

Построение и исследование класса потоков случайных событий, ориентированных на иммитационное моделирование передачи данных в беспроводных сетях

Н. А. Филимонова

Целью работы является построение потоков нестационарных случайных событий с последствием при задании параметров потоков в терминах интенсивностей суммируемых потоков. Предлагаемый алгоритм построения случайных потоков позволяет варьировать свойства потоков, как числовые, так и функциональные, в широком диапазоне, вплоть до настройки потока на параметры единичного пользователя.

Ключевые слова: нестационарный поток, компьютерное моделирование, моделирование передачи данных, беспроводные сети.

Введение

В работах по передаче данных существенное внимание уделяется вопросу статистическим характеристикам сумм случайных потоков [1]. При этом тенденцией является переход от потоков специального вида к потокам более общего вида, что позволяет осуществлять более детальное моделирование элементарных потоков, см. [2, 3, 4]. Особый интерес проявляется к потокам, вероятностные распределения сумм которых сходится к неким предельным распределениям. Вопрос о возможности усложнения модели потоков при сохранении свойства сходимости в настоящее время является открытым. Теоретические результаты, полученные для специальных типов потоков, оцениваются как крупные достижения, см. например, [4, 5, 6, 7].

Условия сходимости сумм потоков к нормальному получены в подавляющем большинстве случаев в терминах величин, определить которые можно либо путём решения нетривиальных задач теории вероятности, либо путём накопления статистики в действующей сети, что также представляет собой нетривиальную задачу, в данном случае, статистики [8]. Например, необходимые и достаточные условия сходимости из [7] требуют знания вероятности появления на данном временном интервале заданного количества импульсов. Преодоление указанных препятствий возможно на пути применения теории случайных потоков однородных событий, развитых в работах [2, 9]. В указанных работах предложена модель суммируемых потоков, параметром которых является интенсивность суммируемых потоков. Эта величина – интенсивность суммируемых потоков – имеет простой физический смысл и допускает возможность расчёта или прогноза в рамках инженерного подхода [2, 10].

Эмпирические результаты свидетельствуют, что при наличии сходимости вероятностных распределений суммы случайных величин к предельным распределениям свойство сходимости проявляется при не слишком большом числе слагаемых. В классических задачах математической статистики минимальный рекомендуемый объём выборки равен 250 [11]. Современные быстродействующие ЭВМ позволяют производить обработку гораздо большего

количества данных за малое время и с высокой достоверностью обнаруживать наличие свойства сходимости сумм случайных потоков к предельным потокам (разумеется, если таковые предельные потоки существуют). В связи с чем ЭВМ превратилась в эффективный инструмент экспериментального исследования в теории случайных процессов, в частности, процессов передачи данных.

Экспериментальные данные свидетельствуют, что случайные потоки данных в компьютерных сетях отличны от классических. В особенности это относится к данным, уходящим с компьютера индивидуального пользователя. В связи с чем разработка и анализ моделей случайных потоков, пригодных для описания потоков от индивидуальных пользователей, является актуальной задачей.

1. Постановка задачи

В работе [2] был рассмотрен класс случайных процессов, основной характеристикой которых является интенсивность суммируемых потоков. Вследствие чего результаты указанной работы можно использовать при описании потоков с достаточно произвольным распределением и с последствием. Предложенная схема позволяет рассматривать сумму потоков весьма общего вида и даёт, в частности, возможность моделирования при помощи одного потока специфической работы одного абонента, а суммарный поток позволяет анализировать работу группы абонентов. Метод, предложенный в [2], позволяет рассматривать как бесконечно большие, так и конечные группы абонентов, и основан на использовании характеристик, имеющих ясный инженерный смысл. Его можно характеризовать как конструктивный метод. Использование ЭВМ даёт возможность сделать еще один шаг к практическому использованию разработанного метода и реализовать идеи [2] в численном варианте, а именно задачу построения подмножества случайных процессов. Более строго, встаёт задача построения подмножества описанных в [2] случайных процессов, реализуемых на ЭВМ и пригодных для моделирования достаточно широкого класса процессов, возникающих на практике.

Решение поставленных задач в общем случае вряд ли возможно в силу общности рассмотрения вопроса в [2]. Однако для достаточно широкого класса процессов это удаётся сделать.

Основным требованием к рассматриваемым потокам случайных событий является требование существования интенсивности потоков случайных событий, определяемой для одного потока как

$$\mu(t) = \lim_{t \rightarrow 0} \frac{1}{\tau} \sum_{k=1}^{\infty} kp(k, t, \tau), \quad (1)$$

где $p(k, t, \tau)$ – вероятность появления k событий на интервале $[t, t + \delta]$.

Вопрос о достаточных условиях выполнения (1) в общем случае рассмотрен в [2, 9]. Для наших целей желательно иметь условие выполнения (1) в терминах моделируемых далее величин – функций распределения. Покажем, что условие (1) оказывается выполненным, если вероятность появления s -го события обладает непрерывной дифференциальной функцией распределения $f_s(t)$, ограниченной по величине некоторой постоянной, и функция распределения последующего события может быть зависима от предыдущего события (то есть предыдущее событие влияет на последующее только путём изменения параметров функции распределения последующего события). Действительно, если $f_1(t) < M$, то вероятность $p(1, t, \tau) < M\tau$. Если имеют место два события, то вероятность появления первого меньше $M\tau$. Второе событие появляется на интервале не больше τ , и вероятность его появления также меньше $M\tau$. В результате, $p(2, t, \tau) < (M\tau)^2$. В общем случае $p(k, t, \tau) < (M\tau)^k$. Тогда

при $M\tau < 1$ ряд $\sum_{k=1}^{\infty} k(M\tau)^k$ мажорируется сверху геометрической прогрессией и сходится.

Откуда следует, что предел (1) существует. При этом

$$\left| \frac{1}{\tau} \sum_{k=2}^{\infty} kp(k, t, \tau) \right| < \frac{1}{\tau} \sum_{k=2}^{\infty} k(M\tau)^k = \tau M^2 \sum_{k=1}^{\infty} (k+1)(M\tau)^k.$$

Поскольку ряд $\sum_{k=1}^{\infty} (k+1)(M\tau)^k$ при $M\tau < 1$ сходится, то предел (1) равен

$$\lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{1}{\tau} p(1, t, \tau) = f(t).$$

Предел

$$\lambda(t) = \lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{1}{\tau} \sum_{k=1}^{\infty} p(k, t, \tau), \quad (2)$$

– параметр потока, в рассматриваемом случае равен также $f(t)$. Это совпадение имеет место для рассматриваемых потоков, но не является общим. Подробнее вопрос рассмотрен в [2].

Работа [2] предполагает ограниченность интенсивности суммы потоков. Для интерпретации приводимых ниже статистических результатов полезной оказывается интерпретация этого условия в терминах числа событий. Именно из требования конечности, интенсивности и суммы событий следует, что при увеличении числа суммируемых потоков среднее число событий, точнее, математическое ожидание числа событий на конечном интервале, остаётся ограниченным.

Запишем (1) в виде

$$\sum_{k=1}^{\infty} kp(k, t, \tau) \approx \mu(t)\tau \quad (3)$$

на интервале τ . Возьмём интервал длины L и разобьём его на $\frac{L}{\tau}$ интервалов длины τ . Величина в правой части (3) есть математическое ожидание числа событий на интервале $[t, t + \delta]$ – среднее число событий на интервале $[t, t + \delta]$. Среднее число событий на интервале длины L есть сумма среднего числа событий на подинтервалах. В силу равенства (3) оно равно сумме величин $\mu(t_j)\tau$, где t_j соответствует j -му интервалу. Указанная сумма не превосходит максимума интенсивности $\mu(t)$ на интервале длины L , умноженной на длину интервала L .

2. Алгоритм генерирования случайного процесса на ЭВМ

Основной целью статьи является разработка алгоритма генерирования достаточно широкого подкласса случайных процессов, описанных [2]. Алгоритм должен допускать по возможности достаточно простую реализацию на языке программирования и сохранять основные общие свойства описанных в [2] процессов. Рассмотрим возможные способы построения такого алгоритма. Остановимся на основных подзадачах, решение которых приводит к построению алгоритма.

2.1. Генерирование интервала появления следующего события

Задавался интервал времени L . На нём задавалась функция распределения вероятности появления события. Интервал L дискретизировался с шагом Δt и вероятность появления со-

бытия на этом шаге рассчитывалась как $p(t) = \frac{f(t)}{1 - F(t - \Delta t)} \Delta t$, где $f(t)$ – дифференциальная, а $F(t)$ – интегральная функция распределения. Величина $p(t)$ имеет смысл условной вероятности появления события на интервале $(t, t + \Delta t)$ при условии, что на интервале $(0, t)$ событие не появилось. При этом вероятность независимого появления события на малом интервале $(t, t + \Delta t)$ приближённо равна $f(t)\Delta t$. При необходимости более точных вычислений следует вместо $f(t)\Delta t$ использовать интеграл $\int_t^{t+\Delta t} f(\tau) d\tau$.

Отметим, что при описанном выше задании вероятность появления события определяется функцией распределения, а не параметром L , который имеет техническое значение. Разумеется, L должен выбираться достаточно большим, а именно таким, чтобы выполнялось условие $F(L) = 1$ (то есть L должен выбираться с учётом вида функции распределения моделируемого случайного события).

Функция распределения может задаваться различной для разных потоков. В этом случае ей надо приписать индекс s .

Генерирование последовательности случайных событий производится по обычной итерационной схеме:

- генерирование времени появления первого события t_1 ;
- генерирование времени появления $k + 1$ -го события t_{k+1} производится на интервале $(t_k, t_k + L)$.

2.2. Один способ добиться выполнения условия (1)

Для сходимости суммы (1) суммируемые величины должны уменьшаться. Поскольку интенсивность одного потока в нашем случае равна $p(k, t, 0)$, то можно уменьшать эту величину. Последнее может быть достигнуто «растяжением» времени в функциях распределения $f(t)$ и $F(t)$. При рассмотрении конечного числа слагаемых, что является необходимым условием реализации рассматриваемых случайных процессов на ЭВМ, условие (1) заменяется на условие ограниченности конечных сумм:

$$\sum_{k=1}^N kp(k, t, \tau) < C, \quad (4)$$

где постоянная C не зависит от числа слагаемых N в левой части (4). Выполнения условия (4) можно также добиться «растяжением» времени. В данном случае возможно растяжение времени пропорционально числу слагаемых N . Практически это будет означать, что при увеличении числа потоков появление событий в каждом потоке становится всё более редким. Это замечание согласуется с замечанием о конечности математического ожидания числа событий на конечном интервале времени.

2.3. Моделирование последствий при помощи цепи Маркова

Схема из [2] допускает наличие последствий между событиями. Эффективным средством реализации свойства последствий являются цепи Маркова [11]. Пусть \mathbf{p}_i и \mathbf{p}_j – некоторые характеристики случайной величины, описанной в предыдущем разделе (например, математические ожидания или дисперсии, но это могут быть и более сложные объекты,

например, не параметрически заданные функции распределения). В соответствии с выбранной моделью будем считать, что на следующем шаге характеристика случайного процесса \mathbf{p}_i заменяется на характеристику \mathbf{p}_j с вероятностью p_{ij} , см. рис.1.

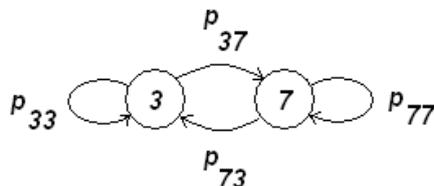


Рис.1. Вероятности перехода в цепи Маркова для двух состояний (3 и 7 – значения параметра случайного процесса, пояснения в тексте)

Данные два алгоритма позволяют построить программу для ЭВМ, моделирующую случайные процессы, описанные в [2] с заданными параметрами. К числу параметров относятся:

- интенсивности потоков (или эквивалентные им величины);
- количество суммируемых потоков;
- интервал наблюдения (конечный интервал, на котором производится численное моделирование случайных потоков);
- количество повторных испытаний (прогонов программы).

3. Описание программы моделирования

3.1. Структура программы

Программа для ЭВМ написана на языке Си и содержит следующие основные блоки и функции.

Функция задания дифференциальной функции распределения $f(t)$.

Функция расчёта интегральной функции распределения $F(t)$.

Функция расчёта случайного момента времени появления очередного события.

Блок генерирования одного случайного потока.

Блок суммирования потоков и формирования массива событий.

Блок расчёта интервалов времени между соседними событиями.

Блок прогонов программы заданное число раз и обработки статистических данных.

Блоки вспомогательного назначения (ввода-вывода, в том числе графического, и т.п.).

3.2. Интерпретация объекта моделирования

Основным объектом исследования являлись потоки, характеристики которых можно интерпретировать следующим образом (интерпретация даётся с целью пояснения типов рассматриваемых потоков):

- событие появляется в среднем один раз в три или семь минут (переход 3 – 7 реализован в виде цепи Маркова, см. рис.1);

- вероятность появления события распределена по равномерному или показательному закону;
- интервал наблюдения – три часа;
- количество суммируемых потоков – 24.

3.3. Быстродействие программы

Сбор статистической информации при 50 прогонах программы (при выводе графической информации на дисплей ЭВМ на каждом шаге) составлял 12 минут. Для 50 прогонов время составляло 2 минуты.

4. Результаты численных расчётов и оценка скорости сходимости эмпирической функции распределения к предельной функции распределения

Написанная автором программа моделирования была применена к задаче проверки наличия у суммы рассматриваемых случайных потоков свойства сходимости к некоторому предельному потоку. Поскольку моделируемые случайные процессы являются процессами достаточно общего вида, представляет интерес экспериментальная проверка этого факта, а при её положительном результате – оценка скорости сходимости эмпирического закона распределения к предельному закону распределения, а также установление параметров предельного закона. Отметим, что проверка сходимости к нормальному закону в описанной модели проводилась на основе экспериментальных данных (хронометраж событий) в работе [12].

4.1. Результаты численных расчетов

На рис. 1 и 2 отображены эмпирические значения распределения числа появления случайных событий, где T – количество прогонов, и график нормального распределения. По оси абсцисс отложены значения числа случайных событий k .

На рис. 1 показано, что при количестве прогонов от 10 до 30 эмпирические значения близки к графику нормального распределения, но демонстрируют некоторое отклонение друг от друга (максимальное отклонение 15%).

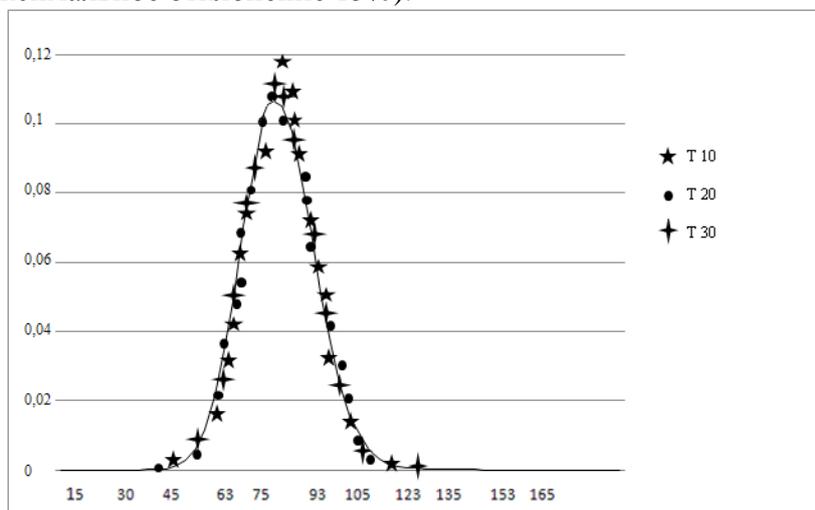


Рис. 1. Эмпирические функции распределения числа появления случайных событий для 10, 20, 30 прогонов и график нормального распределения – сплошная линия

На рис. 2 показано, что при количестве прогонов больше 40 эмпирические значения практически совпадают с графиком нормального распределения. Откуда следует, что в данном случае практическое совпадение эмпирических значений с графиком нормального распределения проявляется после 40 прогонов.

В рамках приведённой в разделе 3.2 интерпретации, событие появляется в среднем один раз в 3 или 7 минут, интервал наблюдения – три часа; количество суммируемых потоков – 24; количество наблюдаемых в машинном эксперименте интервалов – 40.

Устойчивый выход эмпирических значений функции распределения числа появления случайных событий на нормальный закон произойдёт на интервале $3 \times 40 = 120$ часов = 5 суток.

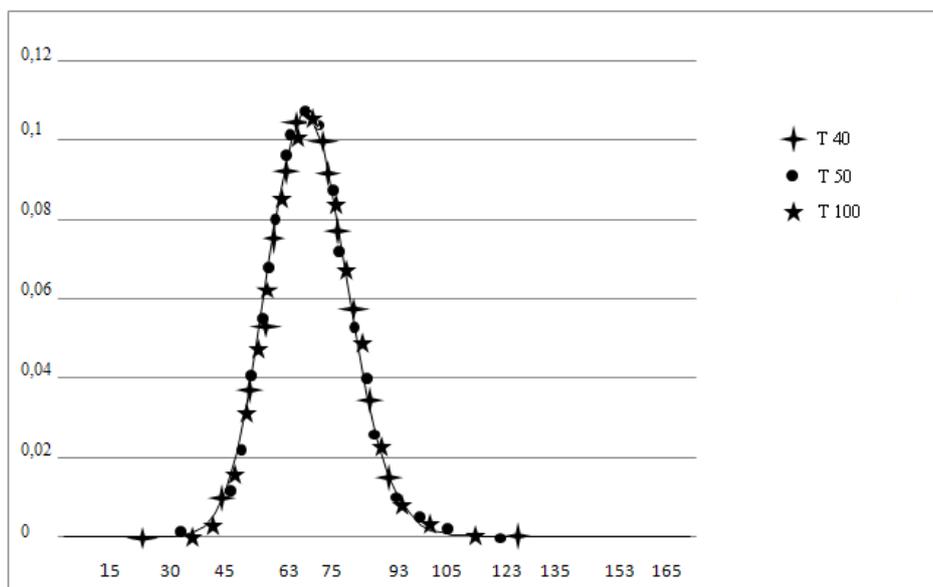


Рис. 2. Эмпирические функции распределения числа появления случайных событий для 40, 50, 100 прогонов и график нормального распределения – сплошная линия

Полученные результаты могут быть использованы при компьютерном моделировании потоков случайных событий с целью анализа и синтеза систем передачи дискретных сообщений. Особенностью предложенного подхода является учёт индивидуальных свойств потоков и возможность задания этих свойств в достаточно широком диапазоне. Например, если не известны аналитические выражения для функций распределения $f(t)$ и $F(t)$ для данного потока, вместо них можно использовать выборочные функции распределений. Также возможно задание существенно различных параметров для различных потоков. Например, можно ввести главный поток (или несколько главных потоков), имеющий основную интенсивность или ввести несколько типовых классов потоков.

4.2. Проверка гипотезы о нормальности распределения эмпирических частот

Эмпирические значения частот на графиках 1 и 2 близки к графику плотности нормального закона распределения. Осуществим статистическую проверку гипотезы о том, что выборки проведены из генеральной совокупности, распределённой по нормальному закону. Проверку гипотезы осуществим на основании критерия χ^2 [11].

Проверку осуществим на основе эмпирических частот n_i , полученных для $T = 500$ прогонов описанной выше программы. Частоты подсчитаны для частичных интервалов длины 3 (в рамках приведённой выше интерпретации число событий, появившихся в течение 3-х минут). Частоты для значений числа событий в интервале 45 – 102 (интервал «пиковых» значений эмпирических вероятностей) приведены в табл. 1.

Таблица 1. Эмпирические частоты появления данного числа событий

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
k_i	45	48	51	54	57	60	63	66	69	72
n_i	0.006	0.011	0.021	0.034	0.051	0.071	0.086	0.100	0.107	0.105

i	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
k_i	75	78	81	84	87	90	93	96	99	102
n_i	0.098	0.084	0.069	0.051	0.037	0.025	0.016	0.010	0.006	0.003

Обозначение в таблице: i – номер интервала, k_i – значения случайной величины “число появления случайных событий”.

$$\text{Сумма } \sum_{i=1}^{20} n_i = 0.99.$$

Значение величины $\chi^2 = \sum_{i=1}^{20} \frac{(n_i - n'_i)^2}{n'_i}$ (n'_i – теоретические частоты) для выборки, приведённой в табл. 1, равно 0.003. Критическая точка распределения χ^2 для числа степеней свободы 17 при уровне значимости 0.975 равна 7,56 [11]. То есть гипотеза о нормальности распределения генеральной совокупности принимается. То, что в данном случае значение χ^2 значительно меньше критической точки, объясняется тем, что данные рассчитаны для большого числа прогонов и эмпирические значения очень близки к теоретическим.

Выборочное среднее для выборки, приведённой в табл. 1, равно 73.5. Выборочная дисперсия равна 3.63.

Описанные выше численные расчёты и проверка гипотезы о нормальности распределения были осуществлены для нескольких других значений параметров случайных потоков. Во всех случаях выводы остаются те же: при увеличении числа прогонов имеет место сходимость к нормальному закону. Скорость сходимости к нормальному закону зависит от интенсивности генерирования событий. При характеристиках потоков

- событие появляется в среднем один раз в несколько минут;
- интервал наблюдения – часы;
- количество суммируемых потоков более 10;

практическое совпадение с нормальным законом наблюдается при 50 – 60 итерациях, то есть в течение нескольких суток.

5. Потоки, предельное распределение для которых является пуассоновским

Характерным для предыдущего распределения является то, что плотность вероятности количества события в окрестности $k = 0$ (нулевое значение потока) равна нулю. В упомянутом примере ненулевые значения плотности вероятности начинаются с $k > 30$. Будем называть поток интенсивным, если плотность вероятности количества события в окрестности $k = 0$ равна нулю (поток не нулевой с вероятностью 1). Если же плотность вероятности количества события в окрестности $k = 0$ не равна нулю (поток принимает нулевые в течение не малого времени), будем называть поток не интенсивным. В этих терминах поток, рассмотренный в п.4, является интенсивным. Приведём пример не интенсивного потока. Подбо-

ром параметров был найден следующий режим, при котором поток является не интенсивным:

- событие появляется в среднем один раз в шесть или четырнадцать минут (переход 6 – 14 реализован в виде цепи Маркова);
- вероятность появления события распределена по равномерному закону;
- интервал наблюдения – два часа;
- количество суммируемых потоков – 24.

В этом случае возникает предельное распределение, напоминающее распределение Пуассона, см. рис. 3. Для сравнения приведен график распределения Пуассона с математическим ожиданием, равным 3.41. Указанное математическое ожидание выбрано из условия наилучшей аппроксимации эмпирических частот методом наименьших квадратов [13]. Как видно, совпадение достаточно хорошее (в пределах нескольких процентов, но не полное). Можно предположить, что, как и в классическом случае [7], по мере возрастания интенсивности потока происходит перестроение предельного закона (от распределения Пуассона до нормального). Поскольку распределение Пуассона возникает в пределе, при интенсивности потока, стремящейся к нулю, то следует ожидать, что реально, даже при малых нагрузках, мы имеем некоторые «промежуточные» распределения, близкие к распределению Пуассона.

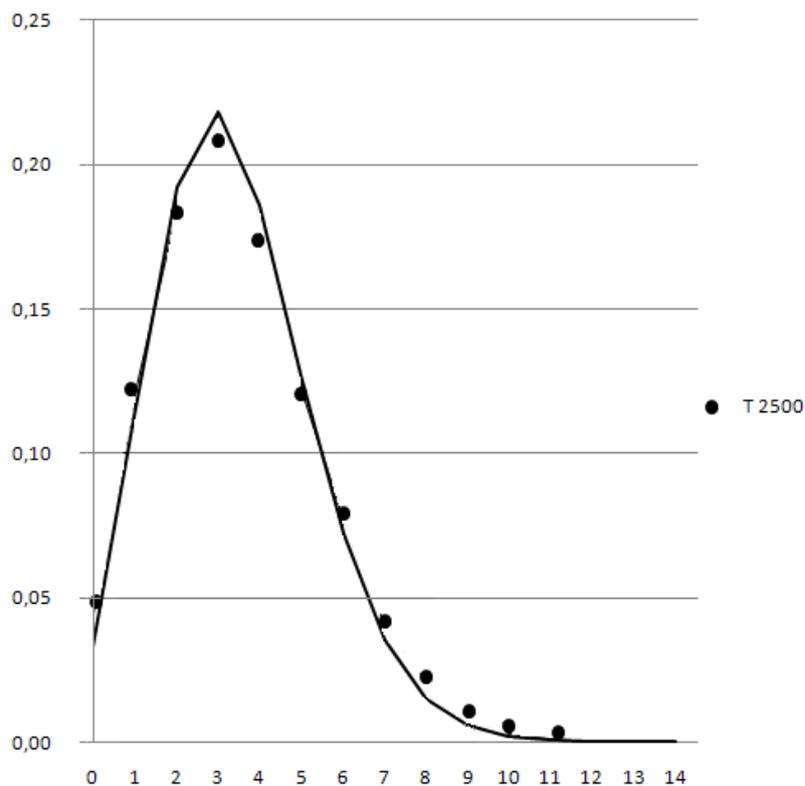


Рис. 3. Эмпирическая функция распределения числа появления случайных событий для 2500 прогонов и график распределения Пуассона – сплошная линия

Частоты подсчитаны для частичных интервалов длины 1 (в рамках приведённой выше интерпретации число событий, появившихся в течение 1 минуты). Частоты для значений числа событий в интервале 0 – 14 приведены в табл. 2.

Таблица 2. Эмпирические частоты появления данного числа событий

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
k_i	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
n_i	0.0445	0.1203	0.1826	0.2068	0.1710	0.1218	0.0780	0.0413	0.0212	0.0082

i	11	12	13	14	15
k_i	10	11	12	13	14
n_i	0.0030	0.0010	0.0002	0.0002	0.0001

Обозначения в таблице: i – номер интервала, k_i – значения случайной величины «число появления случайных событий».

Сумма $\sum_{i=1}^{15} n_i = 1$.

Значение величины $\chi^2 = \sum_{i=1}^{15} \frac{(n_i - n'_i)^2}{n_i}$ для выборки, приведённой в табл. 2, равно

0.0140. Критическая точка распределения χ^2 для числа степеней свободы 13 при уровне значимости 0.975 равна 5.01 [11]. То есть гипотеза о пуассоновском распределении генеральной совокупности принимается [14].

Выводы

В статье предложен один подкласс предложенных в [2] случайных потоков однородных событий с последствием, пригодный для программной реализации. На основе написанной программы проведено исследование сходимости суммы указанных потоков к нормальному закону. Установлено, что хотя случайные потоки существенно отличаются от классических, имеет место сходимость к классическим законам распределения – нормальному распределению (для интенсивных потоков) и распределению, близкому к распределению Пуассона (для не интенсивных потоков). При промежуточных значениях интенсивности потока можно ожидать перестройки предельного закона от закона Пуассона к нормальному закону. Более подробный анализ перестройки предельных законов распределения планируется провести в следующей работе.

Программная реализация предложенного класса случайных потоков обладает свойством «настраиваемости»: все параметры потоков могут быть заданы в желаемой форме, вплоть до индивидуальной настройки каждого потока. Это открывает возможность использования предложенного класса потоков и соответствующего программного обеспечения для исследования суммарных информационных потоков, порождаемых конкретными типами пользователей.

Автор благодарит доктора технических наук, профессора А. Б. Мархасина за постановку задачи и консультации при выполнении работы.

Литература

1. Мархасин А.Б. Архитектура радиосетей передачи данных. Новосибирск: Наука, 1984.

2. *Мархасин А.Б.* О суммировании нестационарных потоков событий с последствием в информационных сетях // В сб.: Системное моделирование - 10. Ред. М.И. Нечипуренко. Новосибирск: ВЦ СО АН СССР. 1984. С. 98-112.
3. *Назаров А.А., Лапатын И.Л.* Асимптотически пуассоновские МАР-потоки // Вестник Томского государственного университета. Управление, вычислительная техника и информатика. 2010. № 4(13). С. 72-78.
4. *Гнеденко Б.В., Коваленко И.Н.* Введение в теорию массового обслуживания. М.: Ком-Книга, 2005. 400 с.
5. *Хинчин А.Я.* Математические методы теории массового обслуживания // Тр. Мат. ин-та им. В.А. Стеклова АН СССР. 1955. Т. 49. С. 1-123.
6. *Григелионис Б.И.* Уточнение многомерной предельной теоремы о сходимости к закону Пуассона // Литовский матем. сб. 1962. Т. 2. № 2. С. 143-148.
7. *Григелионис Б.И.* О сходимости сумм ступенчатых случайных потоков к пуассоновскому // Теор. вероятности и её применения. 1963. Т. 8. № 2. С. 189-194.
8. *Кокс Д., Льюис П.* Статистический анализ последовательностей событий. М.: Мир, 1969.
9. *Мархасин А.Б.* Свойства одного класса нестационарных случайных потоков с последствием // В сб.: Большие системы. Массовое обслуживание. Надёжность. 1970, 326-337.
10. *Лившиц Б.С., Фидлин Я.В., Харкевич А.Д.* Теория телефонных и телеграфных сообщений М.: Связь, 1971.
11. *Гмурман В.Е.* Теория вероятностей и математическая статистика. М.: Высшее образование. 2008.
12. *Мархасин А.Б.* Экспериментальное исследование потока сообщений на карьерах // В сб.: Автоматическое управление в горном деле. Ред. М.М. Савкин. 1971. 133-139.
13. *Ректорис К.* Вариационные методы в математической физике и механике. М.: Мир, 1995.
14. *Смирнов Н.В., Дунин-Барковский И.В.* Курс теории вероятностей и математической статистики. М.: Наука, 1969.

Статья поступила в редакцию 15.04.2012

Филимонова Нина Анатольевна

аспирант каф.ТСиВС, СибГУТИ, (630102, Новосибирск, ул. Кирова, 86)
тел. (383) 269-83-83, e-mail: filipok_@mail.ru

Construction and Research of Streams Class of Random Events Oriented to Simulation Modeling of Data Communication in Wireless Network

N.A. Filimonova

The aim of this research is the construction of non-stationary random events streams with consequence, setting up streams parameters in terms of streams intensity summation. The offered algorithm of random events construction enables to vary stream properties both numerical and functional in a wide range, up to stream adjustment for parameters of individual user.

Keywords: non-stationary stream, computer modeling, data communication modeling, wireless network.