гетических комплексов в технологиях Smart Grid анализируются в большом числе работ [6]. Внутри подобного направления существует еще соответствующее число нормативно правовых документов. Они в определенной мере дают возможности для описания направлений, в которых происходит развитие стандартов в сфере Smart Grid. Поскольку технология сама по себе достаточно новая, наблюдается расплывчатость и несогласованность по описанию некоторых понятий. Кроме того, не всегда есть полноценная информация по результатам исследований.

Базовые составляющие в любых информационных системах, в том числе и системах мониторинга и прогнозирования могут анализироваться в виде модели данных. Она описывает ключевые компоненты систем и предметных областей. Для современных этапов развития системных способов разработки ИС можно говорить об устойчивой тенденции при формировании унифицированных моделей данных. Построенные информационные системы в рамках подобных принципах будут обладать большими интеграционными возможностями с такими же системами.

Сущность имитационного моделирования состоит в реализации на ЭВМ процесса-оригинала в виде последовательности событий, операций и т.д. с сохранением их логической структуры и протекания во времени, а атрибут «имитационный» используется всякий раз, когда речь идет о машинных экспериментах с моделью. Тем самым акцент делается не на модели как таковой, ее свойствах, типе и т.п., а на формах ее использования, работы с ней. В области электроэнергетики существует базовая CIM-модель», описывающая модели данных для информационных систем электроэнергетических объектов. С другой стороны, несмотря на наличие такой модели отсутствует методика разработки реляционной базы данных по данной модели при реализации конкретных систем, например систем мониторинга и прогнозирования параметров электроэнергетических комплексов.

В ходе комплексной автоматизации необходимо рассматривать полную задачу по определению режима активных и реактивных мощностей системы. Электрическую сеть в ходе автоматизации важно представлять таким образом, чтобы получать активные и реактивные мощности относительно всех необходимых ветвей и узлам. Поскольку изменения потоков мощности в сети оказывают влияние на узловые напряжения, тогда, изменения потоков активных мощностей повлияют на потоки реактивных. Основные трудности комплексной автоматизации состоят в том, что идет сочетание двух задач: оптимального распределения нагрузки среди станций и оптимального режима в сетях.

Список литературы

1. Клименко Ю.А., Преображенский А.П. Проблемы использования интеллектуальных технологий в распределенных электрических системах // Вестник Воронежского института высоких технологий. 2020. № 2 (33). С. 31-33.

2. Клименко Ю.А., Преображенский А.П. О методах моделирования в распределенных энергетических системах // Вестник Воронежского института высоких технологий. 2020. № 2 (33). С. 14-16.

3. Преображенский Ю.П. Об управлении электронными устройствами // Школа молодых новаторов: сборник научных статей международной молодежной научной конференции. В 2-х томах. 2020. С. 137-141.

4. Преображенский Ю.П. Проблемы автоматизации в сфере промышленных предприятий // Молодежь и XXI век – 2020: материалы X Международной молодежной научной конференции. 2020. С. 124-127.

5. Никоноров Л.В. К вопросу повышения эффективности производственной деятельности промышленного предприятия // Вестник ЛГУ им. А.С. Пушкина. 2012. № 3. С. 145-158.

6. Орлова Л.Н., Васильев Д.А. Проблемы развития конкуренции и повышения эффективности в электроэнергетическом комплексе // Вестник Российского экономического университета им. ГВ Плеханова. 2020. Т. 17, № 3 (111). С. 83-96.

ГЕНЕРИРОВАНИЕ НОРМАЛЬНО РАСПРЕДЕЛЁННЫХ СЛУЧАЙНЫХ ЧИСЕЛ

Чепурной М.П., Еремеев В.С.

Мелитопольский государственный университет им. А.С. Макаренко, Мелитополь, e-mail: maxchepurnoi@yandex.ru

Введение и постановка задачи

Случайные числа нашли широкое применение в различных областях, включая науку, технику, экономику, социологию, медицину и педагогику [1-4]. Их использование особенно ценно для моделирования явлений, трудных или невозможных в реальной практике. Примерами служат исследования взаимодействия элементарных частиц, операции в хаотичных условиях аэропорта, и прогнозирование развития человеческой цивилизации.

Случайность играет ключевую роль в принятии стратегических решений и проявляется в музыке и графических изображениях. В этом контексте, генерация случайных чисел становится важным элементом в прикладной математической статистике, особенно при работе с выборками [5,6]. Это имеет применение в методе Монте-Карло, имитационном моделировании [7], математическом моделировании [8] и др.

Генераторы случайных чисел с равномерным распределением получили широкое распространение [1] и служат основой для получения чисел с различными распределениями, включая нормальное [2,4,9]. Анализ возможности генерации нормального распределения имеет практическое и теоретическое значение, и именно этой проблеме посвящена настоящая работа.

Анализ последних исследований и публикаций

Самый простой метод основан на использовании предельной теоремы А.М. Ляпунова [9]. Рассмотрим множество случайных чисел с равномерным распределением на отрезке [0; 1]: $u_1, u_2,..., u_n$. Вероятность того, что случайная величина $X = (u_1 + u_2 + ... + u_n) / \sqrt{(n/12)}$ при n, стремящимся к бесконечности, будет меньше значения x, соответствующего нормальному распределению, определяется функцией Лапласа

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{x} e^{-\frac{t^2}{2}} dt. \quad (1)$$

Для генерирования нормально распределённых чисел рекомендуется брать значение n, равным 6 или 12. Недостатком метода является довольно большое отклонение вычисленных значений X, находящихся "на хвостах распределения" [10]. На практике чаще обращаются к методу, разработанному Д. Боксом, М.Мюллером и Д. Марсальей, и другим методам [1, 10, 11]. Все предлагаемые алгоритмы обеспечивают преобразование чисел с равномерным законом распределения в нормально распределённые. Современные программные средства (например, *Matcad, Visual C++* и другие) позволяют решать подобную задачу с использованием стандартных программ. В связи с раннее указанным недостатком преобразования на основе предельной теоремы А. М. Ляпунова [9] рассмотрим только три алгоритма генерирования нормально распределённых чисел:

- метод полярных координат Бокса-Мюллера-Марсальи [1],
- метод полярных координат Бокса-Мюллера [11],
- стандартные программные средства из среды программирования *Visual C++* [12].

Цель выполнения работы и постановка задачи

Цель работы является проведение сравнительного анализа различных методов преобразования чисел с равномерным распределением в случайные числа, подчиняющиеся нормальному закону, формула (1). Для достижения цели было необходимо решить следующие задачи:

- расписать алгоритм преобразования чисел с равномерным распределением в случайные числа, подчиняющиеся нормальному закону (1);
- выбрать критерий для проверки гипотезы о соответствии преобразованных случайных чисел нормальному закону;
- разработать расчётную программу в среде программирования *Visual C++* для оценки проведения сравнительного анализа результатов, полученных различными методами;
- провести тестовые испытания.

Результаты работы

Алгоритм полярных координат Д. Бокса, М. Мюллера и Д. Марсальи, (в дальнейшем метод БММ), изложен в работах [1, 10]. Он предусматривает пошаговое выполнение следующих операций.

1. С помощью генератора равномерно распределённых чисел на отрезке [0;1] получают два случайных независимых числа r_1 и r_2.

2. Вычисляется значение параметра

$$S = (2r_1 - 1)^2 + (2r_2 - 1)^2.$$

3. Если $S \geq 1$, повторяется операция в первом пункте.

4. Рассчитываются два числа

$$z_1 = (2r_1 - 1)\sqrt{-2\ln(S)/S},$$
$$z_2 = (2r_2 - 1)\sqrt{-2\ln(S)/S}. \quad (2)$$

Формулы (2) обеспечивают получение двух независимых и нормально распределённых чисел z_1 и z_2 с дисперсией, равной 1, и нулевым математическим ожиданием.

Видоизменённый алгоритм Д. Бокса и М. Мюллера [11], (в дальнейшем метод БМ). На первом этапе получают два независимых случайных числа r_1 и r_2, которые равномерно распределены на отрезке [0;1]. Далее они преобразуются в два нормально распределенных значения z_1 и z_2 по формулам Бокса-Мюллера:

$$z_1 = \sqrt{-2\ln(r_1)}\cos(2\pi r_2),$$
$$z_2 = \sqrt{-2\ln(r_1)}\sin(2\pi r_2). \quad (3)$$

Формулы (3), как и формулы (2), обеспечивают получение двух независимых и нормально распределённых чисел z_1 и z_2 с дисперсией, равной 1, и нулевым математическим ожиданием, т.е. в первом приближении соответствуют нормальному распределению, определяемую функцией Лапласа (1).

Для получения нормального распределения с другим среднеквадратическим отклонением σ и другим математическим ожиданием a необходимо значения z_1 и z_2 умножить на σ и к полученным величинам прибавить a.

Метод генерирования нормально распределённых чисел в среде программирования Visual C++ [12], (далее метод *Normal_distribution).*

При реализации нормально распределённых чисел в среде *Visual C++* в программе необходимо подключить библиотеку *<random>*, которая содержит различные генераторы. В разрабатываемой программе использовался генератор *random_device*, который в отличие от стандартного генератора *rand* обладает большим диапазоном. Многократный вызов функции

normal_distribution<double>norm(0,1)

обеспечивает генерирование нормально распределённых случайных чисел с нулевым математическим ожиданием и единичным среднеквадратическим отклонением.

Проверка гипотезы о соответствии случайных чисел закону нормального распределения. Проверка гипотезы о выполнении закона нормального распределения проводилась с использованием χ^2-критерия Пирсона. Выборки объёмом $n = 100$ формировались с использованием трёх вышеописанных методов среднеквадратическим отклонением σ и другим для математического ожидания $a = 0$ и среднеквадратического отклонения $\sigma = 1$. Поскольку большая часть случайных чисел лежит в пределах (3-6)σ, учитывались только значения на отрезке [-4,+4], где находится более 99,99% от общего количества [13].

Критерий Пирсона обладает $v = s - 3$ степенями свободы, где s – число интервалов. Критическая область определяется неравенством $\chi^2>\chi^2_{кр}(\alpha,v)$, где α – уровень значимости. Критическое значение $\chi^2_{кр}$ для $\alpha = 5\%$, $v = 6$ равно 16,8 [3]. При $\chi^2<16,8$ гипотеза о нормальности выборки принимается, в противном случае отвергается. Результаты обработки статистических данных, полученных различными способами представлены в табл. 1 (метод БММ), табл. 2 (метод БМ) и табл. 3 (метод *Normal_distribution*).

Критерий Пирсона χ^2 для данных табл.1 равен **9,622.** Поскольку полученное значение меньше критической величины $\chi^2_{кр}$=16,8 для 5%-го уровня значимости при 6 степенях свободы [3], то гипотеза о нормальности выборки в случае использования метода Д. Бокса, М. Мюллера и Д. Марсальи принимается.

Рассчитанныйкритерий Пирсона для данных табл. 2 равен **13.651**. Полученное значение меньше критической величины $\chi^2_{кр}$=16,8 в случае 5%-го уровня значимости при 6 степенях свободы [3]. Поэтому гипотеза о нормальности выборки, сгенерированной методом Д. Бокса и М. Мюллера, принимается.

Таблица 1

Результаты проверки гипотезы о соответствии случайных чисел, генерированных методом БММ, нормальному закону распределения: x_i – середина i-го интервала, n_i – количество сгенерированных чисел в i-м интервале, n'_i – теоретическое значение случайных величин в i-м интервале

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9
x_i	-3.56	-2,67	-1,78	-0,89	-0,00	0,89	1,78	2,67	3,56
n_i	0	1	6	20	33	24	13	3	0
n'_i	0.06	1	7.27	23.87	35.46	23.87	7.27	1	0.06

Таблица 2

Результаты проверки гипотезы о соответствии случайных чисел, генерированных методом БМ, нормальному закону распределения: x_i – середина i-го интервала, n_i – количество сгенерированных чисел в i-м интервале, n'_i – теоретическое значение случайных величин в i-м интервале

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9
x_i	-3.56	-2,67	-1,78	-0,89	-0,00	0,89	1,78	2,67	3,56
n_i	0	1	3	18	32	35	8	3	0
n'_i	0.06	1.03	7.48	24.54	36.46	24.54	7.48	1.03	0.06

Таблица 3

Результаты проверки гипотезы о соответствии случайных чисел, генерированных методом *Normal_distribution*, нормальному закону распределения: x_i – середина i-го интервала, n_i – количество сгенерированных чисел в i-м интервале, $f(x_i)$ – значение функции Лапласа в точке x_i, n'_i – теоретическое значение случайных величин в i–м интервале

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9
x_i	-3.56	-2,67	-1,78	-0,89	-0,00	0,89	1,78	2,67	3,56
n_i	0	4	6	28	35	21	5	1	0
n'_i	0.06	1.03	7.48	24.54	36.46	24.54	7.48	1.03	0.06

Критерий Пирсона, вычисленный по формуле (4) для данных табл. 3, равен **11,065**. Он намного меньше критической величины $\chi^2_{кр}$=16,8 в случае 5%-го уровня значимости при 6 степенях свободы [3], что позволяет принять гипотезу о нормальности выборки, полученной в среде программирования *Visual C++* методом *Normal_distribution.*

Выводы

Все представленные нам ранее методы генерации случайных чисел подчиняются Критерию Пирсону, что без условно нам говорит о их нормальности. Проведя анализ более точным является метод БММ, также очень хорошо себя проявил метод БМ, что касается метода Normal_distribution он конечно точнее чем метод БМ, но он не всегда точно срабатывает, иногда генерируются такие числа, что не подчиняются Критерию Пирсона. Метод *Normal_distribution* хоть и есть у него такой большой минус, есть также большой плюс это его простота использования, где вместо того что бы расписывать формулы как в ранее указаных методах можно просто написать команду и указать мат. ожидание и отклонение. То есть в качестве учебных целей для ознакомления, очень хорошо подойдет метод Normal_distribution. Но если надо для статьи, каких-нибудь вычислений, то тут хорошо себя покажут методы БМ и БММ.

Список литературы

1. Кнут Д.Э. Искусство программирования. Полученные алгоритмы. Том 2. М.: Диалектика-Вильямс, 2018. 834 с.

2. Крицкий О.Л., Михальчук А.А., Трифонов А.Ю., Шинкеев М.Л. Теория вероятностей и математическая статистика для технических университетов. Теория вероятностей: учебное пособие. Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2010. 212 с.

3. Кремер Н.Ш. Теория вероятностей и математическая статистика: учебное пособие. М.: Юнити-Дана, 2004. 573 с.

4. Єремєєв В.С., Ракович Г.М. Теорія планування та обробки експерименту: навчальний посібник. Мелітополь: Мелітопольський державний педагогічний університет ім. Богдана Хмельницького, 2012. 87 с.

5. Чернова Н.И. Математическая статистика: учеб. пособие. 2-е изд. Новосибирск: РИЦ Новосибирского государственного университета, 2014. 150 с.

6. Кокорина И.В. Основы математической обработки информации в филологии: комбинаторика, теория вероятностей и математическая статистика: учеб.-метод. пособие. Архангельск: ИД САФУ, 2014. 115 с.

7. Хемди А.Т. Имитационное моделирование Введение в исследование операций. 7-е изд. М.: Вильямс, 2007. С. 697-737.

8. Звонарев С.В. Основы математического моделирования: учебное пособие. Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та, 2019. 112 с.

9. Жалдак М.І., Кузьмина Н.М., Михалін Г.О. Теорія ймовірностей і математична статистика: підручник для студентів фізико-матем. спеціальностей педагог. університетів. Вид. 2, перероб і доп. Полтава: Довкілля-К, 2010. 500 с.

10. Зорин А.В., Зорин В.А., Федоткин М.А. Моделирование случайных величин и проверка гипотез о виде распределения: учебно-методическое пособие. Нижний Новгород: Нижегородский госуниверситет, 2017. 19 с.

11. Описание программной среды C++. URL: https://visualstudio.microsoft.com/ru/vs/ (дата обращения: 15.10.2023).

12. Таблица нормального распределения случайных чисел. URL: http://math-info.hse.ru›f/2017-18/ps-ms/all-tables.pdf (дата обращения: 15.10.2023).

О ПРОГНОЗИРОВАНИИ ПРИ РАЗРАБОТКЕ ЭЛЕКТРОННЫХ ОБЪЕКТОВ

Черемисин А.А., Бородай А.М.

Воронежский институт высоких технологий, Воронеж, e-mail: vasyukevitchaleks@yandex.ru

В существующих условиях наблюдается развитие систем связи. Формируются методики по расчету сложных дифракционных объектов.

Наблюдения показывают, что создание радиолокационных компонентов за последние несколько лет существенным образом усложнилось. Обусловлено это тем, что увеличились требования относительно технических характеристик подобных объектов. Они связаны с увеличением дальности обнаружения объектов, того, как быстро они будут идентифицированы [1]. Существуют большие углы обзора и др. При этом требуется знание совокупности тонких характеристик рассеивающих компонентов и антенных компонентов. Среди них можно отметить уровень кросс-поляризационных излучений, характеристики фазовых диаграмм направленности. Еще есть влияние уровней боковых, а также задних лепестков в амплитудных диаграммах направленности (ДН). Весьма актуальна подобная задача по объектам сложной формы при больших электрических размерах.

При формировании современных радиолокационных компонентов важно вести совершенствование средств по их проектированию. При этом одним из ключевых вопросов можно считать проведение моделирования функционирования базовых составляющих дифракционных структур. Это относится к широкому диапазону необходимых характеристик. Необходимо рассчитывать характеристики рассеяния антенн, которые будут отвечать современным требованиям. В ходе моделирования есть возможности построения методик и алгоритмов прогнозирования характеристик рассеяния радиоволн [2,3].

Необходимо построить модель прогнозирования. На ее базе будут возможности для того, чтобы получать информацию относительно возможных состояний объектов прогнозирования [4, 5].

Простейшие методы по восстановлению применяемых в ходе прогнозирования зависимостей, основываются на заданном временном ряде, т. е. функции, которая определена для конечного числе точек на оси времени.

Многомерная регрессия, это касается и использования непараметрических оценок плотности распределений – является основным в существующих условиях статистическим аппаратом для проведения прогнозирования.

К современным статистическим подходам прогнозирования относятся также модели авторегрессии, модель Бокса-Дженкинса, системы эконометрических уравнений, основанные