МОДЕЛЬ НАПРАВЛЕННОГО УСТРАНЕНИЯ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ ПРИ БАЙЕСОВСКОМ ВЫВОДЕ В ЗАДАЧЕ ЭКСТРЕННОЙ МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКИ

Герман К.А.

Герман Кирилл Андреевич – бакалавр, магистрант,
кафедра автоматических систем управления, факультет автоматики и вычислительной техники,
Новосибирский государственный технический университет, г. Новосибирск

Аннотация: *в данной работе описана модель последовательного устранения неопределённости для задачи экстренной медицинской диагностики. Предложены и проанализированы критерии для решения задачи выбора диагностических тестов на каждом шаге работы байесовского классификатора.*
Ключевые слова: *медицинская диагностика, диагностический тест, байесовский классификатор, машинное обучение, отбор признаков, устранение неопределенности, экспертная система.*

В настоящее время существует множество экспертных систем, решающих задачу медицинской диагностики и основанных на различных формальных моделях вывода знаний, но большая часть из них не осуществляет процесс выбора наиболее ценной информации на каждом этапе диагностики [1].

Для задачи экстренной медицинской диагностики была предложена система критериев для выбора наиболее предпочтительного алгоритма управления источниками информации: диагностичность информации, время постановки диагноза, его инвазивность и танатогенность заболевания [2].

Целью данной работы является разработка модели последовательного устранения неопределенности при байесовском выводе для постановки диагноза в приемлемые сроки с использованием критериев диагностичности.

Модель выбора наиболее ценного АДТ с целью последовательного устранения неопределённости в задаче медицинской диагностики состоит из пяти элементов:

$$M = \langle X, Y, A, D, \psi \rangle, \qquad (1)$$

где $X = X_1 \times X_2 \times \ldots \times X_n$ – пространство показателей пациента, где в каждом множестве имеется два элемента:

- o_i, определяющий устранимое пропущенное значение:
- $\overline{o}_i$, определяющий неустранимое пропущенное значение;

$Y = \{y_i\}_{i=1}^{m}$ – множество диагнозов;

$A = \{a_i\}_{i=1}^{l}$ – множество АДТ, где каждый АДТ определяется подмножеством номеров уточняемых показателей;

D – базовая модель, на основе которой вычисляется критерий ψ;

$\psi : A \times X \mapsto \mathbb{R}$ – функционал диагностичности.

В данной работы рассматривается случай, когда $l = n$ и всякий АДТ уточняет только один показатель: $a_i = \{i\}, i = \overline{1,n}$. В качестве базовой модели выступает байесовский классификатор с предположением об условной независимости между признаками и наличии взаимоисключающих диагнозов [3].

На вход модели подаётся вектор показателей **x**, содержащий один или более неопределённый показатель. Затем производится отбор подмножества АДТ $B \subseteq A$, которые могут уточнить пропущенное значение в ***x***, вычисление диагностичности $\forall b_k \in B : \psi(b_k, \mathbf{x})$, и дальнейшее ранжирование множества АДТ по полученным значениям диагностичности.

Решающее правило модели заключается в выборе АДТ с наибольшим значением диагностичности:

$$k = \arg\max_{b_k \in B} \psi(b_k, \mathbf{x}). \qquad (2)$$

В дальнейшем критерии рассматриваются при условии наблюдения некоторого вектора параметров **x,** содержащего как минимум одно устранимое пропущенное значение.

Предлагается три альтернативных критерия диагностичности:

1. $\psi_{\text{ОП}}$ – диагностичность АДТ на основе отношения правдоподобия [4]:

$$\psi_{\text{ОП}}\left(a_i,\mathbf{x}\right)=\sum_{j=1}^{m}P\left(y_j\right)\sum_{x_i\in X_i}P\left(x_i\mid y_j\right)\text{ОП}\left(x_i\mid y_j\right), \qquad (3)$$

$$\text{ОП}\left(x_i\mid\mathbf{x},y_j\right)=\frac{P\left(x_i\mid y_j\right)}{P\left(x_i\mid\overline{y}_j\right)}=\frac{P\left(x_i\mid y_j\right)\left(1-P\left(y_j\right)\right)}{\sum\limits_{y_k\in Y\setminus\left\{y_j\right\}}P\left(x_i\mid y_k\right)P\left(y_k\right)}. \qquad (4)$$

2. $\psi_{\text{Э}}$ – энтропийная диагностичность АДТ.

Критерий основывается на приросте информативности при дополнении системы новым квантом информации *i*-го показателя:

$$IG\left(Y\,\|\,Y\mid X_i\right)=H(Y)-H(Y\mid X_i) \qquad (5)$$

В (5) можно опустить значение $H\left(Y\right)$, т.к. он не зависит от выбора показателя и не влияет на решающее правило (2). Таким образом получается конечная формула энтропийной диагностичности АДТ для данной модели:

$$\psi_{\text{Э}}\left(a_i,\mathbf{x}\right)=\sum_{x_i\in X_i}P(x_i)\sum_{j=1}^{m}P\left(y_j\mid x_i\right)\log P\left(y_j\mid x_i\right), \qquad (6)$$

где по формуле полной вероятности $P\left(x_i\right)=\sum\limits_{j=1}^{m}P(x_i\mid y_j)P(y_j)$.

В данной работе был реализован критерий диагностичности в двух вариантах:

- *пошаговый* – на каждом шаге критерий вычисляется с новым квантом информации;
- *однопроходный* – значения критерия вычисляются для всех АДТ один раз при $\mathbf{x}=\{o_i\}_{i=1}^{n}$, и в дальнейшем эти значения используются для ранжирования АДТ, что уменьшает количество вычислений.

3. $\psi_{СЛ}$ – случайный критерий.

Случайный критерий диагностичности введён с целью дальнейшего сравнительного анализа, как возможный случай случайного блуждания при выборе показателей. Критерий является случайной вещественной величиной, имеющей стандартное непрерывное распределение:

$$\psi_{Сл}\sim U[0,1] \qquad (7)$$

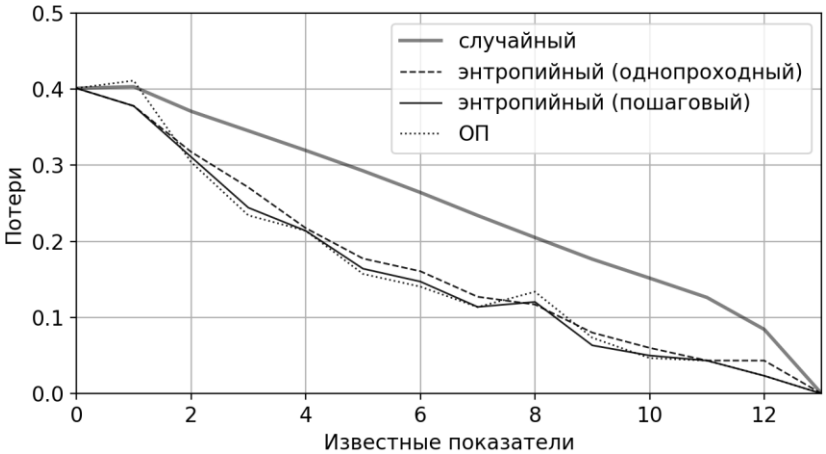

Рис. 1. График результатов проверки работы критериев

Модель направленного устранения неопределенности, описанная выше, была реализована на языке программирования *Python* в виде отдельного модуля, позволяющего специфицировать модель *D* на

произвольных наборах прецедентов и вычислять значения критериев для вектора показателей внутри заданной модели.

Эффективность критериев была проверена на наборе данных о сердечных заболеваниях из репозитория машинного обучения *UCI* (результаты на рис. 1). Потери вычислялись как отношение количества неверно классифицированных наблюдений к объёму проверочной выборки.

Список литературы

1. Modeling Paradigms for Medical Diagnostic Decision Support: A Survey and Future Directions / Wagholikar K.B., Sundararajan V., Deshpande A.W. // Journal of medical systems, 2012. Vol. 36. Issue 5. P. 3029-3049.
2. *Шегал Б.Р.* Модель выбора информации в экстренной медицинской диагностике / Б.Р. Шегал // Сборник научных трудов Новосибирского государственного технического университета, 2013. № 2 (72). С. 68-77.
3. *Bishop C.* Pattern Recognition and Machine Learning – Springer Verlag New York, 2007. 738 p.
4. Экспертные системы. Принципы работы и примеры: Пер. с англ. / А. Брукинг, П. Джонс, Ф. Кокс и др.; Под ред. Р. Форсайта. М.: Радио и связь, 1987. 224 с.