УДК 621.396

ОБУЧЕНИЕ АЛГОРИТМА КЛАССИИФИКАЦИИ СЛУЧАЙНОГО ПРОЦЕССА

© 2021 М. Ю. Калинин[1], О. Н. Чопоров[2]

[1]ООО «Импульс-сервис», Москва, Россия
[2]Воронежский институт высоких технологий, Воронеж, Россия

Проведено исследование возможности реализации процедуры обучения алгоритма классификации случайного сигнала по его марковским моделям. Рассмотрены методы обучения технической системы и возможности их реализация, проведена оценка эффективности обучения и его влияние на достоверность классификационных решений.

Ключевые слова: информационный сигнал, случайный процесс, алгоритм классификации, марковские модели.

Введение

Задачи классификации случайных процессов (сигналов) возникают в теории распознавания образов [1], кластеризации [2], нейронных сетей [3] и в различных технических приложениях. Алгоритмы классификации случайных процессов требуют формального описания моделей анализируемых классов, что может быть реализовано на базе марковских моделей [4, 5] и использовано при построении алгоритма классификации [6, 7].[1]

Модель класса может быть построена исходя из теоретических представлений о свойствах принадлежащих ему случайных сигналов. Например, классы сигналов, порождаемых тепловым шумом, могут описываться гауссовской вероятностной моделью и отличаться значениями дисперсии. В реальных условиях классифицируемые процессы (например, принимаемые радиосигналы) обладают сложной, зачастую неизвестной структурой и априорно неопределенными вероятностными свойствами. Тогда модель класса может быть построена экспериментально, например, по реализации случайного процесса с известной принадлежностью к рассматриваемому классу.

Марковская модель

Поступающий сигнал $s(t)$, например, с выхода тракта промежуточной частоты радиоприемника, дискретизируется по времени и уровню m-разрядным аналого-цифровым преобразователем (АЦП) и представляется в виде последовательности отсчетов s_n, где $n = \overline{1, N}$ – номер отсчета, N – объем выборки.

Модель сигнала в виде простой цепи Маркова [4] представляется квадратной матрицей $\left[P_{ij}\right]$ размерности $M = 2^m$ вероятностей P_{ij} перехода отсчета от предшествующего значения $s_{n-1} = i$ к текущему $s_n = j$, $i, j = \overline{1, M}$.

Класс G_r сигналов, где $r = \overline{1, R}$ – его номер, R – число классов, описывается матрицей переходных вероятностей $\left[P_{ij}^{(r)}\right]$ «типичного» сигнала (моделью класса) и принимаемая выборка отсчетов $s_1, s_2, \ldots s_N$ сравнивается с моделями классов в выбранной метрике и решение принимается по минимальному «расстоянию» от выборки до класса.

Переходные вероятности $P_{ij}^{(r)}$ могут быть определены теоретически по двумерной плотности вероятностей значений случайного процесса в r-м классе (если она известна) или по экспериментальной обучающей выборке отсчетов s_n сигнала из этого класса, в которой подсчитывается число переходов l_{ij} значений отсчетов от $s_{n-1} = i$ к $s_n = j$, и тогда для оценки $\tilde{P}_{ij}^{(r)}$ получим

$$\tilde{P}_{ij}^{(r)} = \frac{l_{ij}}{\sum_{r=1}^{M} l_{ir}}. \quad (1)$$

Алгоритм классификации

Алгоритм классификации случайных сигналов по их марковским моделям [6, 7] построен по критерию максимальной апостериорной вероятности и заключается в следующем. По принимаемой выборке отсчетов $s_1, s_2, \ldots s_N$ и известным моделям классов $\left[P_{ij}^{(r)}\right]$ вычисляются матрица чисел перехода $\left[l_{ij}\right]$, а затем решающие статистики

Калинин Максим Юрьевич – ООО «Импульс-сервис», генеральный директор, maks@oxrana.org.

Чопоров Олег Никлаевич – Воронежский институт высоких технологий, доктор техн. наук, профессор, choporov_oleg@mail.ru.

$$L_r = -\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{M} l_{ij} \cdot log_2 P_{ij}^{(r)}, \quad (2)$$

из них выбираются минимальная решающая статистика L_{r0}

$$L_{r0} = \min_r L_r, \quad (3)$$

и следующая за ней

$$L_{r1} = \min_{r \neq r0} L_r. \quad (4)$$

Для обеспечения заданной вероятности правильной классификации P_0 разность $L_{r1} - L_{r0}$ минимальных решающих статистик сравнивается с порогом

$$D = log_2 \left[\frac{(R-1)P_0}{R(1-P_0)}\right], \quad (5)$$

и если

$$L_{r1} - L_{r0} > D, \quad (6)$$

то принимается решение о принадлежности принимаемой реализации отсчетов сигнала классу G_{r0}.

Как видно, важнейшей составляющей алгоритма классификации являются модели классов $\left[P_{ij}^{(r)}\right]$, которые, если отсутствуют теоретические модели, формируются в процессе обучения.

При обработке выборки фиксированного объема для обеспечения требуемой достоверности P_0 требуется большое значение N. Целесообразней использовать вальдовскую процедуру принятия решения, при которой на первом этапе обрабатывается сравнительно короткая выборка объемом $N = N_0$ отсчетов и проверяется выполнение условия (6). Если оно выполняется, то принимается окончательное решение, а в противном случае к выборке добавляется еще N_0 отсчетов (при этом $N = 2N_0$) и вновь проверяется условие (6) и так до тех пор, пока не будет принято окончательное решение.

Рассмотрим пример алгоритма для двух классов (R=2) нормального случайного процесса с нулевыми коэффициентом корреляции и средним значением, но с разными дисперсиями $\sigma_1 = 1$ (класс G_1) и $\sigma_2 = 1{,}5$ (класс G_2) при $N_0 = 5$, $N = nN_0$, n – номер итерации вальдовской процедуры принятия решения и $M = 64$. На рисунке 1 показана зависимость $L_2 - L_1$ от n при обработке выборки отсчетов из класса G_1. Пунктиром отмечены показаны пороги D (5) при P_0=0,99 и P_0=0,999. Как видно, с ростом n наблюдается тенденция увеличения разности решающих статистик, хотя при n=7 и n=10 наблюдается ее снижение, вызванное случайно поступившим «неудачным» фрагментом выборки.

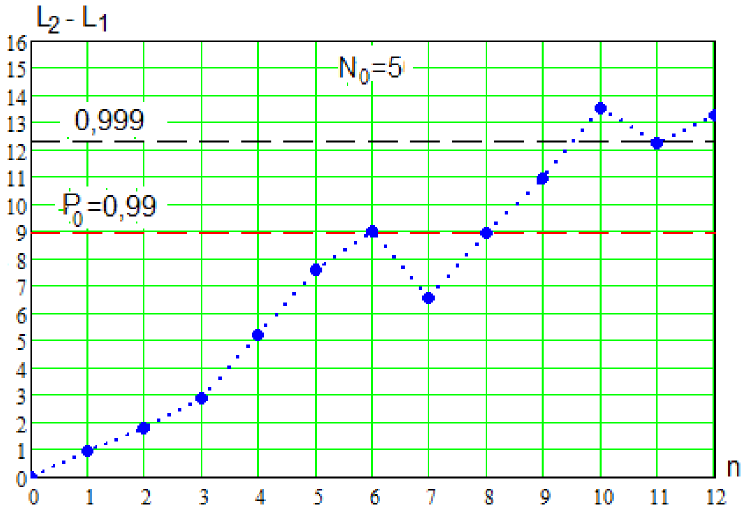

Рисунок 1. Разность решающих статистик

В примере правильное решение о принадлежности поступающей выборки классу G_1 может быть принято при $n = 6$ ($N = 30$) с вероятностью P_0=0,99 и при $n = 10$ ($N = 50$) с вероятностью P_0=0,999.

Обучение алгоритма классификации

Адаптация технической системы к априорно неизвестным условиям функционирования осуществляется на основе обучения [8, 9] с «учителем» и самообучения, например, в виде обучения «с подкреплением» [9].

В рассматриваемом алгоритме обучение «с учителем» предполагает, что для каждого класса G_r формируются обучающие реализации отсчетов сигналов с общим объемом $N_{об}$ с достоверно известной принадлежностью к выбранному классу (например, формируемые физическим процессом, генератором или имитатором [10, 11] сигналов соответствующего типа). По ним определяются числа переходов $l_{ij}^{(r)}$ и в соответствии с (1) модели классов $\tilde{P}_{ij}^{(r)}$, при $N_{об} \to \infty$ для стационарных случайных процессов совпадающие с $P_{ij}^{(r)}$. При конечном объеме обучающей выборки может оказаться, что при некотором i

$$\sum_{j=1}^{M} l_{ij}^{(r)} = 0,$$

тогда вместо (1) можно использовать оценку модели класса

$$\tilde{P}_{ij}^{(r)} = \frac{l_{ij}+a}{\sum_{r=1}^{M} l_{ir}+Ma}, \qquad (7)$$

приняв, например, $a = 0{,}1$.

На рисунке 2 показаны полученные в результате статистического имитационного моделирования зависимости вероятности ошибочного определения принадлежности выборки одному из двух классов гауссовских случайных процессов $P_{ош}$ от объема обучающей выборки $N_{об}$ при $M = 64$. Рисунок 2а соответствует примеру с нулевыми коэффициентом корреляции и средним значением, но с разными дисперсиями $\sigma_1 = 1$ (класс G_1) и $\sigma_2 = 1{,}5$ (класс G_2), решающие статистики которого показаны на рисунке 1, а рисунок 2б – с нулевым средним, единичной дисперсией и различными коэффициентами корреляции $\rho = -0{,}4$ (класс G_1) и $\rho = -0{,}6$ (класс G_2) при $N_0 = 20$. Рядом с кривыми указаны значения доверительной вероятности P_0.

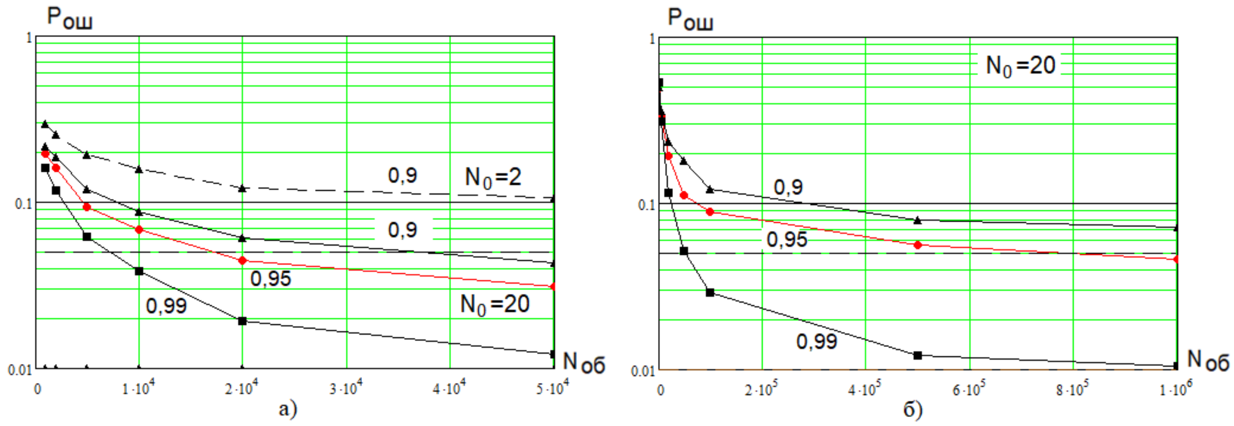

Рисунок 2. Вероятность ошибочной классификации

Как видно, вероятность ошибочной классификации падает с ростом «обученности» алгоритма (величины $N_{об}$), стремясь к заданной величине P_0. Классы на рисунке 2а отличаются друг от друга больше, чем на рисунке 2б, и для них требуются значительно меньшие объемы обучающих выборок.

При небольшой P_0=0,9 вероятность ошибки может быть ниже доверительной вероятности, что связано с избыточной в данном случае величиной $N_0 = 20$. На рисунке 2а волнистым пунктиром показана зависимость $P_{ош}$ от $N_{об}$ при $N_0 = 2$ и P_0=0,9, которая стремится к доверительной вероятности. Повышение N_0 уменьшает вероятность ошибки за счет меньшей вероятности появления «неудачных» реализаций отсчетов принимаемого сигнала.

Заключение

Разработан алгоритм классификации случайных процессов по их марковским моделям с заданной достоверностью на основе вальдовской процедуры принятия решения. Рассмотрена процедура обучения алгоритма классификации, проведено ее статистическое имитационное моделирование. Показана работоспособность алгоритма при обучении «с учителем» даже при «близких» классах с практически приемлемыми объемами обучающих выборок отсчетов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Патрик Э. Основы теории распознавания образов / Э. Патрик. – М.: Советское радио, 1980. – 300 с.

2. Классификация и кластер / Ред. Дж. Вэн Райзин. – М.: Мир, 1980. – 391 с.

3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2008. – 1104 с.

4. Казаков В. А. Введение в теорию марковских процессов и некоторые радиотехнические задачи / В. А. Казаков. – М.: Советское радио, 1973. – 232 с.

5. Булинский А.В. Теория случайных процессов / А. В. Булинский, А. Н. Ширяев. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2005. – 408 с.

6. Особенности разработки программы классификации информационных сигналов

на основе марковской модели / М. Ю. Калинин // Охрана, безопасность, связь. – 2018. – Т. 2. – № 3 (3). – С. 48-57.

7. Программа классификации информационных сигналов / М. Ю. Калинин // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018618911, 23.07.2018. Заявка № 2018616495 от 13.06.2018.

8. Николенко С. И. Самообучающиеся системы / С. И. Николенко, А. П. Тулупьев. – М.: МЦНМО, 2009. – 288 с.

9. Саттон Р. С. Обучение с подкреплением / Р. С. Саттон, Э. Г. Барто. – М.: Бином, 2014. – 399 с.

10. Глушков А. Н. Цифровая имитация случайных сигналов с заданными статистическими свойствами / А. Н. Глушков, М. Ю. Калинин // Вестник Воронежского института МВД России. – 2018. – № 4. – С. 43-50.

11. Цифровой имитатор случайных сигналов / А. Н. Глушков, М. Ю. Калинин, В. П. Литвиненко, Ю. В. Литвиненко // Патент на изобретение RU 2690780 C1, 05.06.2019. Заявка № 2018123052 от 25.06.2018.

LEARNING THE ALGORITHM FOR CLASSIFICATION OF A RANDOM PROCESS

© 2021 M. Y. Kalinin[1], O. N. Choporov[2]

[1] Impulse-Service, Moscow, Russia
[2] Voronezh institute of high technologies, Voronezh, Russia

The possibilities of implementing the procedure for learning the algorithm for classifying a random signal according to its Markov models are considered. The methods of teaching the technical system and the possibilities of their implementation are considered, the effectiveness of training and its influence on the reliability of classification decisions are assessed.

Keywords: information signal, random process, classification algorithm, Markov models.