УДК 621.3911:519.28

И.К. ВАСИЛЬЕВА

Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ", Украина

СПОСОБ ОПИСАНИЯ НЕГАУССОВЫХ ДАННЫХ ВЕРОЯТНОСТНЫМИ МОДЕЛЯМИ НА БАЗЕ УСЕЧЕННЫХ НОРМАЛЬНЫХ РАСПРЕДЕЛЕНИЙ

Предложена статистическая модель для компонент многомерных случайных величин на базе усеченных нормальных законов распределения и описана методика оценки параметров модели. Приведены результаты аппроксимации ряда негауссовых распределений усеченными нормальными плотностями распределения вероятностей и их смесями. Выполнена проверка приемлемости данной модели для описания результатов моделирования случайных величин с распределениями равновероятным, экспоненциальным, Рэлея и арксинуса. Показано, что предлагаемая модель является адекватной, тем самым обоснованы предпосылки для разработки достаточно универсальных многомерных статистических моделей в виде K-компонентных смесей N-мерных усеченных нормальных распределений.

Ключевые слова: *усеченное нормальное распределение, параметры распределения, параметры смеси, статистическая оценка, целевая функция, аппроксимация.*

Введение

Одной из задач распознавания объектов на этапе обучения является построение адекватных статистических моделей, которые должны описывать как плотности распределения вероятностей (ПРВ) отдельных компонент вектора наблюдений, так и корреляционные связи между ними. Подбор ПРВ для одномерных данных обычно не представляет проблему, однако для многомерного случая построение статистической модели вызывает затруднения. Они обусловлены тем, что получаемые при моделировании либо измеряемые в эксперименте физические величины могут иметь различные законы распределения (ЗР). В то же время получаемые данные характеризуют один и тот же объект исследований и, таким образом, зачастую могут быть взаимосвязанными (зависимыми или коррелированными). Но тогда многомерное совместное распределение совокупности данных должно описываться некоторым многомерным законом, включающим в себя коррелированные компоненты с различными распределениями. В доступных литературных источниках аналитические выражения подобных «разнокомпонентных» законов отсутствуют [1]. Кроме того, методология обработки данных при наличии корреляционных связей основывается на предположении о нормальности рассматриваемых распределений. В связи с этим ЗР данных часто считают нормальными с той или иной степенью приближения. Это допущение считается оправданным, если на наблюдения влияет большое количество независимых случайных факторов, причем вклад каждого из факторов в результирующее воздействие пренебрежимо мал. К тому же, свойство нормальности данных существенно упрощает процедуру построения статистических моделей, поскольку оценка параметров модели сводится к вычислению выборочных среднего, дисперсии и оценки коэффициентов корреляции компонент вектора наблюдений $\vec{x}$. В то же время нередки случаи, когда эмпирическое распределение заметно отличается от нормального закона, в частности, является асимметричным (близким к закону Рэлея), амодальным (подобно равномерному ЗР) или антимодальным (как ЗР арксинуса). Так, большинство поляризационных характеристик объектов дистанционного зондирования [2 – 4] имеют негауссовы ПРВ и определены в фиксированной области допустимых значений (например, $x \in [-\pi, \pi]$ для угловых величин, $x \in [0, 1]$ для нормированных коэффициентов). В этом случае для аппроксимации распределений многомерных данных применяют многопараметрические ПРВ, основанные на нелинейных преобразованиях случайных величин с нормальным ЗР [3, 5]. За счет большого количества параметров (3...5) такие статистические модели обладают высокой степенью универсальности, а использование нормального закона в качестве базового позволяет не выходить за рамки корреляционной теории.

В данной работе предлагается для описания ПРВ компонент случайных векторов использовать усеченный нормальный ЗР или смесь усеченных нормальных ПРВ, что, при обобщении на многомерный случай, позволит аппроксимировать многомерные эмпирические распределения усеченным вариантом многомерного нормального ЗР. Целью работы является разработка методики оценки параметров модели на базе усеченных нормальных ПРВ, а также проверка ее адекватности по результатам моделирования негауссовых случайных величин.

1. Модели многомерных признаков и одномерных компонент случайных векторов

Как правило, в практических задачах распознавания эталонными описаниями объектов служат статистические модели многомерных нормальных совокупностей вида [6, 7]:

$$f(\vec{x}) = (2\pi)^{-p/2}|\mathbf{R}|^{-1/2}\exp\left[-\frac{1}{2}(\vec{x}-\vec{m})^T\mathbf{R}^{-1}(\vec{x}-\vec{m})\right], \quad (1)$$

где $\vec{m}$ – вектор математического ожидания (МО) признака объекта в p-мерном пространстве **X**.

Корреляционная матрица **R** – симметричная невырожденная матрица размером p×p, составленная из центральных моментов второго порядка, образованных составляющими случайного вектора $\vec{x}$:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & r_{12}\sigma_1\sigma_2 & \cdots & r_{1p}\sigma_1\sigma_p \\ r_{12}\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 & \cdots & r_{2p}\sigma_2\sigma_p \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ r_{1p}\sigma_1\sigma_p & r_{2p}\sigma_2\sigma_p & \cdots & \sigma_p^2 \end{bmatrix},$$

где σ_i – среднеквадратическое отклонение (СКО);

r_{ij} – коэффициент корреляции между i-м и j-м компонентами случайного вектора.

В этом случае распределения составляющих p-мерной случайной величины x_j, $j = 1 \div p$, описываются нормальными законами [6, 7]:

$$f(x_j) = N(x_j; m_j, \sigma_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\cdot\sigma_j}\exp\left[-\frac{(x_j - m_j)^2}{2\sigma_j^2}\right]. \quad (2)$$

Если вид ЗР x_j с допустимой степенью приближения нельзя признать нормальным, тогда, как отмечалось выше, применяют функциональные преобразования случайных величин с нормальным законом распределения. Так, одной из достаточно универсальных статистических моделей является система распределений Джонсона [6], основанная на нелинейных преобразованиях вида $z = \gamma + \eta\cdot\tau(x, \varepsilon, \lambda)$, реализующих замену случайной величины x случайной величиной z с нормальным законом распределения.

Преобразование Джонсона имеет два параметра формы (η и γ) и два параметра масштаба (ε и λ); функция $\tau(\bullet)$ определяется типом преобразования. При $\tau(x, \varepsilon, \lambda) = \ln[(x-\varepsilon)/(\varepsilon - x + \lambda)]$, $\eta > 0$, $\gamma \in (-\infty, +\infty)$, $\lambda > 0$, $\varepsilon \in (-\infty, +\infty)$, $\varepsilon \le x \le \varepsilon + \lambda$ плотность распределения величины x_j имеет вид:

$$f(x_j) = S_b(x_j; \varepsilon, \lambda, \eta, \gamma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}}\cdot\frac{\eta\lambda}{(x_j - \varepsilon)(\varepsilon + \lambda - x_j)}\times$$
$$\times\exp\left[-0,5\cdot\left(\gamma + \eta\ln\left((x_j - \varepsilon)/(\varepsilon + \lambda - x_j)\right)\right)^2\right]. \quad (3)$$

S_b-распределение Джонсона (3) позволяет аппроксимировать практически любые унимодальные и широкий спектр бимодальных ЗР.

Многомерный вариант распределения (3), предложенный в работе [8], имеет вид:

$$f(\vec{x}) = (2\pi)^{-p/2}|\mathbf{R}|^{-1/2}\prod_{i=1}^{p}\frac{\eta_i\lambda_i}{(x_i - \varepsilon_i)(\varepsilon_i + \lambda_i - x_i)}\times$$
$$\times\exp\left[-\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{p}R_{ij}^{-1}\left(\gamma_i + \eta_i\ln\frac{x_i - \varepsilon_i}{\varepsilon_i + \lambda_i - x_i}\right)\times\right. \quad (4)$$
$$\left.\times\left(\gamma_j + \eta_j\ln\frac{x_j - \varepsilon_j}{\varepsilon_j + \lambda_j - x_j}\right)\right],$$

где элементы корреляционной матрицы **R** можно оценить по выборке объемом M:

$$\hat{R}_{ij} = \frac{1}{M}\sum_{\nu=1}^{M} z_i(t_\nu) z_j(t_\nu),$$

где $z = \gamma + \eta\ln[(x-\varepsilon)/(\varepsilon + \lambda - x)]$ – нелинейное преобразование случайной величины x с S_b- распределением Джонсона в случайную величину z, распределенную по нормальному закону с нулевым МО и единичной дисперсией.

Как альтернатива применению нелинейных преобразований нормального ЗР при построении многомерных статистических моделей предлагается использовать усеченный вариант нормального распределения. Маргинальные одномерные ПРВ в этом случае имеют вид

$$f(x_j) = N'(x_j) = C\cdot N(x_j; m_j, \sigma_j) \;\Big|\; x_j \in [a_j, b_j], \quad (5)$$

где C – константа, определяемая из условия нормировки ПРВ на интервале [a, b]:

$$C(m_j, \sigma_j) = 1\Big/\int_a^b N(x_j; m_j, \sigma_j)\,dx_j. \quad (6)$$

Поскольку величины данных наблюдений всегда ограничены некоторым диапазоном, любое эмпирическое распределение можно рассматривать как усеченное. А так как параметры { m, σ, a, b} независимы, то при определенном интервале [a, b], варьируя значения m, σ, можно изменять форму кривой нормального ЗР с нулевыми асимметрией β_1 и эксцессом β_2 [7, 9]. Если m расположена в точке середины интервала усечения $m = x_c = (a+b)/2$, то распределение симметрично ($\beta_1 = 0$); при $m < x_c$ асимметрия положительна, при $m > x_c$ – отрицательна. С увеличением σ уменьшается коэффициент эксцесса β_2, следовательно, ПРВ будет иметь более плоскую вершину, чем нормальная кривая.

Для описания антимодальных и мультимодальных распределений нужно использовать линейную комбинацию K усеченных нормальных ЗР:

$$f\left(x_j\right)=\sum_{k=1}^{K} P_k f_k\left(x_j\right) \quad , \tag{7}$$

где $f_k\left(x_j\right)$ – ПРВ компонент смеси, определенные на смежных интервалах $\left[a_k, b_k\right]$, $a_{k+1}=b_k$:

$$f_k\left(x_j\right)=\begin{cases} C_k \cdot N\left(x_j; m_{k,j}, \sigma_{k,j}\right), \ x_j \in\left[a_k, b_k\right]; \\ 0, \ x_j \notin\left[a_k, b_k\right]. \end{cases} \tag{8}$$

В этом случае кривая ПРВ получается кусочно-гладкой (может быть разрыв в точках соприкосновения $f_k(x_j)$). Однако для большинства практических применений это не существенно, т.к. аналитическое дифференцирование ПРВ обычно не требуется, а интегрирование с приемлемой погрешностью можно осуществить численными методами. Если принципиально необходимо обеспечить гладкость кривой ПРВ, можно использовать базисные функции (8) смеси (7) в виде:

$$f_k\left(x_j\right)=\begin{cases} C_k \cdot N\left(x_j; m_{kj}, \sigma_{kj}\right), \ x_j \in[a, b]; \\ 0, \ x_j \notin[a, b]. \end{cases} \tag{9}$$

Число компонент K смеси (7) определяется видом аппроксимируемого распределения. Для антимодального ЗР (вида ЗР арксинуса) K = 2, для мультимодальных распределений K равно числу мод.

Весовые коэффициенты P_k имеют смысл априорных вероятностей появления результата наблюдения в k-м интервале $\left[a_k, b_k\right]$; оценки P_k рассчитывают по отношению

$$P_k=M_k / M \, , \tag{10}$$

где M – объем обучающей выборки; M_k – число наблюдений, представляющих k-ю компоненту смеси.

Оценки параметров усеченного нормального ЗР m_{kj} и σ_{kj} находят путем решения задачи минимизации целевой функции [10]

$$\sum_{i=1}^{r}\left[f\left(x_{ij} \mid m_{kj}, \sigma_{kj}\right)-H_{ij}\right]^2+\delta_k\left(\sigma_{kj}\right) \cdot W \rightarrow \min , \tag{11}$$

где r – разрядность гистограммы;

$\delta_k\left(\sigma_{kj}\right)$ – штрафная функция, обеспечивающая поиск оптимальных оценок параметров только в области допустимых значений СКО:

$$\delta_k\left(\sigma_{kj}\right)=\begin{cases} 1, & \sigma_{kj} \leq 0; \\ 0, & \sigma_{kj}>0; \end{cases}$$

W – параметр штрафа (достаточно большое положительное число); $f\left(x_{ij} \mid m_{kj}, \sigma_{kj}\right)$ – значение аппроксимирующей ПРВ (модели) в точке середины i-го интервала гистограммы случайной величины x_j; H_{ij} – высота i-го столбца гистограммы – относительная частота попадания случайной величины x_j в i-й интервал.

В том случае, когда не требуется обеспечить условие непрерывности результирующей ПРВ в точках соприкосновения ПРВ компонент, т.е. допустимо $f_k\left(b_k\right) \neq f_{k+1}\left(b_k\right)$, то оценку параметров m_{kj}, σ_{kj} и C_k можно выполнять по отдельности для каждой компоненты; при этом нужно решить K задач двумерной оптимизации целевой функции вида (11). В противном случае поиск параметров распределений всех K компонент смеси (7) необходимо проводить совместно, т.е., решить одну задачу 2K-мерной минимизации.

Что касается оценок границ интервала усечения a и b, то в качестве последних можно принимать либо граничные значения размаха случайной величины (при достаточно больших объемах выборки), либо использовать методику доверительного оценивания [9] дисперсии, характеризующей разброс. Наконец, в ряде случаев точные значения a и b могут быть известны априори, например, если речь идет о случайных углах, случайных фазовых сдвигах или случайных нормированных признаках.

2. Проверка адекватности модели

Методика проверки адекватности предлагаемой модели заключалась в следующем. Выполняем моделирование обучающих выборок реализаций случайных величин с негауссовыми ЗР (см. табл. 1): равномерным (1), экспоненциальным (2), Рэлея (3), арксинуса (4). Обозначения, принятые в табл. 1: r – стандартная равновероятная величина, $r \in[0, 1]$, ε_1 и ε_2 – независимые стандартные нормальные величины с нулевыми МО и единичными СКО.

Таблица 1

ПРВ генеральных совокупностей
и алгоритмы моделирования выборок

ЗР	$f(x)$	x
1	$1/(b-a)$	$a+(b-a)\cdot r$
2	$\lambda \exp(-\lambda \cdot x)$, $x \geq 0$	$-\ln(r)/\lambda$
3	$\frac{x}{s^2}\exp\left(-\frac{x^2}{2s^2}\right)$, $x \geq 0$	$\sqrt{\varepsilon_1^2+\varepsilon_2^2}$ (при $s=1$)
4	$\frac{1}{\pi}\frac{1}{\sqrt{a^2-x^2}}$, $\lvert x\rvert < a$	$-a \cdot \pi \sin(r-0,5)$

По полученным выборкам (объемом M = 200) строим гистограммы (r = 20, интервалы равной длины); вид гистограмм показан на рис. 1. На этом же рисунке изображены две нормальные ПРВ, аппроксимирующие эмпирическое распределение. Одна из этих ПРВ (1) построена по статистическим оценкам МО $\hat{m}$ и СКО $\hat{\sigma}$ (согласно методу моментов), а вторая (2) – по оптимальным оценкам параметров m^* и σ^* усеченного нормального ЗР, определенным как точки минимума целевой функции (11).

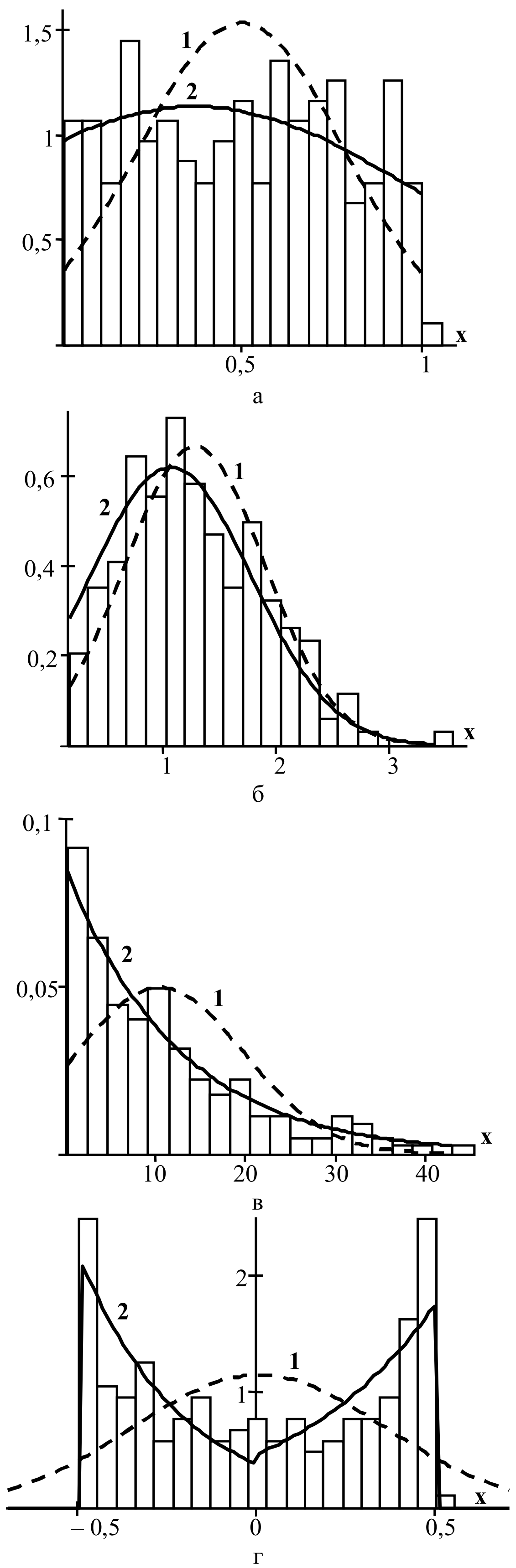

Рис. 1. Эмпирические распределения и усеченные нормальные ПРВ $f\left(x \mid \hat{m},\hat{\sigma}\right)$ (1) и $f\left(x \mid m^*,\sigma^*\right)$ (2):

а – равномерный ЗР; б – экспоненциальный ЗР; в – ЗР Рэлея; г – ЗР арксинуса

Оценку адекватности усеченных нормальных ПРВ аппроксимируемым данным выполняем по критерию согласия χ^2. Для проверки интервалы гистограмм, для которых не выполняется требование, чтобы число наблюдений, попавших в интервал, было не менее пяти, объединяем с соседними. Для каждой полученной гистограммы рассчитываем две статистики S_T и S_M по формуле

$$S_* = \sum_{i=1}^{r'} \frac{\left(n_i - MP_i\right)^2}{MP_i},$$

где r' – разрядность гистограммы после укрупнения интервалов; n_i – абсолютная частота попадания случайной величины в i-й интервал гистограммы, $i = 1 \div r'$; P_i – теоретическая вероятность попадания случайной величины в i-й интервал с координатами начала u_i и конца u_{i+1}:

$$P_i = \int_{u_i}^{u_{i+1}} f(x)\,dx,$$

где при расчете S_T на место подынтегральной функции подставляем теоретическую ПРВ (априори известное распределение генеральной совокупности), а при вычислении S_M – усеченную нормальную ПРВ с оптимальными оценками параметров (модель).

Значение статистик S_T, S_M сравниваем с квантилем порядка α χ^2-распределения с числом степеней свободы $\tau = r - L - 1$, где L – количество оцениваемых по данной выборке параметров распределения. Определяем уровни значимости α_1 и α_2 двух гипотез – $H_1 \left| S_T \le \chi^2_{\alpha_1}(\tau) \right.$: о соответствии выборочных данных известному распределению генеральной совокупности, и $H_2 \left| S_M \le \chi^2_{\alpha_2}(\tau) \right.$: о адекватности аппроксимирующей модели (вида (5) или (7)) эмпирическому распределению. Таким образом, гипотеза H_1 отражает свойство репрезентативности исследуемой выборки, гипотеза H_2 – свойство подобия модели и гистограммы.

Результаты статистической проверки гипотез H_1 и H_2 приведены в табл. 2.

Рис. 2. иллюстрирует сравнение эмпирического количества попаданий n_i реализаций случайной величины x в i-й интервал гистограммы по отношению к теоретически ожидаемым значениям n_i для каждого из моделируемых негауссовых распределений (см. табл. 1) и для аппроксимирующих моделей на базе усеченных нормальных ПРВ общего вида (7) при K = 1 (рис. 2, а – в) и K = 2 (рис. 2, г).

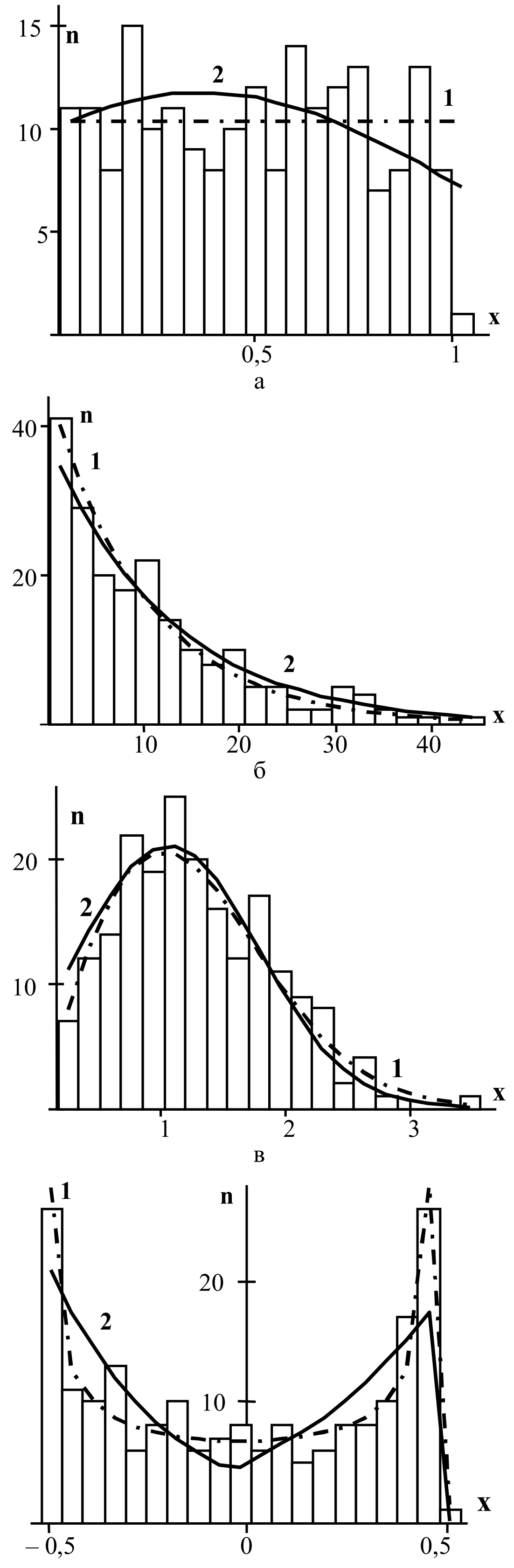

Рис. 2. Значения числа n попаданий наблюдений в интервалы гистограммы и расчетные значения n для генерируемого распределения (1) и модели (2): а – равномерный ЗР; б – экспоненциальный ЗР; в – ЗР Рэлея; г – ЗР арксинуса

Таблица 2

Результаты проверки гипотез о виде ЗР выборки и о приемлемости модели для аппроксимации ЗР

ЗР	r'	S_T	S_M	α_1	α_2
Равномерный	16	18,65	12,62	0,23	0,63
Экспоненциальный	12	5,81	8,07	0,83	0,62
Рэлея	11	7,91	7,32	0,72	0,77
Арксинуса	18	20,61	23,52	0,19	0,10

Как видно из табл. 2, вероятность соответствия экспериментальных данных предлагаемой статистической модели вполне сопоставима с вероятностью соответствия этих данных их собственному (генерируемому) распределению.

Полученные результаты дают основание считать модель общего вида (7) приемлемой для описания маргинальных одномерных ПРВ случайных векторов наблюдений.

Заключение

Распределения реальных многоканальных данных зачастую имеют негауссов вид. Тем не менее, из-за необходимости построения их многомерных статистических моделей, в качестве которых на практике обычно выступают многомерные нормальные ЗР, приходится считать, что все составляющие вектора наблюдений имеют нормальные ПРВ. С одной стороны, такое допущение существенно упрощает оценку параметров ЗР и дает возможность учесть в модели наличие взаимных корреляционных связей между данными в различных каналах, но с другой – ухудшает качество аппроксимации эмпирических распределений. Такие модели могут плохо соответствовать реальным данным, соответственно, при этом теряется информация о свойствах объекта наблюдения.

Результаты проведенных исследований показали, что для повышения степени адекватности статистических моделей можно использовать усеченные нормальные распределения или, в общем виде, K-компонентную смесь усеченных нормальных ПРВ ($K = 1, 2, \ldots$).

Для оценки параметров усеченного нормального распределения необходимо использовать оптимизационный подход – это задача поиска минимума целевой функции (суммы квадратов отклонений гистограммы и модели) с ограничением на допустимую область поиска ($\sigma > 0$).

Возможность дальнейшего обобщения предлагаемой модели на многомерный случай дает основание считать усеченный вариант нормального распределения альтернативой применению нелинейных преобразований нормального закона при аппроксимации негауссовых распределений.

Литература

1. *Фомин, Я.А. Статистическая теория распознавания образов [Текст] / Я.А. Фомин, Г.Р. Тарловский. – М.: Радио и связь, 1986. – 264 с.*

2. *Попов, А.В. О поляризационной модуляции радиолокационных сигналов, отраженных морской поверхностью [Текст] / А.В. Попов, М.В. Борцова // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2011. – № 1 (17). – С. 46 – 55.*

3. *Попов, А.В. Критерий различимости объектов дистанционного зондирования при негауссовском распределении признаков [Текст] / А.В. Попов // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2011. – № 3 (51). – С. 30 – 36.*

4. *Lee, J.-S. Polarimetric Radar Imaging: From Basics to Applications [Text] / J.-S. Lee, E. Pottier. – CRC press., 2009. – 398 p.*

5. *Леховицкий, Д.И. Моделирование пассивных помех импульсным РЛС на основе процессов авторегрессии произвольного порядка [Текст] / Д.И. Леховицкий, И.Г. Кириллов // Системи обробки інформації: зб. наук. пр. Харк. ун-т Повітряних Сил ім. І. Кожедуба. - Вип. 3 (70). – Х., 2008. – С. 90 - 101.*

6. *Хан, Г. Статистические модели в инженерных задачах [Текст]: пер. с англ. / Г. Хан, С. Шапиро. – М.: Мир, 1969. – 369 с.*

7. *Пугачев, В.С. Теория случайных функций [Текст] / В.С. Пугачев. – М.: Физматгиз, 1960. – 883 с.*

8. *Бабаков, М.Ф. Об одном способе аппроксимации распределений многомерных поляриметрических характеристик [Текст] / М.Ф. Бабаков // Автоматизированные системы управления. – 1981. – № 3. – С. 166 – 167.*

9. *Статистический анализ данных, моделирование и исследование вероятностных закономерностей. Компьютерный подход [Текст]: монография / Б.Ю. Лемешко, С.Б. Лемешко, С.Н. Постовалов, Е.В. Чимитова. – Н-ск: Изд-во НГТУ, 2011. – 888 с.*

10. *Соловьев, А.А. Вариационное исчисление и методы оптимизации [Текст]: учеб. издание / А.А. Соловьев. – Саров: РФЯЦ-ВНИИЭФ, 2004. – 241 с.*

Поступила в редакцию 28.11.2011

Рецензент: д-р техн. наук, проф., с.н.с отдела lистанционного зондирования Земли Р.Э. Пащенко, Институт радиофизики и электроники им. А.Я. Усикова ИРЭ НАН Украины, Харьков.

СПОСІБ ОПИСУ НЕГАУСОВИХ ДАНИХ ІМОВІРНІСНИМИ МОДЕЛЯМИ НА БАЗІ ЗРІЗАНИХ НОРМАЛЬНИХ РОЗПОДІЛІВ

І.К. Васильєва

Запропоновано статистичну модель для компонент багатовимірних випадкових величин на базі зрізаних нормальних законів розподілу і описано методику оцінювання параметрів моделі. Наведено результати апроксимації ряду негаусових розподілів зрізаними нормальними щільностями розподілу ймовірності та їх сумішами. Виконано перевірку припустимості цієї моделі для опису результатів моделювання випадкових величин з розподілами рівномірним, експоненціальним, Релея і арксинуса. Показано адекватність запропонованої моделі, тим самим обгрунтовано передумови для розробки достатньо універсальних багатовимірних статистичних моделей у вигляді K-компонентних сумішей N-вимірних зрізаних нормальних розподілів.

Ключові слова: зрізаний нормальний розподіл, параметри розподілу, параметри суміші, статистична оцінка, цільова функція, апроксимація.

METHOD NON-GAUSSIAN DATA DEFINITION BY PROBABILISTIC MODELS BASED ON THE TRUNCATED NORMAL DISTRIBUTIONS

I.K. Vasilyeva

The statistical model for the components of multidimensional random variable based on the truncated normal distributions and the technique of the model's parameters estimation are proposed. The results of the approximation a number of non-Gaussian distributions by the truncated Gaussian probability distributions and their mixtures are produced. Test of the model's acceptability completed for to describe the results of random variables simulation with uniform, exponential, Rayleigh and arcsine probability distributions. It is shown that the proposed model is adequate, thereby justified background for the development of a sufficiently universal multidimensional statistical model in the form of K-components mixture of N-dimensional truncated Gaussian distributions.

Key words: truncated normal distribution, distribution parameters, mixture parameters, statistical estimation, criterion function, approximation.

Васильева Ирина Карловна – канд. техн. наук, доцент кафедры производства радиоэлектронных систем летательных аппаратов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: i.vasilyeva@mail.ru.