

УДК 65.011.56

DOI: [10.26102/2310-6018/2024.45.2.001](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2024.45.2.001)

Управление процессом и разработка системы принятия решений классификации информационных сигналов на основе марковских моделей

А.Р. Осама¹, М.Ю. Калинин², Д.И. Мутин³

¹Васитский университет, Васит, Ирак

²Научно-исследовательский институт вычислительных комплексов им. М.А. Карцева, Москва, Российская Федерация

³Московский государственный технологический университет «СТАНКИН», Москва, Российская Федерация

Резюме. В статье обосновывается необходимость осуществления управления процессом классификации информационных сигналов на основе простой и двухсвязной марковских моделей. Показана возможность объединения полученных ранее моделей и алгоритма классификации в систему принятия решений в целях классификации информационных сигналов (случайных процессов) по критерию максимизации апостериорной вероятности. Предлагается структурная схема системы принятия решений, приводится описание разработанных программных компонентов, последовательно реализующих как вспомогательные, так и базовые процедуры, позволяющие реализовать синтезированные ранее марковские модели и методы оценки их параметров, а также алгоритм классификации. Приводится описание возможности обучения алгоритма классификации как «с учителем», так и в режиме «самообучения», определены объемы выборок предоставляемых отсчетов исследуемых сигналов для формирования баз данных марковских моделей сигналов, марковских моделей классов сигналов. Представлены результаты статистического имитационного моделирования зависимости вероятности ошибки от объема обучающей выборки. Предложены структурные схемы некоторых программных компонентов системы принятия решений. Рассмотрены результаты реализации разработанных ранее моделей, методов и алгоритмов, в виде программных средств, показаны функциональные возможности применения данных средств в составе системы принятия решений. Приведены результаты расчетов, показывающие адекватность получаемых решений и функциональность разработанных программных средств. Делаются выводы о возможности применения системы принятия решений в различных предметных областях, в том числе при классификации состояний сердечно-сосудистой системы пациента по наблюдаемым ритмограммам.

Ключевые слова: управление процессом, марковская модель, классификация, апостериорная вероятность, система принятия решений, обучение алгоритма.

Для цитирования: Осама А.Р., Калинин М.Ю., Мутин Д.И. Разработка системы принятия решений по классификации случайных процессов на основе марковских моделей. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2024;12(2). URL: <https://moitvivr.ru/ru/journal/pdf?id=1543> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.45.2.001

Process control and development of a decision support system for classifying information signals based on Markov models

A.R. Osamah¹, M.Y. Kalinin², D.I. Mutin³

¹ University of Wasit, Wasit, Iraq

² Institute of Computing Complexes named after M.A. Kartsev, Moscow, Russian Federation

³ Moscow State University of Technology “STANKIN”, Russian Federation

Abstract. The necessity of controlling the process of classifying information signals based on simple and two-connected Markov models is substantiated. The possibility of combining previously obtained models and a classification algorithm into a decision-making system in order to classify information signals (random processes) is shown according to the criterion of maximizing a posteriori probability. The article proposes a block diagram of the decision-making system, describes the developed software components that consistently implement both auxiliary and basic procedures that allow implementing previously synthesized Markov models and methods for evaluating their parameters, as well as a classification algorithm. The description of the possibility of learning the classification algorithm, both "with a teacher" and in the "self-learning" mode, is given, the volumes of samples of the observations provided by the studied signals for the formation of databases of Markov signal models, Markov models of signal classes are determined. The results of statistical simulation modeling of the dependence of the error probability on the size of the training sample are presented. Block diagrams of some software components of the decision support system are proposed. The results of the implementation of previously developed models, methods and algorithms in the form of software tools are considered, and the functionality of using these tools as part of a decision support system is shown. The results of calculations are presented, showing the adequacy of the solutions obtained and the functionality of the developed software tools. Conclusions are drawn about the possibility of using a decision support system in various subject areas, including when classifying the conditions of the patient's cardiovascular system according to the observed rhythmograms.

Keywords: process control, Markov model, classification, a posteriori probability, decision support system, algorithm training.

For citation: Osamah A.R., Kalinin M.Ju., Mutin D.I. Process control and development of a decision support system for classifying information signals based on Markov models. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2024;12(2). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1543> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.45.2.001 (In Russ.).

Введение

Информационные сигналы пронизывают все области человеческой деятельности. Одним из важнейших направлений их использования и в технике, и в медицине является выявление и классификация состояний рассматриваемых объектов (устройства, технической системы, сердечно-сосудистой системы человека и т. д.) по поступающим от них сигналам [1]. Многочисленность и разнообразие процессов, реализуемых при классификации на основе марковских моделей информационных сигналов, таких как разработка и применение моделей (например, простой и двухсвязной марковских моделей), выбор и расчет решающих статистик соотнесения исследуемых сигналов к классу, формирование и постоянное совершенствование моделей классов, определение и создание «эталонных» записей сигналов, графическое отображение матрицы переходных вероятностей в виде поверхности в трехмерном пространстве и визуализация получаемых результатов требуют организации управления процессом классификации [2]. Так, применение, в частном случае, критерия максимальной апостериорной вероятности [3] позволило получить следующие результаты:

1) сформировать двумерные и трехмерные марковские модели информационных сигналов с заданными вероятностными свойствами [4-5];

2) разработать численные методы оценки параметров марковских моделей сигналов по обучающим выборкам отсчетов, а также методы формирования моделей классов [6-7];

3) разработать алгоритм классификации сигналов по их марковским моделям и синтезировать процедуру обучения алгоритма классификации [8].

Перечисленные результаты позволяют осуществить упорядочивание всех необходимых процессов и создать систему принятия решений [9] для реализации на

основе марковских моделей процедуры классификации информационных сигналов, которые в общем случае могут рассматриваться как случайные процессы.

Материалы и методы

Для создания в рассматриваемой предметной области системы принятия решений (СПР) с учетом имеющихся результатов требуется создание баз данных по марковским моделям информационных сигналов и по марковским моделям классов информационных сигналов. Наполнение указанных баз данных должно осуществляться в процессе создания СПР, в том числе и с помощью разработанных программных средств на основе экспериментально получаемых сигналов, поступающих от реальных объектов.

Обобщенная структурная схема СПР показана на Рисунке 1.

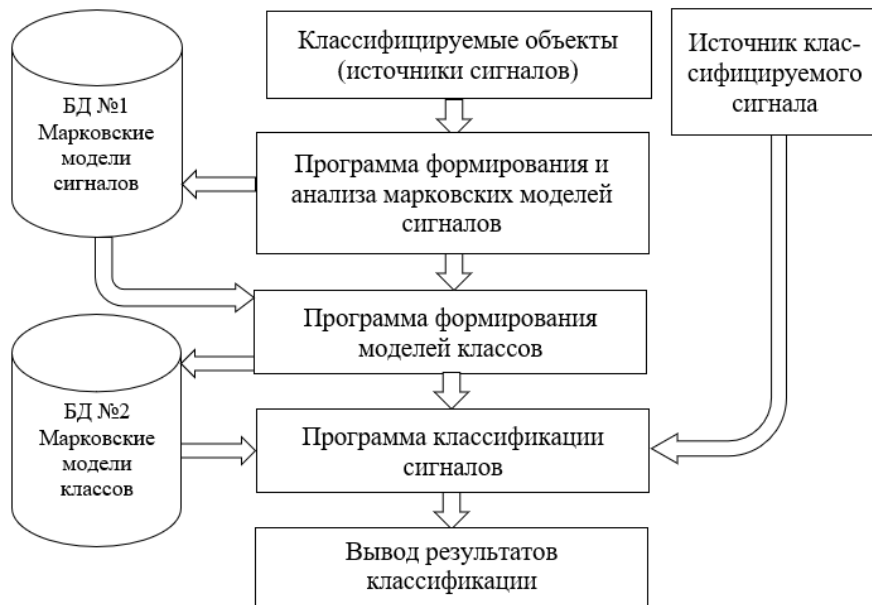


Рисунок 1 – Обобщенная структурная схема системы принятия решения
Figure 1 – Generalized block diagram of the decision-making system

Информационные сигналы поступают от исследуемого объекта, формируются и анализируются их марковские модели.

Модели классов формируются в процессе обучения алгоритма классификации. Для этого используются либо теоретические сведения о многомерных плотностях вероятностей анализируемых случайных процессов, либо экспериментальные реализации (выборки) отсчетов анализируемых процессов с известной принадлежностью выбранному классу (обучение с учителем).

Обучение с «учителем» предполагает, что системе классификации предъявляются реализации случайных процессов, для которых известна принадлежность к одному из заранее выбранных классов (классифицированные выборки). Например, если необходимо «научить» систему классификации различать состояния сердечно-сосудистой системы пациентов по ритмограммам, то ей необходимо предъявить реализации ритмограмм, для которых в результате медицинских исследований врачи («учитель») установили соответствующее состояние. Система формирует марковские модели этих ритмограмм, по которым строится усредненная матрица переходных вероятностей (центр класса) и могут выбираться модели, определяющие границы классов.

Для построения моделей классов необходимо разработать программу для исследования «расстояния» полученных в ходе обучения моделей сигналов внутри класса и между выбранными классами в метрике решающих статистик. Необходимо выделить и устранить из модели класса «неудачные» или «подозрительные» модели сигналов либо разделить класс на подклассы. По результатам анализа моделей сигналов формируется и накапливается их база данных (БД № 1), из нее выбираются модели сигналов, определяющие анализируемые классы, и формируется база данных классов (БД № 2).

Для формирования решений о принадлежности наблюдаемого сигнала соответствующему классу необходимо разработать программу классификации, в которую передаются сформированные модели заданных классов из БД № 2 и наблюдаемая выборка отсчетов от соответствующего источника.

Самообучение технических систем весьма разнообразно [10]. Применительно к рассматриваемой задаче классификации оно может заключаться в обработке поступающих выборок отсчетов случайных процессов (например, радиосигналов) неизвестного класса, формировании для них матриц переходных вероятностей и определении близости между ними в метрике решающих статистик. Близкие между собой марковские модели объединяются в классы, для которых формируется усредненная модель, с которой сравниваются поступающие сигналы. Если новая модель удалена от построенных ранее, она соответствует новому классу. Информация о содержании и свойствах выявленных классов извлекается в процессе функционирования системы, например, при обработке заранее классифицированных выборок.

В режиме обучения система (программа) по полученной классифицированной выборке отсчетов информационного сигнала формирует матрицу суммарных чисел перехода l_{ij} значений квантованной последовательности отсчетов z_n от $z_{n-1} = i$ к $z_n = j$ для всех $n = \overline{2, N}$, где отсчеты z_n сигнала принимают целочисленные значения от 1 до M , на основе которых можно определить экспериментальную оценку совместной вероятности

$$P(z_1 = i, z_2 = j) = \frac{l_{ij}}{(N-1)}, \quad (1)$$

которая полностью определяет простую цепь Маркова, и затем переходные вероятности в виде

$$\tilde{P}_{ij} = \frac{l_{ij}}{\sum_{k=1}^M l_{ik}}. \quad (2)$$

Для двухсвязной марковской модели совместные вероятности $P(z_1 = k, z_2 = i, z_3 = j)$ также оцениваются по экспериментальным значениям чисел переходов l_{kij} в виде

$$P(z_1 = k, z_2 = i, z_3 = j) = P(k, i, j) = \frac{l_{kij}}{(N-2)}. \quad (3)$$

А для переходных вероятностей получим

$$\tilde{P}_{kij} = \frac{l_{kij}}{\sum_{v=1}^M l_{kiv}}. \quad (4)$$

Поскольку выражения (2) и (4) непригодны, если в j -й строке матриц l_{ij} или l_{kij} сумма чисел переходов равна нулю, то для вычисления чисел перехода необходимо использовать оценки (5) или (6) соответственно:

$$\tilde{P}_{ij} = \frac{l_{ij+a}}{\sum_{k=1}^M l_{ik+Ma}}, \quad (5)$$

$$\tilde{P}_{kij} = \frac{l_{kij+a}}{\sum_{v=1}^M l_{kiv+Ma}}. \quad (6)$$

Выбор величины a , например, $a = 1$, может быть проведен по результатам тестирования системы классификации с точки зрения минимизации вероятности ошибочных решений.

Как видно, основой для формирования марковской модели является экспериментальная матрица чисел перехода l_{ij} или l_{kij} .

По результатам обработки множества классифицированных реализаций сигналов формируется усредненная матрица (модель) класса и, при необходимости, модели границ классов.

Для достаточно достоверной оценки матриц чисел перехода и переходных вероятностей необходимо располагать классифицированными выборками отсчетов сигнала $N_{\text{общ}}$:

- для простой цепи Маркова $N_{\text{общ}} \gg (10 \div 100)M^2$;
- для двухсвязной марковской модели $N_{\text{общ}} \gg (10 \div 100)M^3$.

Например, при $M = 64$ для простой цепи Маркова $N_{\text{общ}} \gg 10^5$, а для двухсвязной модели $N_{\text{общ}} \gg 10^7$, то есть для формирования моделей классов необходимо располагать классифицированными выборками большого объема.

Для обучения системы классификации состояний пациентов по ритмограммам, свойства которых зависят от времени суток, необходимо использовать классифицированные реализации длительностью 1 час, объемом примерно 100 отсчетов. Тогда даже для простой марковской модели потребуется более $N_{\text{общ}}/100 \gg 10^3$ классифицированных записей для каждого класса, что потребует обследования нескольких тысяч пациентов. Для двухсвязной марковской модели эти требования повышаются в несколько десятков раз.

При формировании марковских моделей радиотехнических сигналов частота их дискретизации достаточно велика и выборки большого объема могут быть получены при небольших затратах времени, например, при частоте дискретизации 1 МГц объем выборки $N_{\text{общ}} \gg 10^5$ можно получить за несколько секунд. Поэтому в дальнейшем будем рассматривать классификацию радиотехнических сигналов на основе простой цепи Маркова.

Процедура обучения «с учителем» предусматривает формирование обучающей выборки объемом $N_{\text{общ}}$, по которой формируется матрица чисел перехода l_{ij} и затем матрица переходных вероятностей P_{ij} . При короткой обучающей выборке будет получена грубая оценка P_{ij} (она будет существенно отличаться от истинной модели класса), что приведет к увеличению ошибок классификации.

Методом статистического имитационного моделирования проведен анализ [11] требований к объему обучающей выборки на примере классификации нормального случайного процесса с различными коэффициентами корреляции. Его двумерная плотность вероятностей имеет вид

$$w(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi\sigma^2\sqrt{1-r^2}} \exp \left[-\frac{(x_1-x_{\text{CP}})^2 + 2r(x_1-x_{\text{CP}})(x_2-x_{\text{CP}}) + (x_2-x_{\text{CP}})^2}{2(1-r^2)\sigma^2} \right], \quad (7)$$

где x_{CP} – среднее значение, σ^2 – дисперсия, r – коэффициент корреляции. Примем $x_{\text{CP}} = 0$, $\sigma^2 = 1$, $r_1 = -0,4$ для процессов первого класса (G_1) и $r_2 = -0,6$ – для второго класса (G_2).

В ходе моделирования формируются обучающие выборки из $N_{\text{общ}}$ отсчетов для классов G_1 и G_2 , по которым в течение KK_1 циклов моделирования строятся оценки матриц переходных вероятностей в соответствии с (5), и затем в течение KK_2 циклов формируются реализации отсчетов из класса G_1 нарастающего объема с шагом L_0 , для которых определяются решающие статистики L_1 и L_2 следующего вида

$$L_k = L_k(z_1, z_2, \dots, z_N) = -\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M l_{ij} \cdot \log_2 P_{ij}^{(k)}. \quad (8)$$

Затем формируется их разность $\Delta L = L_2 - L_1$, которая сравнивается с порогом

$$D = \log_2 \left[\frac{K-1}{K} \frac{P_0}{1-P_0} \right]. \quad (9)$$

При числе классов $K = 2$, порог равен

$$D = \log_2 \left[\frac{1}{2} \frac{P_0}{1-P_0} \right]. \quad (10)$$

Если $\Delta L \geq D$, то принимается правильное решение о принадлежности реализации классу G_1 (обрабатывается выборка отсчетов из этого класса), а если $\Delta L < D$, то принимается ошибочное решение о принадлежности реализации классу G_2 . В результате формируется оценка вероятности ошибки

$$P_{\text{ош}} = \frac{Q_{\text{ош}}}{KK_1 \cdot KK_2}, \quad (11)$$

где $Q_{\text{ош}}$ – число полученных ошибочных решений.

Формируемые в классах G_1 и G_2 гауссовские случайные процессы отличаются только коэффициентами корреляции $r_1 = -0,4$ и $r_2 = -0,6$, у них похожи временные реализации, одинаковы одномерные распределения вероятностей. Корреляционные функции $r(k)$ этих сигналов показаны на Рисунке 2 (k – величина смещения), пунктиром показаны зависимости $|r_1|^k$ и $|r_2|^k$ соответственно. Спектры этих сигналов показаны на Рисунке 3. Как видно, между рассматриваемыми классами нет существенных различий.

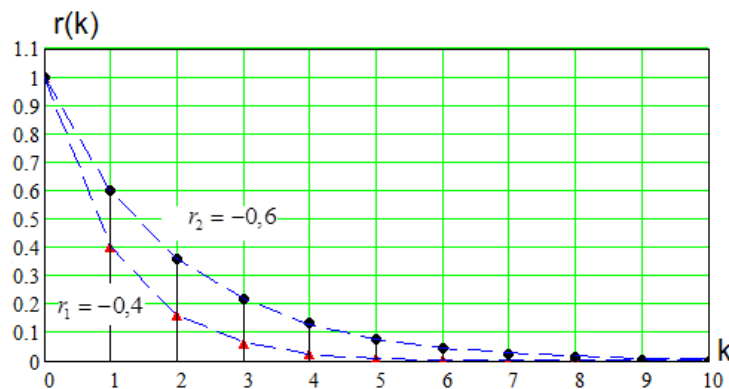


Рисунок 2 – Корреляционные функции сигналов
Figure 2 – Correlation functions of signals

На Рисунке 4 приведена полученная в результате статистического имитационного моделирования зависимость вероятности ошибки $P_{\text{ош}}$ от объема обучающей выборки $N_{\text{общ}}$ при значении порога $D = 3$, что соответствует доверительной вероятности $P_0 = 0,9$.

При заданном $N_{\text{общ}}$ наблюдается значительный разброс числа ошибок, что обусловлено возможностью появления «неудачных» обучающих выборок. Как видно, с ростом $N_{\text{общ}}$ вероятность ошибок падает.

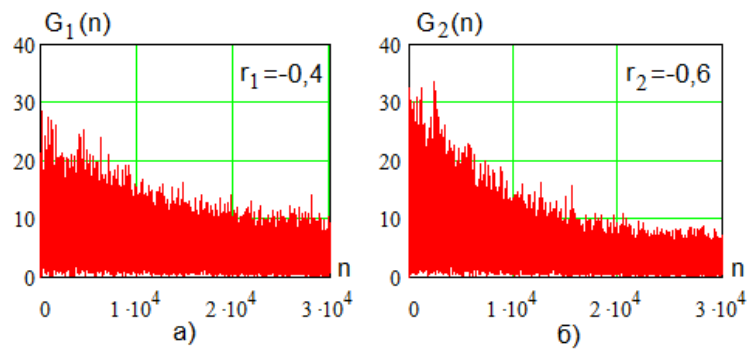


Рисунок 3 – Спектры сигналов
 Figure 3 – Signal spectra

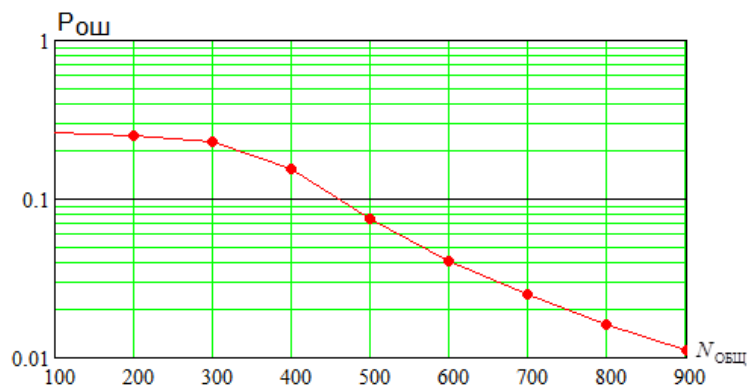


Рисунок 4 – Вероятность ошибки
 Figure 4 – Probability of error

При увеличении порога до $D = 7$ ($P_0 = 0,99$) и $N_{общ} = 400$ вероятность ошибки падает от $P_{ош} = 0,15$ до $0,011$, при этом возрастает время классификации. При сближении классов (значений r_1 и r_2) вероятность ошибки увеличивается и для ее снижения необходимо повышать $N_{общ}$.

В целом результаты моделирования свидетельствуют о высокой эффективности алгоритма классификации случайных процессов на основе их марковских моделей даже при слабых отличиях свойств классов. Для уверенной классификации с малым числом ошибок алгоритм должен быть качественно «обучен», величина $N_{общ}$ должна быть не менее $10^4 \div 10^5$ отсчетов для каждого класса. С ростом числа классов требования к качеству обучения повышаются.

Результаты

Входящее в СПР программное обеспечение процедуры классификации случайных процессов должно обеспечивать выполнение следующих операций:

- формирование матриц чисел перехода значений случайного процесса;
- анализ решающих статистик для выбранных моделей классов;
- классификацию случайных процессов.

Программа формирования чисел перехода позволяет для указанного ей файла, содержащего классифицированную реализацию отсчетов сигнала, построить матрицу чисел перехода l_{ij} значений отсчетов z_n . Эта матрица удобна для накопления

информации о свойствах модели и построения ее усредненных вариантов, из нее определяется матрица переходных вероятностей.

Программа анализа решающих статистик позволяет сравнивать их значения для файла, содержащего анализируемую выборку отсчетов, со всеми моделями в выбранном классе. Программа классификации случайных процессов предназначена для решения задачи классификации реализации сигнала в выбранном входном файле.

Обобщенная структурная схема и исходное рабочее окно программы формирования матриц чисел перехода показаны на Рисунках 5 и 6.

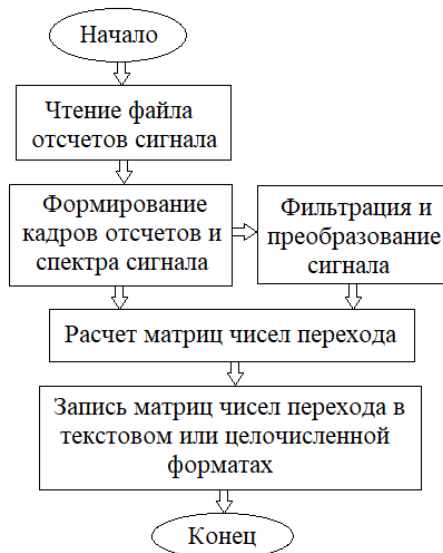


Рисунок 5 – Структурная схема программы формирования матриц чисел перехода
Figure 5 – Block diagram of the program for forming transition number matrices

Процедура формирования марковской модели отражается в рабочем окне программы (Рисунок 6).

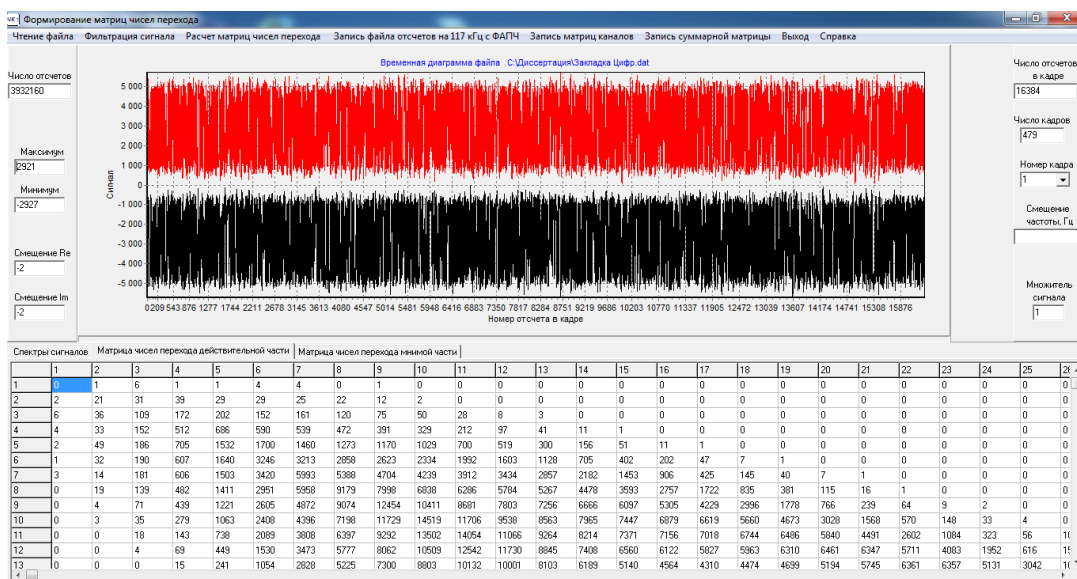


Рисунок 6 – Формирование марковской модели
Figure 6 – Formation of the Markov model

Полученные матрицы размера 64×64 (4096 элементов) можно записать в файлы в виде текста с расширением .txt и в целочисленном виде с расширением .mat отдельно для каждого квадратурного канала или в виде суммарной матрицы чисел перехода. На их основе формируются марковские модели сигналов.

В настоящий момент разработанная программа классификации информационных сигналов, входящая в состав СПР, позволяет определять принадлежность сигнала с выхода DOWN-конвертера в виде двух последовательностей отсчетов по N шестнадцатирядных целых чисел к одному из выбранных классов:

- сигнал с АМ;
- узкополосная ЧМ радиостанция;
- сигнал с GMSK.

Анализируемые сигналы записаны в файлы, имена и технические характеристики сигналов указаны в базе данных программы (файл с именем «имя.dat» в папке «signals»). Обобщенная структурная схема и рабочее окно программы показаны на Рисунках 7 и 8.

В левой части окна программы (Рисунок 8) показан результат процедуры считывания реализации выбранного сигнала (ЧМ аналог), представлены временные диаграммы сигналов в квадратурных каналах и результаты вычисления спектра амплитуд, на графике которого показана амплитудно-частотная характеристика обрабатываемого фильтра. Здесь же проводится оценка ширины спектра сигнала.

В правой части окна программы (Рисунок 8) сформирована простая марковская модель сигналов в каждом из квадратурных каналов, вычислены их матрицы переходных вероятностей. Матрицы размерностью 64×64 сравниваются с записанными ранее в памяти компьютера эталонными матрицами для каждого из классов, вычисляются решающие статистики и выбирается тот класс, у которого статистика минимальна.

При формировании решения для классов узкополосных ЧМ сигналов и GMSK учитывается имеющаяся информация о ширине спектра анализируемого сигнала.

На экран монитора выдаются значения всех решающих статистик и статистики для выбранного класса. Кроме того, выводится графическое отображение матрицы переходных вероятностей в виде поверхности в трехмерном пространстве. Этот график как «образ сигнала» можно использовать для визуального контроля принимаемых решений.

Программа приняла решение о принадлежности сигнала к классу «Узкополосная ЧМ радиостанция» со значением решающей статистики 6,11, но окончательное решение формируется с дополнительным учетом ширины спектра.

Ошибочные решения могут возникать при наличии помех и недостаточной «обученности» алгоритма классификации. В этом случае можно дообучить алгоритм, например, введением новых классов сигналов «с помехами» или изменением $N_{\text{общ}}$.

Рассмотренные процессы классификации информационных сигналов таким образом требуют от исследователя принятия следующих управленческих решений, легко реализуемых в предлагаемой СПР:

- 1) выбор величины a для двухсвязной марковской модели;
- 2) получение классифицированных выборок большого объема $N_{\text{общ}}$;
- 3) определение значения доверительной вероятности P_0 , устраивающего исследователя;
- 4) указание «разумного» числа классов информационных сигналов;
- 5) дообучение алгоритма.

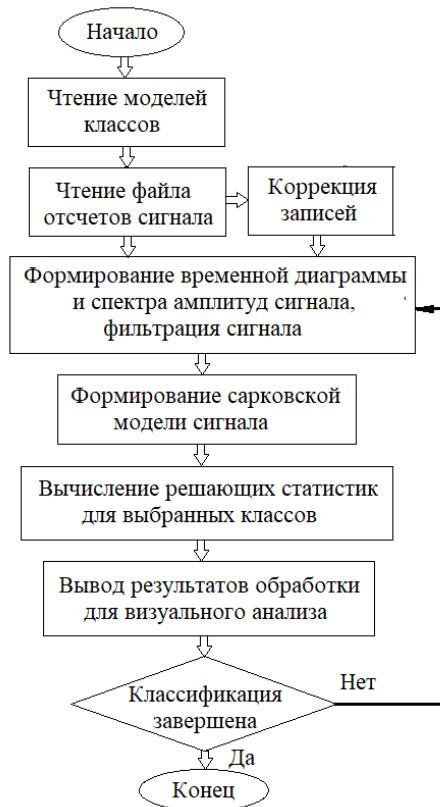


Рисунок 7 – Структурная схема программы классификации
 Figure 7 – Block diagram of the classification program

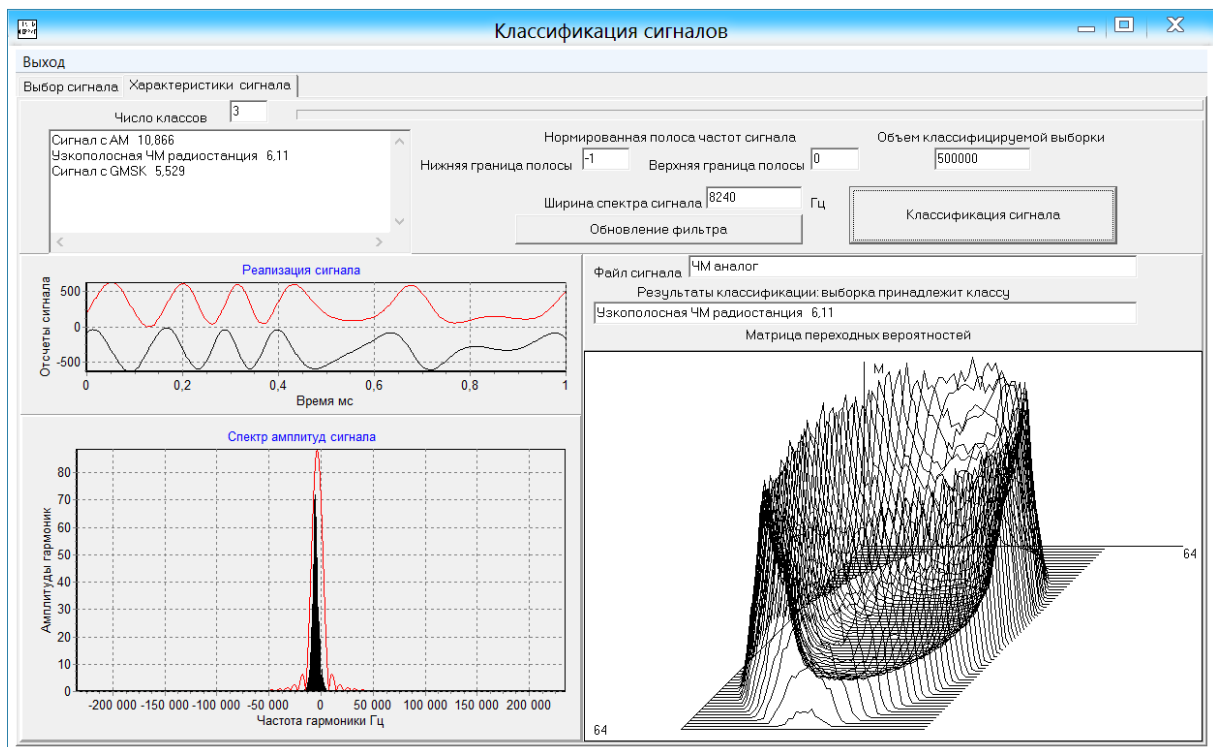


Рисунок 8 – Рабочее окно в режиме классификации
 Figure 8 – Working window in classification mode

Обсуждение

Таким образом, система принятия решения для реализации процедур классификации случайных процессов на основе марковских моделей, состоящая из программных модулей, каждый из которых решает свою задачу, позволяет на основе анализа решающих статистик сравнивать между собой модели различных классов, проверять их различимость, определять взаимные отличия моделей внутри класса с возможностью выявления существенных отклонений для последующего выявления причин несоответствия, а самое главное – обеспечивать принятие решения о принадлежности рассматриваемого информационного сигнала одному из существующих классов. Дальнейшие действия после классификации принятого сигнала связаны с выбором решения, которое необходимо выполнить для улучшения состояния рассматриваемого объекта.

Визуализация результатов анализа рассматриваемых сигналов позволяет на основе строящихся графиков («образов сигнала») упростить процедуру классификации, а также оценить минимально необходимый объем анализируемой выборки.

Реализованные в СПР функции позволяют изменять частотную характеристику фильтра, задавая верхнюю и нижнюю граничные частоты полосы пропускания, выводить на экран монитора значения всех решающих статистик и статистики для выбранного класса, а также графическое отображение матрицы переходных вероятностей в виде поверхности в трехмерном пространстве.

В то же время, СПР является легко дополняемой системой, т. е. позволяет в процессе функционирования дополнять имеющиеся базы данных новыми записями с целью повышения точности проведения классификации рассматриваемых сигналов.

Заключение

Разработанная программа формирования матриц чисел перехода случайного процесса по записанным реализациям радиосигнала позволяет исследовать решающие статистики, их свойства внутри выбранного класса и между классами и оценивать возможности марковской модели для решения задач классификации.

Разработанная программа классификации информационных сигналов позволяет анализировать сигнал, его спектр амплитуд и принимать решения о принадлежности реализации сигнала одному из заданных классов. Показано, что в рамках марковской модели обеспечивается уверенное различение радиосигналов.

Разработанные программы позволяют обеспечить управление процессами и функционирование СПР по классификации информационных сигналов на основе марковских моделей, что позволяет принимать решения в различных областях, в частности, осуществлять классификацию состояний сердечно-сосудистой системы пациента по наблюдаемым ритмограммам.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Казаков В.А. *Введение в теорию марковских процессов и некоторые радиотехнические задачи*. Москва: Советское радио; 1973. 232 с.
2. Новиков Д.А. *Теория управления организационными системами*. Москва: Издательство физико-математической литературы; 2012. 604 с.
3. Бочаров П.П., Печинкин А.В. *Теория вероятностей. Математическая статистика*. Москва: ФИЗМАТЛИТ; 2005. 296 с.
4. Глушков А.Н., Литвиненко Ю.В., Калинин М.Ю. Марковская модель ритмограммы. В сборнике: *Всероссийская конференция «Интеллектуальные информационные системы»*: Интеллектуальные информационные системы:

- труды всероссийской конференции, 23-24 июня 2016 года, Воронеж, Россия. Воронеж: Воронежский государственный технический университет; 2016. С. 127–130.
5. Калинин М.Ю. Двумерная обобщенная вероятностная модель радиосигналов. *Вестник Воронежского института высоких технологий*. 2021;15(1):16–18. URL: <https://vestnikvvt.ru/ru/journal/pdf?id=386> (дата обращения: 01.03.2024).
 6. Глушков Д.А., Калинин М.Ю., Литвиненко Ю.В. Аналитическая двумерная вероятностная модель радиосигнала. *Вестник Воронежского государственного технического университета*. 2023;19(1):57–61.
 7. Калинин М.Ю., Чопоров О.Н. Обучение алгоритма классификации случайного процесса. *Вестник Воронежского института высоких технологий*. 2021;15(1):19–22. URL: <https://vestnikvvt.ru/ru/journal/pdf?id=387> (дата обращения: 01.03.2024).
 8. Калинин М.Ю., Чопоров О.Н., Бонч-Бруевич А.М. Классификация случайных сигналов на основе их двухсвязных марковских моделей. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2022;10(3). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1222>. DOI: 10.26102/2310-6018/2022.38.3.017 (дата обращения: 01.03.2024).
 9. Терелянский П.В. *Системы поддержки принятия решений. Опыт проектирования*. Волгоград: ВолгГТУ; 2009. 329 с.
 10. Николенко С.И., Тулупьев А.Л. *Самообучающиеся системы*. Москва: МЦНМО; 2009. 288 с.
 11. Калинин М.Ю., Чопоров О.Н. Энтропийные оценки решающих статистик алгоритма классификации случайных процессов. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2020;8(4). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=881>. DOI: 10.26102/2310-6018/2020.31.4.034 (дата обращения: 04.03.2024).

REFERENCES

1. Kazakov V.A. *Vvedenie v teoriyu markovskikh protsessov i nekotorye radiotekhnicheskie zadachi*. Moscow: Sovetskoe radio; 1973. 232 p. (In Russ.).
2. Novikov D.A. *Teoriya upravleniya organizacionnymi sistemami*. Moscow: Izdatel'stvo fiziko-matematicheskoy literatury; 2012. 604 p. (In Russ.).
3. Bocharov P.P., Pechinkin A.V. *Teoriya veroyatnostei. Matematicheskaya statistika*. Moscow: FIZMATLIT; 2005. 296 p. (In Russ.).
4. Glushkov A.N., Litvinenko Yu.V., Kalinin M.Yu. Markovskaya model' ritmogrammy. In: *Vserossiiskaya konferentsiya «Intellektual'nye informatsionnye sistemy»: Intellektual'nye informatsionnye sistemy: trudy vserossiiskoi konferentsii, 23-24 June 2016, Voronezh, Russia*. Voronezh: Voronezh State Technical University; 2016. P. 127–130. (In Russ.).
5. Kalinin M.Yu. Two-Dimensional Generalized Probability Model Radio Signals. *Vestnik Voronezhskogo instituta vysokikh tekhnologii = Bulletin of the Voronezh Institute of High Technologies*. 2021;15(1):16–18. (In Russ.). URL: <https://vestnikvvt.ru/ru/journal/pdf?id=386> [Accessed 1st March 2024].
6. Glushkov D.A., Kalinin M.Yu., Litvinenko Yu.V. Analytical Two-Dimensional Probabilistic Radio Signal Model. *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Bulletin of Voronezh State Technical University*. 2023;19(1):57–61. (In Russ.).

7. Kalinin M.Yu., Choporov O.N. Learning the Algorithm for Classification of a Random Process. *Vestnik Voronezhskogo instituta vysokikh tekhnologii = Bulletin of the Voronezh Institute of High Technologies*. 2021;15(1):19–22. (In Russ.). URL: <https://vestnikvvt.ru/ru/journal/pdf?id=387> [Accessed 1st March 2024].
8. Kalinin M.Yu., Choporov O.N., Bonch-Bruevich A.M. Classification of Random Signals Based on Their Doubly Connected Markov Models. *Modelirovanie, optimizatsiya i informatsionnye tekhnologii = Modeling, Optimization and Information Technology*. 2022;10(3). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1222>. DOI: 10.26102/2310-6018/2022.38.3.017 [Accessed 1st March 2024].
9. Terelyanskii P.V. *Sistemy podderzhki prinyatiya reshenii. Opyt proektirovaniya*. Volgograd: VolgGTU; 2009. 329 p. (In Russ.).
10. Nikolenko S.I., Tulup'ev A.L. *Samoobuchayushchiesya sistemy*. Moscow: MTsNMO; 2009. 288 p. (In Russ.).
11. Kalinin M.Yu., Choporov O.N. Entropy Estimates of the Decision Statistics of the Classification Algorithm for Random Processes. *Modelirovanie, optimizatsiya i informatsionnye tekhnologii = Modeling, Optimization and Information Technology*. 2020;8(4). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=881>. DOI: 10.26102/2310-6018/2020.31.4.034 [Accessed 4th March 2024].

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Осама Адил Рахим, кандидат технических наук, преподаватель Васитского университета, Васит, Ирак.
e-mail: oalmusawi@uowasit.edu.iq

Osamah Adil Raheem, Candidate of Engineering Sciences, Lecturer, University of Wasit, Wasit, Iraq.

Калинин Максим Юрьевич, научный сотрудник, Научно-исследовательский институт вычислительных комплексов им. М.А. Карцева, Москва, Российская Федерация.
e-mail: maks@oxrana.org

Kalinin Maxim Yurievich, Research Institute of Computing Complexes named after M.A. Kartsev, Moscow, Russian Federation.

Мутин Денис Игоревич, доктор технических наук, профессор Московского государственного технологического университета «СТАНКИН», Москва, Российская Федерация.
e-mail: d.i.mutin@mail.ru

Mutin Denis Igorevich, Doctor of Engineering Sciences, professor of Moscow State University of Technology “STANKIN”, Moscow, Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 25.03.2024; одобрена после рецензирования 29.03.2024; принята к публикации 05.04.2024.

The article was submitted 25.03.2024; approved after reviewing 29.03.2024; accepted for publication 05.04.2024.