

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Томский государственный университет
Горно-Алтайский государственный университет
Институт оптики атмосферы им. В.Е. Зуева СО РАН

НОВЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В ИССЛЕДОВАНИИ СЛОЖНЫХ СТРУКТУР

**МАТЕРИАЛЫ ДЕСЯТОЙ РОССИЙСКОЙ КОНФЕРЕНЦИИ
С МЕЖДУНАРОДНЫМ УЧАСТИЕМ**

Томск
Издательский Дом Томского государственного университета
2014

где для $i = \overline{1, N}$ $\bar{I}_i = 1 - I_i$, r_1 – число полных наблюдений в интервале $(0, T_1]$, r_2 – число полных наблюдений в интервале $(T_2, T]$. Оценка (1) является непараметрической [1], асимптотически несмещенной, при $N_1 > 0$ соответствуют оценке Каплана-Мейера [1].

Пусть ф.р. с.в. является симметричной относительно центра $\alpha = T/2$, т.е. [2]:

$$F(t) = 1 - F(2\alpha - t + 0), \quad t \in [0, T]. \quad (2)$$

Оценка ф.р. $F(x)$ с учетом свойства (2) строится путем проектирования в класс симметричных функций по формуле [2]:

$$F_N^{us}(t) = \Pi F_N^u(t) = \frac{F_N^u(t) + 1 - F_N^u(2\alpha - t + 0)}{2}, \quad t \in [0, T], \quad (3)$$

где $\Pi(\cdot)$ – проектор, неподвижный в классе симметричных ф.р. [2]. В данной работе было показано, что оценка (3) является асимптотически несмещенной, также методом подстановки получена оценка математического ожидания по ц.в. с учетом симметрии, изучены ее свойства.

Литература

1. Скрипник В.М., Назин А.Е., Приходько Ю.Г., Благовещенский Ю.Н. Анализ надежности технических систем по цензурированным выборкам. М.: Радио и связь, 1988. 184 с.: ил.
2. Дмитриев Ю.Г., Устинов Ю.К. Статистическое оценивание распределений вероятностей с использованием дополнительной информации. Томск: Изд-во ТГУ, 1988. 194 с.

АДАПТИВНАЯ БАЙЕСОВСКАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ ОБЪЕКТОВ В МЕТРИЧЕСКОМ ПРОСТРАНСТВЕ

А.И. Кубарев, В.В. Поддубный

Национальный исследовательский Томский государственный университет, Томск, Россия
kubarev.galaxyw@gmail.com, vvpoddubny@gmail.com

Рассматривается задача адаптации байесовского классификатора, построенного в предположении нормальности плотностей распределения $p(z|k)$ n -векторов z признаков объектов каждого класса k ($k = 1, 2, \dots, K$), к неизвестному действительному распределению этих векторов в n -мерном метрическом пространстве. Компоненты признаков считаются статистически зависимыми.

Как известно, байесовский классификатор относит испытуемый объект к тому классу k , апостериорная вероятность которого $P(k|z) = P(k) p(z|k) / p(z)$, пересчитанная по формуле Байеса из априорной вероятности $P(k)$, максимальна. Если параметры нормального распределения (n -векторы математических ожиданий μ_k и $n \times n$ -матрицы вторых центральных моментов W_k) каждого класса k неизвестны, в распределениях $p(z|k)$ используются их эмпирические оценки, полученные по обучающей выборке объектов с известной принадлежностью к классам. Если распределения n -векторов признаков объектов неизвестны (обозначим такие векторы через x), необходимо построить по обучающей выборке n -мерные эмпирические плотности $p_3(x|k)$ распределений этих векторов для каждого класса k и использовать их в байесовском классификаторе вместо $p(z|k)$. При достаточно большом n для этого потребуется астрономическое число обучающих выборок, экспоненциально возрастающее с ростом n . Такого числа обучающих выборок может просто не существовать.

Однако, используя гауссову копула-функцию [1,2] $C(x) = \Phi(\Phi_1^{-1}(F_1(x_1)), \dots, \Phi_n^{-1}(F_n(x_n)))$, где $F_i(x_i)$, $i = 1, 2, \dots, n$, – маргинальные функции распределения негауссовых наблюдений x , $\Phi_i^{-1}(z_i)$, $i = 1, 2, \dots, n$, – функции, обратные маргинальным функциям распределения гауссова вектора z , $\Phi(z)$ – многомерная нормальная функция распределения, можно построить гауссову копула-оценку многомерного негауссова распределения и адаптировать гауссов байесовский классификатор к негауссовым данным следующим образом. Сначала по обучающей выборке построим непрерывные сглаженные (например, кусочно-линейные) маргинальные эмпирические функции распределения компонент вектора x для каждого класса k : $F_{3i}(x_i|k)$, $i = 1, 2, \dots, n$, $k = 1, 2, \dots, K$. Затем найдём эмпирические оценки математических ожиданий и дисперсий каждой компоненты вектора x каждого класса k . Негауссовы векторы x

обучающей выборки каждого класса преобразуем покомпонентно в гауссовы: $z_i = \Phi_i^{-1}(F_{\alpha_i}(x_i|k)|k)$, используя маргинальные гауссовы функции распределения $\Phi_i(x|k)$ с найденными эмпирическими оценками математических ожиданий и дисперсий для каждого класса. По полученным преобразованиям обучающей выборки найдём эмпирические оценки параметров многомерного нормального распределения $\Phi(z|k)$ и его плотности $p(z|k) = \partial\Phi(z|k) / \partial z$ для каждого класса и на их основе построим обученный и адаптированный к эмпирическому распределению наблюдений байесовский классификатор. Преобразовав затем вектор x признаков испытуемого объекта в гауссов вектор $z(k)$ каждого гипотетического класса k с помощью того же преобразования $z_i(k) = \Phi_i^{-1}(F_{\alpha_i}(x_i|k)|k)$, $i=1, 2, \dots, n$, $k=1, 2, \dots, K$, вычислим оценки апостериорных вероятностей $P(k|z(k)) = P(k) p(z(k)|k) / p(z(k))$ классов и, сравнивая их между собой, отнесём испытуемый объект к классу k с максимальным значением $P(k|z(k))$. Если число N_k обучающих выборок каждого класса недостаточно для эмпирического оценивания параметров многомерного нормального распределения ($N_k < n(n-1)/2 + 2n$), можно, используя метод главных компонент, перейти от исходного признакового пространства к его главным компонентам, сохранив максимальное число $m < n$ главных компонент, при котором $N_k \geq m(m-1)/2 + 2m$. При $m < 2$, построить не «наивный» байесовский классификатор невозможно. Обратная схема преобразования $x = F^{-1}(\Phi(z|k)|k)$ может быть использована для генерации контрольных выборок (при их отсутствии) со статистическими свойствами обучающих выборок, нужных для оценки качества классификации (по полной вероятности ошибки или по F -мере – гармоническому среднему долей объектов, правильно отнесённых к k -му классу, из объектов k -го класса и объектов, отнесённых к k -му классу).

Литература

1. Nelsen R.B. An Introduction to Copulas. Springer, 1999. 236 p.
2. Благовещенский Ю.Н. Основные элементы теории копул // Прикладная эконометрика. 2012. № 2 (26). С. 113–130.

ИНФОРМАЦИОННО-ЭНТРОПИЙНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ СОБЫТИЙНОЙ БЕЗОПАСНОСТИ

Н.А. Лукьянова, Д.В. Семенова

Институт математики и фундаментальной информатики СФУ, Красноярск, Россия
nata00sfu@gmail.com, dariasdv@gmail.com

Стремительное развитие научно-технического прогресса и расширение масштабов производственной деятельности, появление новых энергонасыщенных технологий, техники и оборудования, строительство объектов различного функционального назначения, увеличение площадей и объемов зданий и сооружений, в которых сосредоточено большое количество людей, активное использование новых материалов и опасных веществ – всё это несет не только благо, но и потенциальную угрозу для здоровья и жизни людей, окружающей среды, материально-технической базы производства. В этой связи возрастает актуальность разработки и создания эффективных методов и средств для проведения независимой объективной оценки эффективности системы безопасности предприятия (в том числе, систем пожарной безопасности), которые затрагивают значительное количество параметров и характеристик различной природы, с целью выявления незащищенных мест в системе безопасности, а также выработке рекомендаций по укреплению ее надежности.

Объектом исследования выбрана событийно вероятностная модель системы безопасности предприятия [3, 4], которая образуется событийным взаимодействием трех системных совокупных фигуратов, каждый из которых отвечает за событийное поведение соответствующей совокупности: **М**-субъектов, **В**-барьеров и **Х**-объектов предприятия, совместные событийные состояния которых формируют событийное состояние безопасности всего предприятия в целом.

Информационно-энтропийное моделирование событийной безопасности (в том числе, систем пожарной безопасности), позволяет

- делать выбор оптимального экспертного портфеля идентификационных признаков / событий (И-признаков / И-событий) управления рисками опасных событий формирующих общий экспертный портфель И-признаков безопасности данного предприятия, который обеспечивает требуемую точность оценки минимальными экспертными затратами;