескольких классификаторов, что достигается за счет совместного учета не только точности прогнозирования отдельных классов базовыми классификаторами, входящими в композицию, а также и их ошибок на других классах.

Формализованный алгоритм составления композиций классификаторов «рейтинговое голосование по старшинству», основанный на синтезе эвристик, лежащих в основе смеси экспертов, взвешенного голосования и голосования по старшинству, применение которого целесообразно в случаях, когда базовые классификаторы возможно ранжировать в порядке их точности на различных классах, дает возможность усовершенствовать метод голосования по старшинству, а также уменьшить количество отказов от классификации по сравнению со стандартными композициями с логикой старшинства или большинства.

В результате использования разработанных методов оценки степени тяжести состояния пациентов, построены математические модели дифференциальной диагностики заболеваний желчевыводящих протоков, оценки тяжести состояния при травме поджелудочной железы и травматическом панкреатите, определения исхода при травматических повреждениях поджелудочной железы и при инсультах, которые обладают повышенной точностью, специфичностью и чувствительностью по сравнению с моделями, построенными на основе стандартных методов.

1. Потанина О.К. Сравнение эффективности существующих прогностических моделей для оценки тяжести состояния реанимационных больных хирургического профиля : автореф. дис. ... канд. мед. наук : 03.01.09, 14.01.20 / Потанина Ольга Климентовна; ГБОУ ВПО РНИМУ им. Н.И. Пирогова, НИИ СП им. Н.В. Склифосовского. — Москва, 2012. — 23 с.
Potanina O.K. *Comparison of the Effectiveness of Existing Predictive Models to Assess The Severity of Intensive Care Surgical Patients*. Abstract Medical Sciences PhD Dis., Moscow, 2012.
2. Евтюков Г.М. Оценка тяжести состояния больных, находящихся в критическом состоянии / Г.М. Евтюков, Ю.С. Александрович, Д.О. Иванов. — [Электронный ресурс] — Режим доступа: http://www.airspb.ru/persp_23.shtml (дата обращения: 26.09.2013).
Evtjukov G.M., Alexandrovich Yu.S., Ivanov D.O. Assessment of the Severity of Patients in Critical Condition. Available at: http://www.airspb.ru/persp_23.shtml (accessed 26 September 2013).
3. Купцов А.А. К вопросу об оценке тяжести общего состояния // Прикладные информационные аспекты медицины / А.А. Купцов 2001, Т. 4, № 1. — [Электронный ресурс] — Режим доступа: http://www.vsm.a.ru/publ/priam/V_4_1/PART_3.HTML (дата обращения: 26.09.2013).
Kuptsov A.A. On the Estimation of the Severity of General Condition. *Applied Information Aspects of Medicine*, 2001, vol. 4, no. 1. Available at: http://www.vsm.a.ru/publ/priam/V_4_1/PART_3.HTML (accessed 26 September 2013).
4. Объективная оценка тяжести состояния больных и прогноз в хирургии / Ю.М. Гаин, Г.Я. Хулуп, Н.В. Завада, С.А. Алексеев, В.Г. Богдан. — Минск : БелМАПО, 2005. — 299 с.
Gain Yu.M., Hulup G.Ya., Zavada N.V., Alexeev S.A., Bogdan V.G. *Objective Assessment of Patients' Grade of Severity and Prognosis in Surgery*. Minsk, 2005. 299 p.
5. Вильдеман А.В. Математические модели прогнозирования индекса моторики на основе многомерного статистического анализа : автореф. дис. ... канд. физ.-мат. наук: 05.13.18 / Вильдеман Александр Валерьевич ; Пермский гос. техн. ун-т. — Пермь, 2010. — 16 с.
Vildeman A.V. Mathematical Models of Motility Index Prognosis Based on Multivariate Statistical Analysis. Abstract of Candidate of Physical and Mathematical Sciences PhD Dis. Perm. 2010.
6. Champion H.R., Sacco W.J., Hannan D.S., Lepper R.L., Atzinger E.S., Copes W.S., Prall R.H. Assessment of Injury Severity: the Triage Index. *Critical Care Medicine*, 1980, vol. 8, pp. 201–208.
7. Kaukinen L, Pasanen M, Kaukinen S, Ojanen R. Predicting the prognosis with trauma indices in surgical patients treated in the intensive care unit. *Ann ChirGynaecol*, 1984, no. 73(5), pp. 253–260.
8. Халафян А.А. Анализ и синтез медицинских систем поддержки принятия решений на основе технологий статистического моделирования : автореф. дис. ... д. техн. наук: 05.13.01 / Халафян Александр Альбертович ; Кубанский гос. технологический университет. — Краснодар, 2010. — 47 с.
Khalafyan A.A. *Analysis and Synthesis of Medical Decision Support Systems Based on Statistical Modeling Techniques*. Dr. Tech. Sci. Dis. Krasnodar, 2010. 47 p.
9. Поворознюк А.И. Система поддержки принятия решения в медицине на основе синтеза структурированных моделей объектов диагностики / А.И. Поворознюк // Научные ведомости БелГУ. Серия: История. Политология. Экономика. Информатика. 2009. №12–1. — [Электронный ресурс] — Режим доступа: <http://cyberleninka.ru/article/n/sistema-podderzhki-prinyatiya-resheniya-v-meditsine-na-osnove-sinteza-strukturirovannyh-modeley-obektov-diagnosticski> (дата обращения: 26.09.2013).
Povoroznyuk A.I. Decision Support System in Medicine Based on the Syntheses of the Outline Models of Diagnostics' Objects. Available at: <http://cyberleninka.ru/article/n/sistema-podderzhki-prinyatiya-resheniya-v-meditsine-na-osnove-sinteza-strukturirovannyh-modeley-obektov-diagnosticski> (accessed 26 September 2013).

10. Дэйвисон М. Многомерное шкалирование: методы наглядного представления данных / Дэйвисон М. — М. : Финансы и статистика, 1988, 254 с.
Davison M.L. *Multidimensional Scaling*. Moscow: Finansy i statistika, 1988. 254 p.
11. Greenacre M. *Correspondence Analysis in Practice, Second Edition*. London: Chapman & Hall/CRC, 2007. 274 p.
12. Журавлев Ю.И., Рязанов В.В., Сенько О.В. Распознавание. Математические методы. Программная система. Практические применения / Ю.И. Журавлев, В.В. Рязанов, О.В. Сенько — М. : Изд. ФАЗИС, 2005. —159 с.
Juravlev Yu.I., Ryazanov V.V., Sen'ko O.V. *Recognition. Mathematical Methods. Software System. Practical Applications*. Moscow: FAZIS Pub., 2005. 159 p.
13. Duda R.O., Hart P.E., Stork D.G. *Pattern Classification*, 2nd ed. NY John Wiley & Sons, NY, 2001. 680 p.
14. Kuncheva L.I. Combining pattern classifiers: methods and algorithms. *A Wiley- Interscience publication*. New Jersey: A John Wiley & Sons, Inc., Publication, Hoboken, 2004. 360 p.
15. Воронцов К.В. Лекции по алгоритмическим композициям / К.В. Воронцов. — [Электронный ресурс] — Режим доступа: <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/0/0d/Voron-ML-Compositions.pdf> (дата обращения: 26.10.2012).
Vorontsov K.V. *Lecture Notes on Algorithms Compositions*. Available at: <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/0/0d/Voron-ML-Compositions.pdf> (accessed 7 October 2012).
16. Ho T.K. Multiple classifier combination: Lessons and the next steps. *Hybrid Methods in Pattern Recognition*. World Scientific Publishing, 2002, pp. 171–198.
17. Dietterich T.G. Ensemble Methods in Machine Learning. *Multiple Classifier Systems, volume 1857 of Lecture Notes in Computer Science*. Cagliari, Italy: Springer, 2000, pp. 1–15.
18. Jacobs R.A., Jordan I.J., Nowlan S.J., Hinton G.E. Adaptive Mixtures of Local Experts. *Neural Computation*, 1991, no 3, pp. 79–87.
19. Osborne M.L. The seniority logic: A logic for a committee machine. *IEEE Trans. on Comp.*, 1977, vol. C-26, no. 12, pp. 1302–1306.
20. Воронцов К.В. Лекции по логическим алгоритмам классификации / К.В. Воронцов. — [Электронный ресурс] — Режим доступа: <http://www.ccas.ru/voron/download/LogicAlgs.pdf> (дата обращения: 21.12.2007).
Vorontsov K.V. *Lecture Notes on Logical Classification Algorithms*. Available at: <http://www.ccas.ru/voron/download/LogicAlgs.pdf> (accessed 21 December 2007).
21. Нессонова М.Н., Кочина М.Л. Результаты использования информационной технологии оценки тяжести состояния пациентов и прогноза исхода при травме поджелудочной железы / М.Н. Нессонова, М.Л.Кочина // Клиническая информатика и телемедицина. — 2013. — № 9. — Вып. 10. — С. 102–107.
Nessonova M.N., Kochina M.L. Applying results of the information technology for grade of severity estimation and clinical outcome prediction in a case of pancreas trauma. *Clinical Informatics and Telemedicine*, 2013, no. 9, vol. 10, pp. 102–107.

Получено 27.09.2013