АВТОМАТИЗИРОВАННЫЕ СИСТЕМЫ НАУЧНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ

С.А. Прохоров, И.М. Куликовских

МОДЕЛИРОВАНИЕ И АППРОКСИМАТИВНЫЙ АНАЛИЗ СЛУЧАЙНЫХ СИГНАЛОВ: ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И НАПРАВЛЕНИЯ РАЗВИТИЯ

(Самарский национальный исследовательский университет
им. академика С.П. Королева, Самара, Россия)

При проведении научных исследований, комплексных испытаний с помощью средств информационно-измерительной техники исследователь получает случайный сигнал $x(t,\overline{\Theta})$, характеристики которого $\overline{\Theta}$ подлежат определению.

Все вероятностные характеристики, определяемые во временной области, можно условно разделить на характеристики положения и формы кривой распределения вероятностей случайного процесса и характеристики взаимосвязи (см. рис.1).

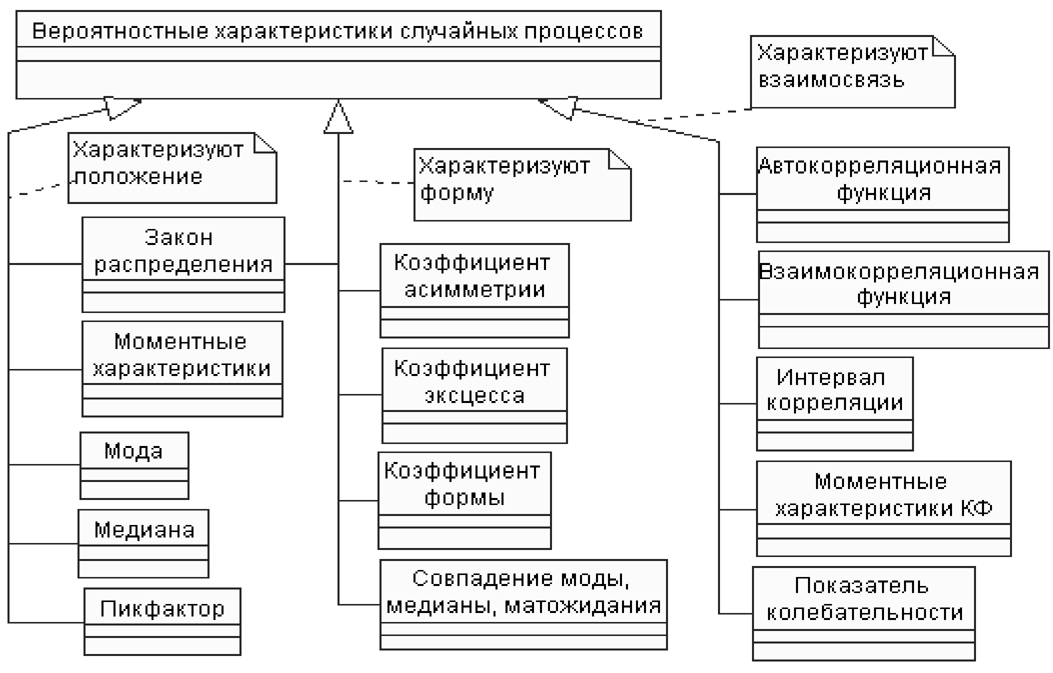

Рисунок 1 – Классификация вероятностных характеристик случайных процессов

При этом наиболее часто определяются (в порядке возрастания материальных и вычислительных затрат):

- числовые характеристики случайного процесса;
- авто и взаимные корреляционные функции;
- спектральные плотности мощности;
- законы распределения.

На основании общей теории статистических измерений [1] измеряемая вероятностная характеристика определяется как предел выборочного среднего функционально преобразованного случайного процесса:

$$\Theta[X(t)] = \lim_{d\to\infty} S_d\, g[x_j(t)], \tag{1}$$

где Θ – измеряемая вероятностная характеристика;

S_d – оператор идеального усреднения;

d – параметр усреднения (время T, совокупность реализаций N или время и совокупность реализаций TN);

g – оператор, представляющий собой преобразования, лежащие в основе определения вероятностной характеристики Θ;

$x_j(t)$ – j-ая реализация случайного процесса.

При ограниченной совокупности выборочных данных (результатов измерения) временные последовательности случайных процессов представляются в виде временных рядов. Выделим восемь классов важнейших процессов (временных последовательностей), которые встречаются на практике при решении самых разнообразных задач:

1 детерминированные процессы $\varphi(t)$;

2 случайные процессы $X(t)$;

3 детерминированные последовательности с регулярными интервалами времени между отсчетами $T = const$ $\varphi(iT)$;

4 случайные последовательности с регулярными интервалами времени между отсчетами $\Delta t = const$, $X_j(i\Delta t_0)$, где j - номер реализации;

5 детерминированные последовательности со случайными интервалами времени между отсчетами $\Delta t_{ii} = t_{i,i+1} - t_{ii} = random$ $\varphi_j(t_i)$;

6 случайные последовательности со случайными интервалами времени между отсчетами $\Delta t_{ii} = t_{i,i+1} - t_{ii} = random$ $X_i(t_i)$;

7 регулярный поток событий -

$$\delta(t - T_i) = \begin{cases} 1, \text{если } t = T_i \\ 0, \text{если } t \neq T_i \end{cases};$$

8 случайный поток событий -

$$\delta(t - t_i) = \begin{cases} 1, \text{если } t = t_i \\ 0, \text{если } t \neq t_i \end{cases}, \text{ где } t_i = random.$$

Статистический анализ случайных процессов включает построение математической модели анализируемой вероятностной функциональной характеристики в виде параметрической модели. Следует отметить, что модель должна сохранять основные свойства анализируемой характеристики, в частности, условие нормировки [5-7]. Учитывая большое разнообразие функциональных вероятностных характеристик, наиболее целесообразно искать их модель в виде ряда в том или ином ортогональном базисе $\psi_k(x,\alpha/\gamma)$ с весом $\mu(x)$, где α/γ - параметр масштаба [5-9].

Представив модель вероятностной функциональной характеристики в виде

$$f(x)=\sum_{k=0}^{m}\beta_k\psi_k(x,\alpha/\gamma), \tag{2}$$

$$\int_0^\infty \psi_k(x,\alpha/\gamma)\psi_n(x,\alpha/\gamma)\mu(x)dx=\begin{cases}\|\psi_k\|^2, \text{ если } k=n;\\ 0, \text{ если } k\neq n.\end{cases}$$

Для минимизации квадратической погрешности приближения

$$\Delta=\int_0^\infty\left[f(x)-\sum_{k=0}^{m}\beta_k\psi_k(x,\alpha/\gamma)\right]^2\mu(x)dx=\min \tag{3}$$

лишь коэффициенты разложения – коэффициенты Фурье с учетом свойств ортогональных функций автоматически определяются выражением

$$\beta_k=\frac{1}{\|\psi_k\|}\int_0^\infty f(x)\psi_k(x,\alpha/\gamma)\mu(x)dx. \tag{4}$$

Для определения же остальных параметров модели необходимо решать дополнительные задачи. Для построения ортогональной модели необходимо:

1 выбрать ортогональный базис – $\psi_k(x,\alpha/\gamma)$;

2 определить численное значение параметра масштаба α/γ;

3 определить коэффициенты разложения β_k;

4 определить количество членов разложения ряда (2);

5 определить корректирующие коэффициенты, обеспечивающие выполнение моделью основных свойств вероятностной функциональной характеристики, как правило, условия нормировки [5-7].

Построение ортогональной модели с оптимальными параметрами согласно описанной процедуре называют аппроксимативным анализом.

Основные результаты

Для изучения особенностей решения задач, связанных с аппроксимативным анализом функциональных вероятностных характеристик разнообразных случайных процессов, временных рядов, потоков событий, неэквидистантных временных рядов на кафедре информационных систем и технологий Самарского национального исследовательского университета имени академика С.П. Королева разработаны учебные пособия и автоматизированные системы (см. рис. 2) [4-9].

Следует заметить, что основные алгоритмы получены при построении ортогональных моделей корреляционных функций [5-7]. Полученные результаты переносятся при определении других характеристик: взаимных корреляционных функций, спектральных плотностей мощности, спектральных функций, законов распределения, трендов и т.д. [5].

В пособии [8], посвященным заданиям вычислительного практикума, изучаются классические ортогональные полиномы и функции, определяются их основные характеристики, применяемые при построении и исследовании ортогональных моделей корреляционно-спектральных характеристик случайных процессов (временных рядов). Анализируются численные методы и алгоритмы аппроксимативного анализа корреляционно-спектральных характеристик временных рядов в различных ортогональных базисах: корреляционных функций и спектральных плотностей мощности, функций спектра и т.д.

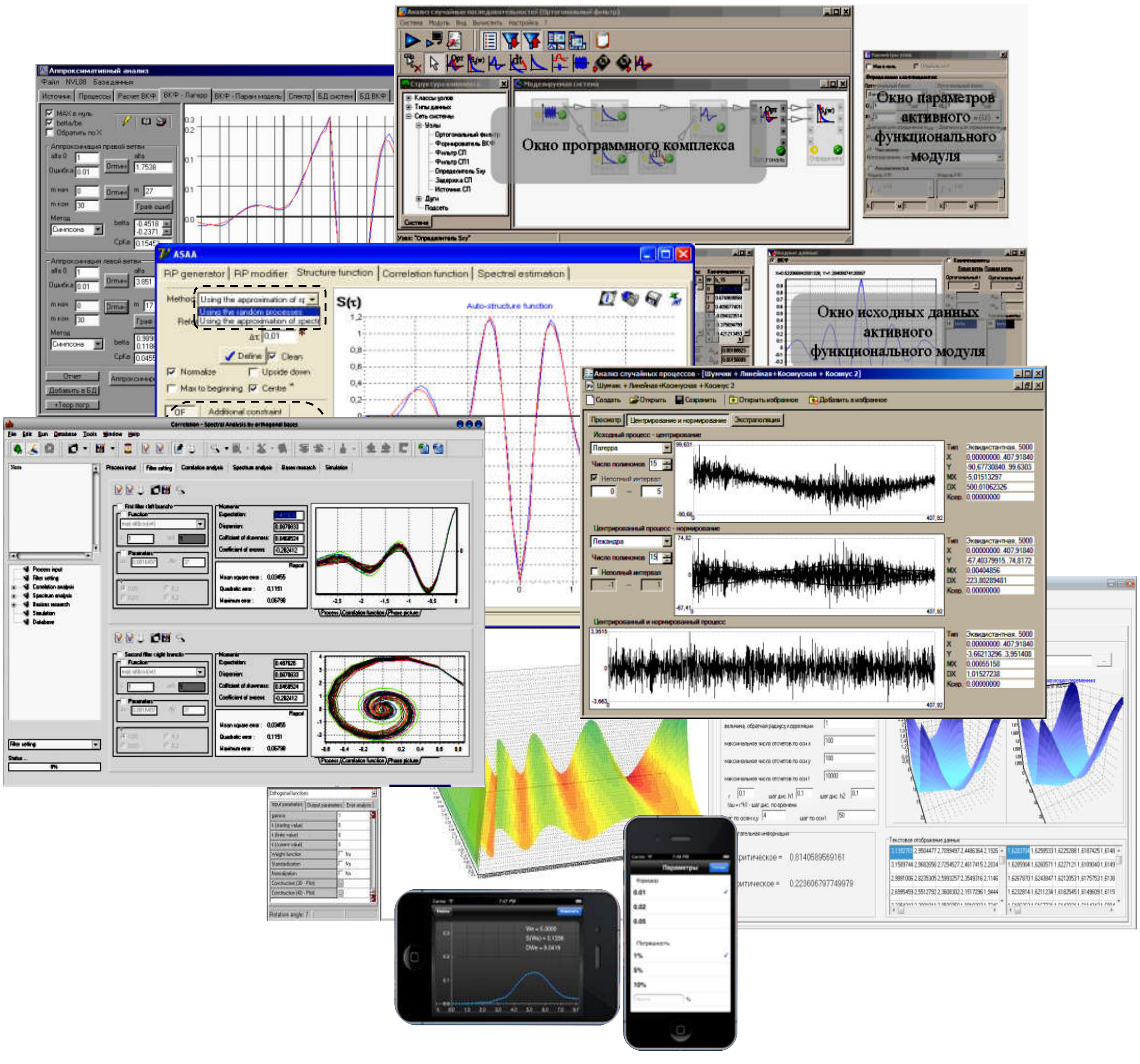

Рисунок 2 – Автоматизированные системы аппроксимативного анализа случайных процессов (временных последовательностей)

Представленные задания вычислительного практикума учебного пособия можно разбить на два блока:

1) изучение свойств ортогональных полиномов и функций с использованием системы Mathcad (1 - 4 задания);
2) построение ортогональных моделей корреляционно-спектральных характеристик, изучение их свойств, анализ методических погрешностей с использованием системы Mathcad (5 - 11 задания).

В отличие от ранее предложенных, задания, включенные в данное учебное пособие, рассматривают более эффективную реализацию алгоритмов корреляционно-спектрального анализа с использованием векторных и матричных преобразований. Результатом таких преобразований является значительно меньшее время, требуемое для выполнения задания в рамках выделяемого академического часа. Таким образом, обучаемые могут уделить больше времени на проведение анализа качества моделей с учетом различных входных параметров. Дополнительном достоинством такой реализации алгоритмов является совместимость с другими системами и языками программирования, в частности, MATLAB и Python.

Рассмотренные в [7-8, 10] основные модели и алгоритмы корреляционно-спектрального анализа были положены в основу разработки комплексов программ - автоматизированных систем, применение которых позволит как провести дополнительные исследование алгоритмов аппроксимативного корреляционно-спектрального анализа методом имитационного моделирования, так и обрабатывать результаты экспериментальных исследований образцов новой техники.

Комплекс программ обработки результатов моделирования и экспериментальных исследований содержит как обрабатывающие, так и управляющие программы и состоит из следующих основных блоков [7]:

- задания входных воздействий с требуемыми характеристиками;
- первичной статистической обработки информации;торичной статистической обработки информации;
- алгоритмов оценивания вероятностных характеристик;
- сервисных;
- определения методической погрешности и ее составляющих;
- определения инструментальных составляющих погрешности.

В учебном пособии [9] с помощью автоматизированных систем рассматриваются следующие задачи прикладного анализа случайных процессов:

1. математического описания случайных процессов;
2. моделирования случайных процессов с заданными свойствами;
3. идентификации процесса по виду корреляционной функции;
4. оценивания и аппроксимативного корреляционно-спектральных характеристик в ортогональных базисах;
5. аппроксимативного анализа функционально-связанных корреляционно-спектральных вероятностных характеристик.

Наконец, в работе [13] приведены основные временные и частотные характеристики ортогональных функций из семейства классических многочленов, необходимые для проведения аппроксимативного анализа. Предлагается несколько представлений их функциональных характеристик, которые могут быть реализованы в зависимости от постановки задачи и ее вычислительной трудоемкости.

Направления развития

С развитием информационных технологий моделирование и аппроксимативный анализ случайных процессов нашли свое применение при создании облачных и мобильных приложений. В частности, предложенные в работе [13] аналитические соотношения позволяют реализовать распределенные вычисления на уровне коэффициентов ортогональной модели (4), что таким образом отрывает новые возможности при проведении аппроксимативного анализа больших данных. Возможность автоматического пересчета коэффициентов модели позволяет как изменять параметры для проведения анализа на мобильном устройстве удаленно, так и проводить анализ поступающей на устройство информации в режиме реального времени.

Рассмотрение аспектов аппроксимативного анализа с точки зрения цифровой фильтрации открывает новые возможности для адаптивной аппаратной реализации. В частности результаты последних исследований в данной области позволили получить новое представление обобщенных фильтров Мейкснера, определяющих обобщенный ортогональный фильтр Лагерра в дискретной области. Адаптивность дополнительных параметров забывания фильтра позволяет повысить скорость сходимости и снизить погрешность фильтрации. Достоинством такой адаптивности также служит возможность формирования адаптивной памяти фильтра, наличие которой позволяет рассматривать ортогональный фильтр к контексте задач обучения машин и робототехнических комплексов.

Благодарности

Работа выполнена при поддержке гранта Президента РФ (проект № МК-6218.2018.9) и Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 18-37-00219).

Литература

1. Цветков Э.И. Основы теории статистических измерений. - 2-е изд., перераб. и доп. - Л.: Энергоатомиздат, Ленингр. отделение, 1982. – 256 с.
2. Прохоров С.А. Математическое описание и моделирование случайных процессов/Самар. гос. аэрокосм. ун-т. – Уральск, 2001. – 209 с.: ил.
3. Прохоров С.А. Моделирование и анализ случайных процессов. Лабораторный практикум. – 2-е изд., перераб. и доп./СНЦ РАН, 2001. – 277 с., ил.
4. Прохоров С.А. Прикладной анализ неэквидистантных временных рядов/Самар. гос. аэрокосм. ун-т. – Уральск, 2001. – 374 с.: ил.

5. Прохоров С.А. Аппроксимативный анализ случайных процессов. – 2-е изд., перераб. и доп./СНЦ РАН, 2001. – 380 с., ил.

6. Прикладной анализ случайных процессов. Под ред. Прохорова С.А./СНЦ РАН, 2007. – 582 с., ил.

7. Прохоров С.А., Куликовских И.М. Ортогональные модели корреляционно-спектральных характеристик случайных процессов. Лабораторный практикум/СНЦ РАН, 2008. – 301 с., ил.

8. Прохоров С.А., Куликовских И.М. Численные методы и алгоритмы аппроксимативного анализа корреляционно-спектральных характеристик в ортогональных базисах /Учебное пособие. Самара: изд-во «Инсома-пресс», 2019 - 254 с., ил.

9. Прохоров С.А., Куликовских И.М. Численные методы, алгоритмы и комплексы программ для проведения вычислительного и натурного экспериментов/Учебное пособие. – Самара: Изд-во «Инсома-пресс». - 2019. 208с., ил.

10. Прохоров С.А., Куликовских И.М. Численно-аналитический подход к вычислению интегралов при построении ортогональных моделей//Вестник Самарского государственного технического университета. Серия «Физико-математические науки». – 2009. – 2(19). – С. 140-146.

11. Прохоров С.А., Куликовских И.М. Основные ортогональные функции и их приложения. Часть 1. Ортогональные функции экспоненциального типа. . – 2-е изд., перераб. и доп. Самара: Изд-во «Инсома-пресс». - 2019. 200 с., ил.

А.С. Васин, И.В. Лёзина

АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА РАСПОЗНАВАНИЯ РУКОПИСНЫХ ЦИФР МНОГОСЛОЙНЫМ ПЕРСЕПТРОНОМ

(Самарский университет)

Одним из самых распространенных применений искусственных нейронных сетей является распознавание. Распознавание применяется в различных областях, например, распознавание лиц на фотографии или в приложении камер мобильных телефонов для распознавания лиц и фокусировки на них.

В ходе данной работы была разработана автоматизированная система распознавания изображений рукописных цифр размером 28x28 точек на основе многослойного персептрона [1] с одним скрытым слоем, обучаемого при помощи алгоритма обратного распространения ошибки [2].

Данная автоматизированная система была разработана с целью автоматизации процесса обучения нейронной сети с возможностью конфигурирования ее параметров, а также тестирования обученных моделей в автоматизированном и ручном режиме.

Для описания функционального назначения автоматизированной системы на рисунке 1 приведена диаграмма вариантов использования.