

$$\begin{aligned}
& - (a_{21}u + a_{22}v) \frac{\partial f(u, v, h)}{\partial v} + b_1 \frac{\partial^2 f(u, v, h)}{\partial u^2} + \\
& + b_2 \frac{\partial^2 f(u, v, h)}{\partial v^2} + b_{12} \frac{\partial^2 f(u, v, h)}{\partial u \partial v} - \\
& - \frac{e^{-s}}{b} f(u, v, h). \quad (11)
\end{aligned}$$

Здесь $f(u, v, h) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} f(u, v, h, \varepsilon)$,

$$\begin{aligned}
a_{11} &= \lambda + e^{-s} \lambda [(1-a)k - 1] + \frac{ak + 1}{b} e^{-s}, \\
a_{12} &= \lambda \frac{a(1-a)}{b^2} e^{-s} + \frac{a(a-b)}{b^3} e^{-s}, \\
\frac{a_{21}}{\delta} &= a_{11} + \kappa e^{-s} - \lambda, \quad \frac{a_{22}}{\delta} = a_{12} + \frac{a}{b^2} e^{-s}, \\
2b_1 &= \lambda(1-a)[\lambda(1-a) + 1 - e^{-s}] + \frac{a}{b} e^{-s}, \\
2b_2 &= \alpha\beta, \quad b_{12} = (\alpha\delta/b)e^{-s},
\end{aligned}$$

где $\kappa = \lambda - 1/b$, а g является корнем уравнения (6). (12)

Можно показать, что $H(u, v)$ является двумерным нормальным распределением и удовлетворяет уравнению

$$\begin{aligned}
& \frac{\partial}{\partial u} \{ (a_{11}u + a_{12}v) H(u, v) \} + \\
& + \frac{\partial}{\partial v} \{ (a_{21}u + a_{22}v) H(u, v) \} + b_{12} \frac{\partial^2 H(u, v)}{\partial u \partial v} +
\end{aligned}$$

$$+ b_1 \frac{\partial^2 H(u, v)}{\partial u^2} + b_2 \frac{\partial^2 H(u, v)}{\partial v^2} = 0, \quad (13)$$

где все коэффициенты имеют вид (12).

Обозначим $\Phi(h) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(u, v, h) H(u, v) du dv$ и найдем функцию $\Phi(h)$, для чего домножим уравнение (11) на $H(u, v)$ и проинтегрируем почленно это соотношение по $-\infty < u, v < +\infty$. После интегрирования по частям соответствующих слагаемых с учетом (13) получим

$$\Phi'(h) = -(1/b)e^{-s}\Phi(h). \quad (14)$$

В результате решения (14) в силу начального условия $\Phi(0) = 1$ получаем равенство

$$\Phi(h) = \exp\left\{-\frac{1}{b}e^{-s}h\right\},$$

откуда с учетом (7) следует соотношение (9). Теорема 1 доказана.

Заключение

В настоящей работе найдено асимптотическое при $N \rightarrow \infty$ распределение времени доставки сообщения в сети связи с протоколом случайного множественного доступа «синхронная адаптивная Алоха». Методом, изложенным в работе, может быть найдено распределение времени доставки и для других протоколов этого класса.

ЛИТЕРАТУРА

1. Назаров А.А., Юревич Н.М. Исследование явления бистабильности в сети с протоколом Алоха для конечного числа станций // Автоматика и телемеханика. 1996. № 9. С. 91–100.
2. Бертсекас Д., Галагер Р. Сети передачи данных. М.: Мир, 1989.
3. Фалин Г.И. О неустойчивости сети Алоха // Проблемы передачи информации. 1990. № 1. С. 79–82.
4. Одышев Ю.Д. Исследование явления бистабильности в сети с протоколом «синхронная Алоха» для конечного числа станций // Математическое моделирование и теория вероятностей. Томск: Пеленг, 1998. С. 242–247.
5. Горцев А.М., Назаров А.А., Тертугов А.Ф. Управление и адаптация в системах массового обслуживания. Томск: Изд-во Том. ун-та, 1978.
6. Rivest R.L. Network control by bayesian broadcast (Report MIT/LCS/TM-285). Cambridge, MA: MIT, Laboratory for computer science, 1985.
7. Михайлов В.А. Геометрический анализ устойчивости цепей Маркова в R^N , и его приложение к вычислению пропускной способности адаптивного алгоритма случайного множественного доступа // Проблемы передачи информации. 1988. № 1. С. 61–73.
8. Цетлин М.Л. Исследование по теории автоматов и моделированию биологических систем. М.: Наука, 1969.
9. Назаров А.А. Асимптотический анализ марковизируемых систем. Томск: Изд-во Том. ун-та, 1991.
10. Одышев Ю.Д. Исследование сети связи с протоколом «синхронная адаптивная Алоха» для конечного числа станций // Математическое моделирование. Кибернетика. Информатика. Томск: Изд-во Том. ун-та, 1999. С. 115–119.

Статья представлена кафедрой теории вероятностей и математической статистики факультета прикладной математики и кибернетики Томского государственного университета, поступила в научную редакцию 20 марта 2000 г.

УДК 519.872

И.С. Шмырин

ОПТИМАЛЬНАЯ ОЦЕНКА ПАРАМЕТРОВ ПОТОКА СОБЫТИЙ С ПЕРЕКЛЮЧЕНИЯМИ

Рассматривается задача об оценке параметров потока событий с переключениями. Предлагается рекуррентный алгоритм расчета оценок параметров потока событий. Реализуется имитационная модель потока, приводятся результаты численных расчетов.

Случайные потоки событий являются широко применяемой моделью для описания процессов в реальных физических, экономических, технических и других системах. Характеристики потоков событий, описывающих эти процессы, как правило, имеют случайную природу. Одной из распространенных моделей таких процессов являются МС-потоки событий – потоки, интенсивность которых является кусочно-постоянным марковским процессом с конечным числом состояний (такие потоки иначе называют потоками с переключениями [1]). Режимы функционирования реальных физических и технических систем обычно зависят от текущей интенсивности потоков событий, циркулирующих в системе; с другой стороны, параметры потоков, как правило, являются ненаблюдаемыми величинами. Вследствие этого важной является задача оценки параметров потока событий в произвольный момент времени по наблюдениям за этим потоком.

Постановка задачи

Рассматривается дважды стохастический пуассоновский поток событий, интенсивность которого есть кусочно-постоянный случайный процесс $\lambda(t)$ с двумя состояниями: λ_1 и λ_2 , $\lambda_1 > \lambda_2$. На участках стационарности (когда $\lambda(t) = \lambda_1$ либо $\lambda(t) = \lambda_2$) имеет место пуассоновский поток событий с интенсивностью λ_1 и λ_2 соответственно. Длительности пребывания процесса $\lambda(t)$ в состоянии λ_i распределены по экспоненциальному закону $F_i(t) = 1 - \exp(-\alpha_i t)$, $i = 1, 2$, где α_1 – интенсивность смены первого состояния процесса $\lambda(t)$ на второе, α_2 – интенсивность смены второго состояния на первое. Процесс $\lambda(t)$ ненаблюдаем, параметры λ_1 , λ_2 , α_1 , α_2 неизвестны. Результатом наблюдения за потоком событий являются моменты времени t_i наступления событий, $i = 1, 2, \dots$. По этим наблюдениям необходимо в любой момент времени t сделать оценку $\hat{\theta}(t)$ вектора $\theta = (\lambda_1, \lambda_2, \alpha_1, \alpha_2)$ параметров процесса $\lambda(t)$.

В [2] рассматривалась задача оценки аналогичного потока событий при условии, что моменты наступления событий потока измеряются с ошибками, т.е. $t_i = t_i^0 + \tau_i$, где t_i – наблюдаемые моменты наступления событий, t_i^0 – истинные моменты наступления событий, τ_i – ошибки измерения. Предполагалось, что ошибки измерений независимы и нормально распределены с нужным средним и дисперсией σ^2 . В [2] предложен оптимальный алгоритм оценивания параметров λ_1 , λ_2 , α_1 , α_2 с использованием апостериорной плотности распределения вектора параметров $\theta = (\lambda_1, \lambda_2, \alpha_1, \alpha_2)$. В связи со сложностью расчетных формул алгоритм [2] сложно реализовать даже на современных ЭВМ. В данной работе будем рассматривать случай, когда ошибки в измерениях моментов наступления событий отсутствуют: $t_i = t_i^0$, $i = 1, 2, \dots$, т.е. дисперсия ошибки измерений $\sigma^2 = 0$. Кроме того, предположим наличие дополнительной информации о параметрах процесса $\lambda(t)$, а именно – ограничение на интенсивности переходов процесса $\lambda(t)$ из состояния в состояние: $\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha$, α – неизвестный параметр. Данные предположения делаются с целью показать, что оптимальный алгоритм оценки параметров является работоспособным.

Алгоритм расчета оценок вектора параметров

В [2] в качестве оптимальной оценки $m(t)$ вектора параметров $\theta = (\lambda_1, \lambda_2, \alpha_1, \alpha_2)$ МС-потока событий при наличии ошибок в измерениях моментов наступления событий использовалось апостериорное среднее вектора θ как оценка, обеспечивающая минимум среднеквадратического отклонения ошибки оценивания: $m(t) = \int_{\Theta} \theta p(\theta|t) d\theta$, где $p(\theta|t)$ – апостериорная плотность

распределения вектора θ в момент времени t , Θ – область значений вектора θ ($\lambda_1 > \lambda_2 > 0$, $\alpha_1 > 0$, $\alpha_2 > 0$). Для $p(\theta|t)$ в [2] выведены формула расчета $p(\theta|t)$ в интервалах времени между моментами наблюдения

$$p(\theta|t) = \frac{\exp\left(-\int_{t_i}^t a(\tau, \theta) d\tau\right) p(\theta|t_i + 0)}{\int_{\Theta} \exp\left(-\int_{t_i}^t a(\tau, \theta) d\tau\right) p(\theta|t_i + 0) d\theta}, \quad (1)$$

$$i = 0, 1, 2, \dots, t_0 = 0,$$

и формула пересчета $p(\theta|t)$ в момент наблюдения события

$$p(\theta|t_{i+1} + 0) = \frac{a(t_{i+1} - 0, \theta) p(\theta|t_{i+1} - 0)}{\int_{\Theta} a(t_{i+1} - 0, \theta) p(\theta|t_{i+1} - 0) d\theta}, \quad (2)$$

$$i = 0, 1, 2, \dots$$

В (1), (2): t_i – моменты наблюдения событий,

$$a(t, \theta) = (\lambda_1(t) - \lambda_2(t)) w(\lambda_1|t) + \lambda_2(t), \quad (3)$$

$w(\lambda_1|t)$ – апостериорная вероятность, что в момент t процесс $\lambda(t)$ принял значение λ_1 и, согласно [3], на участках между наблюдавшимися событиями удовлетворяет интегродифференциальному уравнению

$$\begin{aligned} \dots \frac{dw(\lambda_1|t)}{dt} = & \alpha_2 \dot{\lambda}_2 - \alpha_1 w(\lambda_1|t) + (\lambda_1 - \lambda_2) \dot{w}(\lambda_1|t) \times \\ & \times (1 - w(\lambda_1|t)) \left\{ C + \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^\infty w(\lambda_1|t - \sigma z) \times \right. \\ & \times (1 - w(\lambda_1|t - \sigma z)) \exp\left(-\frac{z^2}{2} - \alpha \sigma z\right) \times \\ & \times \left[\pi_1 - (\pi_1 - w(\lambda_1|t - \sigma z)) \exp(-\alpha \sigma z) \right] \times \\ & \left. \times \left[\pi_2 + (\pi_1 - w(\lambda_1|t - \sigma z)) \exp(-\alpha \sigma z) \right]^{-1} dz \right\}, \quad (4) \end{aligned}$$

$$t_i \leq t \leq t_{i+1}, i = 0, 1, 2, \dots,$$

а в момент времени t_{i+1} наблюдения события для $w(\lambda_1|t)$ имеет место формула

$$w(\lambda_1|t_{i+1} + 0) = \frac{\lambda_1(t_{i+1}) w(\lambda_1|t_{i+1} - 0)}{(\lambda_1(t_{i+1}) - \lambda_2(t_{i+1})) w(\lambda_1|t_{i+1} - 0) + \lambda_2(t_{i+1})}, \quad (5)$$

$$i = 0, 1, 2, \dots,$$

при этом в (4), (5)

$$\begin{aligned} \Lambda_1(t) = & \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^\infty \left[\lambda_1 (\pi_1 + \pi_2 \exp(-\alpha \sigma z)) \times \right. \\ & \times w(\lambda_1|t - \sigma z) + \lambda_2 (\pi_1 - \pi_1 \exp(-\alpha \sigma z)) \times \\ & \times (1 - w(\lambda_1|t - \sigma z)) \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right) \left[\pi_1 - (\pi_1 - \right. \\ & \left. - w(\lambda_1|t - \sigma z)) \exp(-\alpha \sigma z) \right]^{-1} dz + \frac{1}{2} (\lambda_1 \pi_1 + \lambda_2 \pi_2) + \end{aligned}$$

$$+\frac{1}{2}\pi_2(\lambda_1-\lambda_2)\exp\left(\frac{(\alpha\sigma)^2}{2}\right)\left[1-\Phi\left(\frac{\alpha\sigma}{\sqrt{2}}\right)\right],$$

$$\Lambda_2(t)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\int_0^\infty\left[\lambda_1(\pi_2-\pi_2\exp(-\alpha\sigma z))\times\right. \\ \times w(\lambda_1|t-\sigma z)+\lambda_2(\pi_2+\pi_1\exp(-\alpha\sigma z))\times \\ \times(1-w(\lambda_1|t-\sigma z))\exp\left(-\frac{z^2}{2}\right)\left. \right]\left[\pi_2+(\pi_1-\right. \\ \left.-w(\lambda_1|t-\sigma z))\exp(-\alpha\sigma z)\right]^{-1}dz+\frac{1}{2}(\lambda_1\pi_1+\lambda_2\pi_2)- \\ -\frac{1}{2}\pi_1(\lambda_1-\lambda_2)\exp\left(\frac{(\alpha\sigma)^2}{2}\right)\left[1-\Phi\left(\frac{\alpha\sigma}{\sqrt{2}}\right)\right],$$

$$\alpha=\alpha_1+\alpha_2, \pi_1=\frac{\alpha_2}{\alpha}, \pi_2=\frac{\alpha_1}{\alpha},$$

$$C=\frac{1}{2}\exp\left(\frac{(\alpha\sigma)^2}{2}\right)\left[1-\Phi\left(\frac{\alpha\sigma}{\sqrt{2}}\right)\right],$$

$$\Phi(x)=\frac{2}{\sqrt{\pi}}\int_0^x\exp(-u^2)du, w(\lambda_1|t_0+0)=\pi_1.$$

Рассмотрим случай отсутствия ошибок измерений ($\sigma=0$) с ограничением $\alpha_1=\alpha_2=\alpha$. Для безошибочных наблюдений оптимальный алгоритм расчета вероятности $w(\lambda_1|t)$ в (3) рассмотрен в [4]. Для $\alpha_1=\alpha_2=\alpha$:

$$w(\lambda_1|t)=\left[w_1(w_2-w(\lambda_1|t_i+0))-w_2(w_1-\right. \\ \left.-w(\lambda_1|t_i+0))\exp\{-(\lambda_1-\lambda_2)(w_2-w_1)(t-t_i)\}\right]\times \\ \times\left[w_2-w(\lambda_1|t_i+0)-(w_1-w(\lambda_1|t_i+0))\times\right. \\ \left.\times\exp\{-(\lambda_1-\lambda_2)(w_2-w_1)(t-t_i)\}\right]^{-1}, \quad (6) \\ t_i\leq t\leq t_{i+1}, i=0,1,2,\dots$$

$$w(\lambda_1|t_{i+1}+0)=\frac{\lambda_1 w(\lambda_1|t_{i+1}-0)}{(\lambda_1-\lambda_2)w(\lambda_1|t_{i+1}-0)+\lambda_2}, \quad (7) \\ i=0,1,2,\dots$$

$$w_1=\frac{2\alpha+\lambda_1-\lambda_2-\sqrt{(\lambda_1-\lambda_2)^2+4\alpha^2}}{2(\lambda_1-\lambda_2)},$$

$$w_2=\frac{2\alpha+\lambda_1-\lambda_2+\sqrt{(\lambda_1-\lambda_2)^2+4\alpha^2}}{2(\lambda_1-\lambda_2)},$$

$$w(\lambda_1|t_0+0)=0,5.$$

Кроме этого, для $\Lambda_1(t)$, $\Lambda_2(t)$, входящих в (3), при $\sigma=0$ и $\alpha_1=\alpha_2=\alpha$ имеем $\Lambda_1(t)=\lambda_1$, $\Lambda_2(t)=\lambda_2$, так что

$$a(t,\theta)=(\lambda_1-\lambda_2)w(\lambda_1|t)+\lambda_2. \quad (8)$$

При (6), (8) в выражении (1) для $p(t|\theta)$

$$f(t,t_i,\theta)=\exp\left(-\int_{t_i}^t a(\tau,\theta)d\tau\right)=$$

$$=\left[(w_2-w(\lambda_1|t_i+0))\exp\{-(\lambda_1-\lambda_2)w_1+\lambda_2\}\times\right. \\ \left.\times(t-t_i)\right]-\left[(w_1-w(\lambda_1|t_i+0))\exp\{-(\lambda_1-\lambda_2)w_2+\right. \\ \left.+\lambda_2\}(t-t_i)\right]\left[w_2-w_1\right]^{-1}, \quad (9)$$

так что (1) принимает вид

$$p(\theta|t)=\frac{f(t,t_i,\theta)p(\theta|t_i+0)}{\int_{\Theta}f(t,t_i,\theta)p(\theta|t_i+0)d\theta}$$

Из-за сложности вычисления плотности $p(\theta|t)$ – рекуррентность в расчете $w(\lambda_1|t)$, сложные интегралы в (1) – в [2] предложен рекуррентный метод расчета вектора оценок $m(t)$ и матрицы ковариаций оценок параметров $c(t)$, основанный на приближенных формулах. Для безошибочных наблюдений и условия $\alpha_1=\alpha_2=\alpha$ рекуррентный алгоритм расчета $m(t)$, $c(t)$ принимает вид:

1) в момент начала наблюдений $t_0=0$ для вектора оценок $m(t)$ и матрицы ковариаций оценок $c(t)$ в [2] задаются начальные (априорные) значения $m(0)$, $c(0)$:

$$m(0)=\left[\frac{3}{2}, \frac{1}{2}, 1\right], c(0)=\begin{bmatrix} 5/4 & 1/4 & 0 \\ 1/4 & 1/4 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad (10)$$

2) полагая $i=0$, для любого момента времени t , $t_i\leq t\leq t_{i+1}$ (t_{i+1} – момент наступления $(i+1)$ -го события), рассчитываем $m_k(t)$, $c_{jl}(t)$, ($k, j, l=\overline{1,3}$):

$$m_k(t)=\left[f_k(t,t_i,m(t_i+0))+\frac{1}{2}\times\right. \\ \left.\times\sum_{j,l=1}^3\frac{\partial^2 f_k(t,t_i,m(t_i+0))}{\partial\theta_j\partial\theta_l}c_{jl}(t_i+0)\right]\times \\ \times\left[f(t,t_i,m(t_i+0))+\frac{1}{2}\times\right. \\ \left.\times\sum_{j,l=1}^3\frac{\partial^2 f(t,t_i,m(t_i+0))}{\partial\theta_j\partial\theta_l}c_{jl}(t_i+0)\right]^{-1}, k=\overline{1,3}; \quad (11)$$

$$c_{jl}(t)=\left[F_{jl}(t,t_i,m(t_i+0))+\frac{1}{2}\times\right. \\ \left.\times\sum_{n,s=1}^3\frac{\partial^2 F_{jl}(t,t_i,m(t_i+0))}{\partial\theta_n\partial\theta_s}c_{ns}(t_i+0)\right]\times \\ \times\left[f(t,t_i,m(t_i+0))+\frac{1}{2}\times\right. \\ \left.\times\sum_{n,s=1}^3\frac{\partial^2 f(t,t_i,m(t_i+0))}{\partial\theta_n\partial\theta_s}c_{ns}(t_i+0)\right]^{-1}, j,l=\overline{1,3};$$

здесь $f(t,t_i,\theta)$ определена в (9):

$$f_k(t,t_i,\theta)=\theta_k f(t,t_i,\theta), k=\overline{1,3}; \\ F_{jl}(t,t_i,\theta)=(\theta_j-m_j(t_i+0))\times \\ \times(\theta_l-m_l(t_i+0))f(t,t_i,\theta), j,l=\overline{1,3}; \quad (12)$$

вероятность $w(\lambda_1|t_i+0)$ для (9) определена в (6), (7);

3) в момент t_{i+1} наступления первого события определяются величины $m_k(t_{i+1}-0)$, $c_{jl}(t_{i+1}-0)$ по формулам (11), (12);

4) пересчитываются оценки $m_k(t_{i+1}+0)$, $c_{jl}(t_{i+1}+0)$:

$$m_k(t_{i+1}+0)=\left[a_k(t_{i+1}-0,m(t_{i+1}-0))+\frac{1}{2}\times\right.$$

$$\times \sum_{j,l=1}^3 \frac{\partial^2 a_k(t_{i+1}-0, m(t_{i+1}-0))}{\partial \theta_j \partial \theta_l} c_{jl}(t_{i+1}-0) \times$$

$$\times \left[a(t_{i+1}-0, m(t_{i+1}-0)) + \frac{1}{2} \times \right.$$

$$\left. \sum_{j,l=1}^3 \frac{\partial^2 a(t_{i+1}-0, m(t_{i+1}-0))}{\partial \theta_j \partial \theta_l} c_{jl}(t_{i+1}-0) \right]^{-1}, \quad (13)$$

$$k = \overline{1,3},$$

$$c_{jl}(t) = \left[A_{jl}(t_{i+1}-0, m(t_{i+1}-0)) + \frac{1}{2} \times \right.$$

$$\left. \sum_{n,s=1}^3 \frac{\partial^2 A_{jl}(t_{i+1}-0, m(t_{i+1}-0))}{\partial \theta_n \partial \theta_s} c_{ns}(t_{i+1}-0) \right] \times$$

$$\times \left[a(t, t_i, m(t_i+0)) + \frac{1}{2} \times \right.$$

$$\left. \sum_{n,s=1}^3 \frac{\partial^2 a(t_{i+1}-0, m(t_{i+1}-0))}{\partial \theta_n \partial \theta_s} c_{ns}(t_{i+1}-0) \right]^{-1},$$

$$j, l = \overline{1,3};$$

здесь $a(t, \theta)$ определена в (8),

$$a_k(t_{i+1}-0, \theta) = \theta_k a(t_{i+1}-0, \theta), k = \overline{1,3},$$

$$A_{jl}(t_{i+1}-0, \theta) = (\theta_j - m_j(t_{i+1}-0)) \times$$

$$\times (\theta_l - m_l(t_{i+1}-0)) a(t_{i+1}-0, \theta), j, l = \overline{1,3}, \quad (14)$$

расчет вероятности $w(\lambda_1 | t)$ для (8) определен формулами (6), (7);

5) повторяются пункты 2–4 алгоритма для $i = 1, 2, \dots$

Заметим, что в силу рекуррентности расчета $w(\lambda_1 | t)$, определенной в (6), (7) и входящей в состав (11) – (14), получить аналитический вид производных не представляется возможным (для реализации алгоритма необходимо численное их нахождение).

Результаты имитационного моделирования

Методом имитационного моделирования на ЭВМ для нескольких значений параметров $\lambda_1, \lambda_2, \alpha_1, \alpha_2$ процесса $\lambda(t)$ был реализован рассматриваемый поток событий. По полученным моментам наступления событий с помощью описанного выше алгоритма были получены оценки $\hat{\lambda}_1, \hat{\lambda}_2, \hat{\alpha}_1 = \hat{\alpha}_2 = \hat{\alpha}$ параметров потока. Данные эксперимента представлены в табл. 1.

Т а б л и ц а 1

Оценки параметров для некоторых значений $\theta = (\lambda_1, \lambda_2, \alpha_1, \alpha_2)$

	T	$m_1(0)$	$\hat{\lambda}_1(T)$	$m_2(0)$	$\hat{\lambda}_2(T)$	$m_3(0)$	$\hat{\alpha}(T)$	$\Delta(0)$	$\Delta(T)$
$\lambda_1 = 2, \lambda_2 = 1,$ $\alpha_1 = \alpha_2 = 0,8$	70,06	1,5	1,901	0,5	0,93277	1,0	0,83229	1,2	0,19852
$\lambda_1 = 5, \lambda_2 = 3,$ $\alpha_1 = \alpha_2 = 0,8$	21,62	1,5	4,81752	0,5	2,54420	1,0	1,46254	6,2	1,30081
$\lambda_1 = 6, \lambda_2 = 2,$ $\alpha_1 = \alpha_2 = 0,5$	19,66	1,5	6,27892	0,5	2,19260	1,0	1,52191	6,5	1,49343
$\lambda_1 = 10, \lambda_2 = 1,$ $\alpha_1 = \alpha_2 = 1$	31,63	1,5	7,0774	0,5	1,03231	1,0	1,29644	9,0	2,72101

Здесь T – время наблюдения, $m_1(0), m_2(0), m_3(0)$, согласно (10), – начальные значения для оценок $\hat{\lambda}_1(t), \hat{\lambda}_2(t), \hat{\alpha}(t)$ соответственно, $\Delta(t)$ – величина, характеризующая качество оценок и рассчитываемая как

$$\Delta(t) = \left| \lambda_1 - \hat{\lambda}_1(t) \right| + \left| \lambda_2 - \hat{\lambda}_2(t) \right| + \left| \alpha - \hat{\alpha}(t) \right|,$$

при этом $\Delta(0)$ характеризует различие параметров потока и априорных (начальных) оценок, $\Delta(T)$ – качество оценок в момент окончания наблюдения.

Анализ данных таблицы показывает, что оценки параметров тем лучше, чем ближе истинные значения параметров к априорным (10). По мере удаления истинных параметров исследуемого потока событий от априорных значений оценок качество оценок ухудшается.

ЛИТЕРАТУРА

1. Горцев А.М., Нежелская Л.А., Шевченко Т.И. Оценивание состояний МС-потока событий при наличии ошибок измерений // Изв. вузов. Физика. 1993. № 12. С. 67–85.
2. Горцев А.М., Шмырин И.С. Оптимальная оценка параметров дважды стохастического пуассоновского потока событий при наличии ошибок в измерениях моментов наступления событий // Изв. вузов. Физика. 1999. № 4. С. 19–27.
3. Горцев А.М., Шмырин И.С. Оптимальная оценка состояний дважды стохастического пуассоновского потока событий при наличии ошибок в измерениях моментов наступления событий // Автоматика и телемеханика. 1999. № 1. С. 52–66.
4. Горцев А.М., Нежелская Л.А. Оптимальная нелинейная фильтрация марковского потока событий с переключениями // Техника средств связи. Серия: Системы связи. 1999. Вып. 7. С. 46–54.

Статья представлена кафедрой исследования операций факультета прикладной математики и кибернетики Томского государственного университета, поступила в научную редакцию 15 апреля 2000 г.