

Для составления и разработки данной деловой игры, было проанализированы актуальные тенденции в сфере рекламы на данный момент, и сформированы в деловую игру, сейчас происходит активная работа над отладкой игры к последующему тестированию. Игра будет осуществляться посредством Google Таблицы и Microsoft Excel.

1. Мазилкина Е.И., Паничкина Г.Г., Ольхова Л.А. Основы рекламы: учеб. пособие. – Москва: Альфа-М, НИЦ ИНФРА-М, 2016. – 240 с.
2. Головлева Е. Л. Основы рекламы. – Москва: Академический проект, 2017. – 336 с.
3. Васильев Г.А., Поляков В.А. Основы рекламы: учеб. пособие. – Москва: Вузовский учебник, ИНФРА-М, 2016. – 407 с.
4. Измайлова М. А. Психология рекламной деятельности: учебник. – Москва: Дашков и Ко, 2016. – 444 с.
5. Кузьмина О.Г. Социологическое обеспечение рекламы и маркетинга. – Москва: Дашков и К, 2014. – 128 с.
6. Что такое реклама [Электронный ресурс]. – URL: <https://kazarabativat.ru/marketing/chto-takoe-reklama/>

Рубрика: Методы и алгоритмы решения задач в бизнес-информатике

УДК 519.688

ПОСТРОЕНИЕ ДИАГНОСТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ИШЕМИЧЕСКОЙ БОЛЕЗНИ СЕРДЦА МЕТОДОМ ОПОРНЫХ ВЕКТОРОВ

А.П. Квон
бакалавр
Е.Д. Емцева
преподаватель

*Владивостокский государственный университет экономики и сервиса
Владивосток, Россия*

В настоящее время проблема диагностики ишемической болезни сердца рстается актуальной. Наиболее точным методом диагностики является коронарография, но данный метод дорогостоящий и опасный. Поэтому построение диагностической модели ИБС является актуальной задачей для российской медицины и должно происходить с использованием новых методов. В работе предлагается использование одного из методов машинного обучения – метод опорных векторов.

Ключевые слова и словосочетания: диагностика ИБС, обучение с учителем, метод опорных векторов.

CONSTRUCTION OF A DIAGNOSTIC MODEL OF ISHEMIC HEART DISEASE BY THE METODS SUPPORT VECTOR MACHINES

The problem of diagnostic ischemic heart disease remains topical for the present time. The most accurate diagnostic method is coronarography, but this method is expensive and dangerous. Therefore, the construction of a diagnostic model of coronary heart disease is an urgent task for Russian medicine and should occur using new methods. The paper proposes the use of one of the methods of machine learning – the support vector machine.

Keywords: diagnostic IHD, Supervised learning, support vector machine (SVM).

В настоящее время наиболее точным и достоверным способом диагностики ишемической болезни сердца (ИБС) является коронарография – рентгеноконтрастный метод исследования. Этот метод является достаточно опасным, дорогостоящим не всегда оправданным, поэтому потребность в поиске альтернативных способов диагностирования становится все более и более актуальной. Большое количество методов диагностики ИБС, основанных на математическом моделировании, было разработано ранее: скрининг больных ишемической болезнью сердца с

использованием многофакторного дискриминантного анализа электрокардиограммы [1]; математическая модель диагностики ишемической болезни сердца на основе анализа комплекса объективных биологических признаков и при условии исключения субъективных факторов, традиционно используемых в процессе диагностики заболевания [2]; метод неинвазивного скринингового обследования сердца на основании комплексной оценки временных, скоростных показателей реполяризации миокарда и состояния вегетативной регуляции ритма сердца [3].

В данном исследовании главной целью было построение новой диагностической модели ишемической болезни сердца методом опорных векторов.

Основная идея метода опорных векторов заключается в том, что, используя небольшое количество точек, строится разделяющая поверхность. Берутся только те точки, которые расположены в критической для разделения зоне, а остальные игнорируются. Если есть два класса наблюдений и предполагается линейная форма границы между ними, то существуют два случая:

- идеальное разделение данных гиперплоскостью, причем оптимальной является та, которая максимально удалена от точек (имеет максимальный зазор);
- точки перекрываются и оба класса линейно не делимы.

Оптимальную разделяющую гиперплоскость находят из условия максимизации ширины зазора, но при этом разрешается задать условие с переменной C . Она обозначает допустимое число нарушений границ зазора и их выраженность, которая отбирается с использованием перекрестной проверки, а найти решение при этом можно с помощью квадратичной оптимизации с линейными ограничениями. Данный классификатор отличается от других классификаторов тем, что его решающее правило не зависит от выбросов точек, расположенных вне критической зоны разделения [4].

Для построения такой модели использовалась среда программирования R, среда вычислений, разработанная для статистической обработки данных, математического моделирования и работы с графикой. У данной программы есть два главных преимущества, из-за которых она и использовалась: гибкость (наличие большого количества методов современного статистического анализа) и свободный код (бесплатность, возможность использовать готовые пакеты и программировать самостоятельно) [5].

Чтобы построить диагностическую модель ИБС методом опорных векторов, использованы данные около 200 медицинских показателей 300 пациентов, которые подверглись процедуре коронарографии. Пациентов, у которых была диагностирована ИБС, относим к классу со значением соответствующей факторной переменной 0, здоровых к классу – 1. При выборе факторов, выступающих в качестве предикторов для задачи классификации, использовали тесты на независимость Вилкоксона и Спирмена для факторных и числовых переменных соответственно.

Далее сформировали таблицу данных с учетом тестов на независимость. Эти данные были подвергнуты стандартизации с центрированием по минимуму и нормированию по размаху, затем разделили на обучающую и тестовую выборки в соотношении 3:1 с помощью функции `createDataPartition()`, которая позволяет сохранить пропорции классов исходных данных:

- `n<-createDataPartition(dns$y, p=0.75, list=FALSE)`
- `d_train<-dns[n,]` – тренировочная выборка.
- `d_test<-dns[-n,]` – тестовая выборка.

Известно, что метод опорных векторов SVM (Support Vector Machine) можно рассматривать как нелинейное обобщение линейного классификатора, основанное на расширении размерности исходного пространства предикторов, используя специальные *ядерные функции* [4]. К обучающей выборке применили метод `svm` с помощью функции `ksvm()` пакета `kernel`, используя радиальное ядро. Подбор параметра ядра и величину штрафа за неправильно классифицированные объекты проводился с помощью кросс-валидации:

- `m_b<-ksvm(y ~.,data = d_train, kernel = "rbf",scaled=FALSE, prob.model = TRUE,C=5,cross=100)`
- `cross(m_b)`

Матрица ошибок прогноза построенной модели классификации с порогом отсечения 0.5 для обучающей выборки имеет вид:

	Факт	
Прогноз	0	1
0	164	19
1	6	37

Точность прогноза составляет 88.94%.

Матрица ошибок порогом отсечения ≈ 0.5 для тестовой выборки имеет вид:

Прогноз \ Факт	0	1
0	52	12
1	4	6

Точность прогноза составляет 78.38%.

Для представления результатов бинарной классификации построили ROC-кривую. Так как классов два, то один из них является классом с положительными исходами, а второй – с отрицательными исходами. В нашем случае данная кривая показывает зависимость количества верно классифицированных здоровых от количества неверно классифицированных больных.

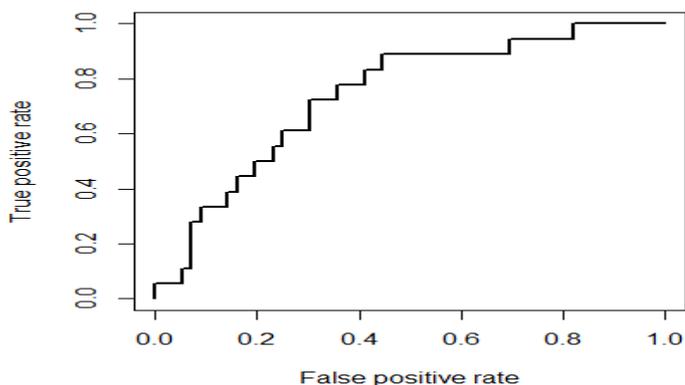


Рис. 1. ROC-кривая

AUC (площадь под кривой) $\approx 0,7432$. AUC является показателем качества модели – наша модель является хорошей, так как значение площади под кривой находится в диапазоне от 0.7 до 0.8.

Как известно, для того, чтобы применять модель на практике, т.е. относить новые наблюдения к одному из двух классов, нужно выбрать оптимальный порог отсечения. Для определения оптимального порога нужно задать критерий его определения, т.к. существуют разные оптимальные стратегии.

По умолчанию наши прогнозы строились согласно требованию максимальной суммарной чувствительности и специфичности модели.

Рассмотрим результаты прогнозирования для порога отсечения с выполнением требования баланса между чувствительностью и специфичностью, т.е. когда $Se \approx Sp$.

В этом случае порог есть точка пересечения двух кривых, когда по оси абсцисс откладывается порог отсечения, а по оси ординат – чувствительность или специфичность модели (рис. 2).

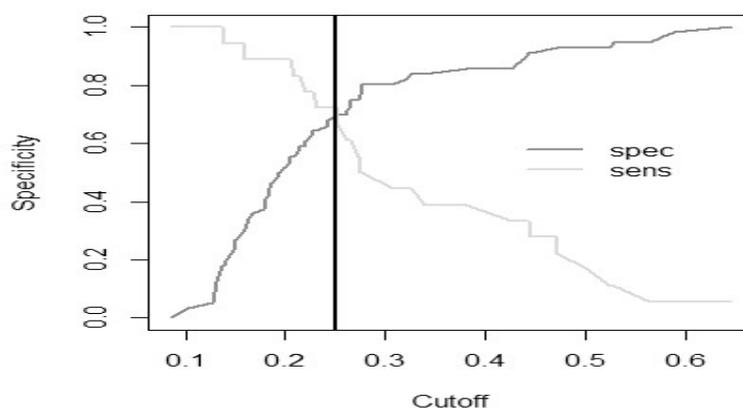


Рис. 2. Кривые чувствительности и специфичности

В данном случае порог отсечения ≈ 0.25 . К сожалению, для поставленной задачи данный порог неидеален, так как определяет большое количество больных людей здоровыми:

Факт	
Прогноз 0	1
0	39
5	1
1	17
13	

Вследствие этого решено оставить порог, подобранный автоматически согласно стратегии суммарного максимума чувствительности и специфичности.

Таким образом, построена модель классификации методом опорных векторов, имеющая точность прогноза для тестовой выборки около 78%. Такая точность для поставленной задачи не может считаться приемлемой, но при дальнейшем усовершенствовании, например, путем поиска лучшей совокупности предикторов и оптимальных параметров, возможно может быть рассмотрена в качестве одного из методов диагностики ишемической болезни сердца, альтернативных коронарографии.

1. Рыбак О.К., Довгалецкий Я.П., Дурнова Н.Ю., Бурлака А.Н. Скрининг больных ишемической болезнью сердца с использованием многофакторного дискриминантного анализа электрокардиограмм // Саратовский научно-медицинский журнал. – 2010. – С. 76-81.

2. Кузнецов Е.А., Негашева М.А., Анохин В.Н., Волов Н.А., Ли Е.Д., Бычкова О.П. Математическая модель диагностики ишемической болезни сердца методом множественного дискриминантного анализа // Российский кардиологический журнал. – 2001. – №5. – С. 60-65

3. Дурнова Н.Ю. Комплексная оценка временных и скоростных показателей реполяризации миокарда и состояния вегетативной регуляции ритма сердца в неинвазивной диагностике ишемической болезни сердца: автореф. дис. ... канд. мед. наук: 14.01.05. – Саратов, 2012. – 25с.

4. Шитиков В.К., Мастицкий С.Э. Классификация, регрессия и другие алгоритмы Data Mining с использованием R. – Тольятти, Лондон, 2017. – 351 с.

5. Кабаков Р.И. R в действии. Анализ и визуализация данных в программе R / пер. с англ. П.А. Волкова. – Москва: ДМК Пресс, 2014. – 588 с.

Рубрика: Методы и алгоритмы решения задач в бизнес-информатике

УДК 65.012

РАЗРАБОТКА И АНАЛИЗ КОГНИТИВНОЙ КАРТЫ ПРОБЛЕМЫ «ЭФФЕКТИВНАЯ ДЕЯТЕЛЬНОСТЬ ОТДЕЛА КАДРОВ»

А.В. Киселева

бакалавр

А.А. Гресько

канд. экон. наук, доцент кафедры математики и моделирования

*Владивостокский государственный университет экономики и сервиса
Владивосток, Россия*

С помощью когнитивного моделирования существует возможность проводить поддержку стратегических решений в управлении предприятием, рассматривая предприятие как сложную динамическую систему и учитывая факторы внешней и внутренней среды. В статье приведен пример когнитивной карты предприятия ООО «Сигма Марин Технолоджи», а именно, рассмотрена проблема эффективной деятельности отдела кадров предприятия.

Ключевые слова и словосочетания: когнитивный анализ, когнитивная карта, причинно-следственная связь, концепт, когнитивная матрица.

DEVELOPMENT AND ANALYSIS OF A COGNITIVE MAP OF THE PROBLEM «EFFECTIVE WORK OF THE PERSONNEL DEPARTMENT»

Using cognitive modeling, it is possible to support strategic decisions in enterprise management, considering the enterprise as a complex dynamic system and taking into account factors of the external