МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ТОМСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ

МАТЕРИАЛЫ

III Всероссийской молодежной научной конференции

«МАТЕМАТИЧЕСКОЕ И ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ИНФОРМАЦИОННЫХ, ТЕХНИЧЕСКИХ И ЭКОНОМИЧЕСКИХ СИСТЕМ»

Томск, 22–23 мая 2015 г.

Под общей редакцией
кандидата технических наук И.С. Шмырина

Томск
Издательский Дом Томского государственного университета
2015

ББК 22.17–22.19
УДК 519.2, 519.7, 519.8
Т78

ЧЛЕНЫ КОЛЛЕГИИ, РУКОВОДИТЕЛИ НАУЧНЫХ РЕДАКЦИЙ
ПО НАПРАВЛЕНИЯМ:
д-р техн. наук, проф. **А.А. Глазунов** – научная редакция «Механика, математика»; д-р техн. наук, проф. **Э.Р. Шрагер** – научная редакция «Механика, математика»; д-р техн. наук, проф. **А.М. Горцев** – научная редакция «Информатика и кибернетика»; д-р техн. наук, проф. **С.П. Сущенко** – научная редакция «Информатика и кибернетика»; д-р физ.-мат. наук, проф. **В.Г. Багров** – научная редакция «Физика»; д-р физ.-мат. наук, проф. **А.И. Потекаев** – научная редакция «Физика»; д-р биол. наук, проф. **С.П. Кулижский** – научная редакция «Биология»; д-р геол.-минер. наук, проф. **В.П. Парначев** – научная редакция «Науки о Земле, химия»; канд. хим. наук, доц. **Ю.Г. Слижов** – научная редакция «Науки о Земле, химия»; д-р филол. наук, проф. **Т.А. Демешкина** – научная редакция «История, филология»; д-р ист. наук, проф. **В.П. Зиновьев** – научная редакция «История, филология»; д-р экон. наук, проф. **В.И. Канов** – научная редакция «Юридические и экономические науки»; д-р юрид. наук, проф. **В.А. Уткин** – научная редакция «Юридические и экономические науки»; д-р ист. наук, проф. **Э.И. Черняк** – научная редакция «Философия, социология, психология, педагогика, искусствознание»; д-р психол. наук, проф. **Э.В. Галажинский** – научная редакция «Философия, социология, психология, педагогика, искусствознание»

НАУЧНАЯ РЕДАКЦИЯ ТОМА:
д-р техн. наук, проф. **А.М. Горцев**, д-р физ.-мат. наук, доц. **Ю.Г. Дмитриев**, д-р физ.-мат. наук, проф. **В.В. Конев**, д-р техн. наук, проф. **А.Ю. Матросова**, д-р техн. наук, проф. **А.А. Назаров** , д-р техн. наук, проф. **Ю.И. Параев**, канд. техн. наук **И.С. Шмырин**.

Т78 Труды Томского государственного университета. – Т. 297. Серия физико-математическая: Математическое и программное обеспечение информационных, технических и экономических систем : материалы III Всероссийской молодежной научной конференции. Томск, 22–23 мая 2015 г. / под общ. ред. И.С. Шмырина. – Томск : Издательский Дом Томского государственного университета, 2015. – 264 с.

ISBN 978-5-94621-496-4

Сборник содержит материалы III Всероссийской молодёжной научной конференции «Математическое и программное обеспечение информационных, технических и экономических систем», прошедшей 22–23 мая 2015 г. на базе факультета прикладной математики и кибернетики Томского государственного университета. Материалы сгруппированы в соответствии с работавшими на конференции секциями.

Для научных работников, преподавателей, аспирантов, магистрантов и студентов.

УДК 539.3.004
ББК 22,25.22.251.22.62

ISBN 978-5-94621-496-4 © Томский государственный университет, 2015

СТАТИСТИЧЕСКАЯ ОЦЕНКА ДОЛИ С УЧЕТОМ АПРИОРНОЙ ДОГАДКИ

Т. О. Кошевая
Томский государственный университет
E-mail: tomakoshevaya@gmail.com

Введение

Большое число работ посвящено статистическому оцениванию доли экспериментов, в которых наступило некоторое интересующее для исследователя событие. Это связанно с широким применением, например, в задачах оценивания доли брака и проверки гипотез о ней и т.д. В связи с необходимостью сокращения объема дорогостоящих экспериментов и повышение точности оценивания при фиксированном объеме наблюдений многие работы были посвящены разработке методов использования априорной информации (см., например,[1]). В данной работе рассматривается ситуация, когда на основании опыта или знаний, эксперт или исследователь выдвигает некоторое предположение о значении искомой доли экспериментов, в которых наступило интересующее событие. С целью увеличения точности или надежности результата хотелось бы разумным способом учесть априорную информацию. В данной работе предлагаются статистические оценки доли с учетом априорной догадки и анализируются их свойства при конечном объеме наблюдений.

Структура оценки

Пусть $X_1,\ldots,X_n$ – независимые результаты эксперимента объема n, а $P = P(B)$ – вероятность наступления в данном эксперименте некоторого события B. Пусть в качестве возможного значения вероятности P выступает априорная догадка p_a. Задача заключается в построении такой оценки для неизвестной вероятности, которая будет учитывать совместно непараметрическую оценку $\hat{P} = \hat{P}(B) = n^{-1}\sum_{i=1}^{n} I_B(X_i)$ и p_a, здесь $I_B(.)$ – индикаторная функция.

Следуя работам [1,2], рассмотрим комбинированную оценку вида

$$\hat{P}_\lambda = (1-\lambda)\hat{P} + \lambda p_a, \tag{1}$$

где λ – оптимальный весовой коэффициент, который выбран из условия минимума среднеквадратической ошибки (СКО) $S^2(\lambda) = M[\hat{P}_\lambda - P]^2$ и определяется выражением

$$\lambda = \left(1 + n\frac{\Delta^2}{\sigma^2}\right)^{-1}. \tag{2}$$

Здесь $\sigma^2 = P(1-P)$, $\Delta = P - p_a$ величина отклонения априорной догадки от истинного значения искомой вероятности. Весовой коэффициент λ изменятся в пределах $0 < \lambda \le 1$ и показывает какое влияние оказывает каждое из слагаемых в комбинированной оценке.

Формулу (1) можно записать как

$$\hat{P}_\lambda = \hat{P} - \lambda\left(\hat{P} - p_a\right). \tag{3}$$

В этой формуле исходной является оценка $\hat{P}$, а априорная догадка p_a выступает в качестве дополнительной информации, которой располагает исследователь до проведения эксперимента. В соответствии с (3) минимум СКО представим в виде:

$$S^2(\lambda) = M[\hat{P} - P]^2 - \frac{[M(\hat{P} - P)^2]^2}{D\hat{P} + (P - p_a)^2} = D\hat{P} - \frac{(D\hat{P})^2}{D\hat{P} + \Delta^2} = (1-\lambda)\sigma^2 / n, \tag{4}$$

где дисперсия $D\hat{P} = P(1-P)/n$ характеризует точность оценки $\hat{P}$, а коэффициент $(1-\lambda)$ показывает, во сколько раз уменьшается СКО комбинированной оценки (1) по сравнению с $\hat{P}$.

Величина $\left(D\hat{P}\right)^2 / \left(D\hat{P} + \Delta^2\right)$ в (4) задает выигрыш в точности оценивания за счет привлечения априорной догадки p_a, если исходной оценкой является $\hat{P}$.

Адаптивные оценки

Практическое использование комбинированной оценки (1) затрудняет то обстоятельство, что, как правило, оптимальный коэффициент λ в (2) неизвестен. Решением этой проблемы является построение адаптивных комбинированных оценок вероятности путем замены неизвестного значения λ на его статистическую оценку. Но при такой замене нарушаются оптимальные свойства оценок, поэтому требуется ответить на вопрос, при каких условиях адаптивные комбинированные оценки являются предпочтительнее обычной оценки $\hat{P}$ по величине СКО.

Случайная величина $n\hat{P}$ имеет гипергеометрическое распределение с параметрами (n, P, N). Заменим неизвестное P на $\hat{P}$ и в качестве первой оценки λ возьмем

$$\hat{\lambda}_1 = \left(1 + n\frac{\hat{\Delta}^2}{\hat{\sigma}^2}\right)^{-1},$$

где $\hat{\Delta} = \hat{P} - p_a$ – оценка отклонения, а оценка дисперсии имеет вид

$$\hat{\sigma}^2 = \hat{P}(1-\hat{P})\frac{(N-n)}{(N-1)}.$$

Подставляя $\hat{\lambda}_1$ в (1), получаем первую адаптивную комбинированную оценку $\hat{P}_1 = \hat{P} - \hat{\lambda}_1(\hat{P} - p_a)$. В отличие от $\hat{P}$ данная оценка является смещенной. СКО оценки $\hat{P}_1$ можно вычислить по формуле

$$S^2(\hat{\lambda}_1) = M\left[\hat{P}_1 - P\right]^2 =$$
$$= \sum_{k=0}^{n}\left[\Psi_1(k,n,p_a) - P\right]^2 \frac{(Np)!\left[N(1-p)\right]!n!(N-n)!}{k!(Np-k)!(n-k)!\left[N(1-p)-(\mathrm{n}-\mathrm{k})\right]!N!}, \tag{5}$$

где $\Psi_1(k,n,p_a) = \dfrac{k\left[(n-k)(N-n)p_a + (N-1)(k-np_a)^2\right]}{k(n-k)(N-n) + n(N-1)(k-np_a)^2}$.

В качестве второй оценки λ возьмем

$$\hat{\lambda}_2 = \left(1 + 4n\hat{\Delta}^2\frac{(N-1)}{(N-n)}\right)^{-1},$$

где неизвестную дисперсию $\sigma^2 = P(1-P)$ заменим её максимальным значением, равным $0,25(N-n)/(N-1)$. Подставляя $\hat{\lambda}_2$ в (1), получаем вторую адаптивную комбинированную оценку $\hat{P}_2 = \hat{P} - \hat{\lambda}_2(\hat{P} - p_a)$. Эта оценка также является смещенной, а ее СКО вычисляется по формуле

$$S^2(\hat{\lambda}_2) = M[\hat{P}_2 - P]^2 =$$
$$= \sum_{k=0}^{n}\left[\Psi_2(k,n,p_a) - P\right]^2 \frac{(Np)!\left[N(1-p)\right]!n!(N-n)!}{k!(Np-k)!(n-k)!\left[N(1-p)-(\mathrm{n}-\mathrm{k})\right]!N!}, \tag{6}$$

где $\Psi_2(k,n,p_a)=\dfrac{k}{n}-\dfrac{(N-n)\left(k-np_a\right)}{n(N-n)+4(N-1)(k-np_a)^2}$.

Введем отношение для сравнения СКО оценок

$$S_0=\frac{D\hat{P}}{D\hat{P}}=1,\ S=\frac{S^2(\lambda)}{D\hat{P}},\ S_1=\frac{S^2(\hat{\lambda}_1)}{D\hat{P}},\ S_2=\frac{S^2(\hat{\lambda}_2)}{D\hat{P}}.$$

Значения этих отношений позволяют рассчитать формулы (5) и (6) в зависимости от значений N, P, n и p_a. Величины S_1 и S_2 позволяют выделить интервалы значений P, при которых эти отношения меньше единицы. Наличие таких интервалов для P совместно с объемом наблюдений n и значениями p_a указывают условия, при которых адаптивные комбинированные оценки предпочтительнее обычной оценки $\hat{P}$ по величине СКО.

Таблица 1

Интервалы для P, соответствующие $S_1 < 1$ ($N = 50$)

	n	1	2	3	4	5
p_a				P		
0,1			(0;0,428)	(0;0,405)	(0;0,389)	(0;0,383)
0,2			(0;0,428)	(0;0,456)	(0;0,493)	(0;0,507)
0,3			(0;0,441)	(0;0,585)	(0,100;0,607)	(0,125;0,596)
0,4	P		(0;0,481)	(0,162;0,690)	(0,181;0,682)	(0,175;0,682)
0,5				(0,255;0,745)	(0,235;0,765)	(0,248;0,752)
0,6			(0,519;1)	(0,310;0,838)	(0,318;0,819)	(0,318;0,825)
0,7			(0,559;1)	(0,415;1)	(0,393;0,900)	(0,404;0,875)
0,8			(0,572;1)	(0,544;1)	(0,507;1)	(0,493;1)
0,9			(0,572;1)	(0,595;1)	(0,611;1)	(0,617;1)
	n	6	7	8	9	10
p_a				P		
0,1		(0;0,386)	(0;0,392)	(0;0,402)	(0;0,418)	(0,002;0,453)
0,2		(0,058;0,504)	(0,074;0,497)	(0,077;0,495)	(0,075;0,497)	(0,075;0,505)
0,3		(0,123;0,591)	(0,123;0,586)	(0,129;0,581)	(0,131;0,580)	(0,132;0,582)
0,4	P	(0,184;0,672)	(0,189;0,667)	(0,191;0,663)	(0,195;0,660)	(0,196;0,660)
0,5		(0,251;0,749)	(0,258;0,742)	(0,261;0,739)	(0,265;0,735)	(0,266;0,734)
0,6		(0,328;0,816)	(0,333;0,811)	(0,337;0,809)	(0,340;0,805)	(0,340;0,804)
0,7		(0,409;0,877)	(0,414;0,877)	(0,419;0,871)	(0,420;0,869)	(0,418;0,868)
0,8		(0,496;0,942)	(0,503;0,926)	(0,505;0,923)	(0,503;0,925)	(0,495;0,925)
0,9		(0,614;1)	(0,608;1)	(0,598;1)	(0,582;1)	(0,547;0.998)

Использовать таблицу 1 можно следующим образом. Выбираем по строкам нужный уровень априорной догадки, а по столбцам – требуемое количество наблюдений. Например, при $p_a=0,5$ и $n=5$ на пересечении получаем интервал (0,248;0,752) для значений P, оценки которых имеют $S_1 < 1$.

Пустые ячейки соответствуют случаю равенства СКО и $S_1 = 1$. Комбинированная оценка совпадает по построению с обычной оценкой при $n = 1$ и любых p_a, при $n = 2$ совпадение имеет место только при $p_a = 0,5$. Аналогичным образом используется таблица 2, если применяется оценка $\hat{P}_2$.

Таблица 2

Интервалы для *P*, соответствующие $S_2 < 1$ ($N = 50$)

	n	1	2	3	4	5
p_a				P		
0,1		(0,016;0,926)	(0,018;0,685)	(0,019;0,551)	(0,021;0,483)	(0,022;0,445)
0,2		(0,040;0,934)	(0,038;0,728)	(0,039;0,639)	(0,041;0,600)	(0,045;0,567)
0,3		(0,057;0,935)	(0,049;0,728)	(0,053;0,744)	(0,070;0,691)	(0,086;0,656)
0,4	P	(0,065;0,934)	(0,057;0,869)	(0,088;0,809)	(0,118;0,763)	(0,131;0,741)
0,5		(0.067;0,933)	(0,075;0,925)	(0,145;0,855)	(0,165;0,835)	(0,194;0,806)
0,6		(0,066;0,935)	(0,131;0,943)	(0,191;0,912)	(0,237;0,882)	(0,259;0,869)
0,7		(0,065;0,943)	(0,218;0,951)	(0,256;0,947)	(0,309;0,930)	(0,344;0,914)
0,8		(0,066;0,960)	(0,272;0,962)	(0,361;0,961)	(0,400;0,959)	(0,433;0,955)
0,9		(0,074;0,984)	(0,315;0,982)	(0,449;0,981)	(0,517;0,979)	(0,555;0,978)
	n	6	7	8	9	10
p_a				P		
0,1		(0,023;0,421)	(0,024;0,405)	(0,025;0,394)	(0,026;0,388)	(0,027;0,389)
0,2		(0,051;0,541)	(0,057;0,524)	(0,062;0,515)	(0,066;0,513)	(0,069;0,518)
0,3		(0,095;0,638)	(0,102;0,623)	(0,109;0,613)	(0,115;0,610)	(0,119;0,613)
0,4	P	(0,147;0,719)	(0,158;0,707)	(0,165;0,697)	(0,172;0,692)	(0,177;0,691)
0,5		(0,208;0,792)	(0,222;0,778)	(0,230;0,770)	(0,236;0,764)	(0,240;0,760)
0,6		(0,281;0,853)	(0,293;0,842)	(0,303;0,835)	(0,308;0,828)	(0,309;0,823)
0,7		(0,362;0,905)	(0,377;0,898)	(0,387;0,891)	(0,390;0,885)	(0,387;0,881)
0,8		(0,459;0,949)	(0,476;0,943)	(0,485;0,938)	(0,487;0,934)	(0,482;0,931)
0,9		(0,579;0,977)	(0,595;0,976)	(0,606;0,975)	(0,612;0,974)	(0,611;0,973)

На следующих рисунках приведены графики зависимостей отношений СКО и средних значений оценок от *P*.

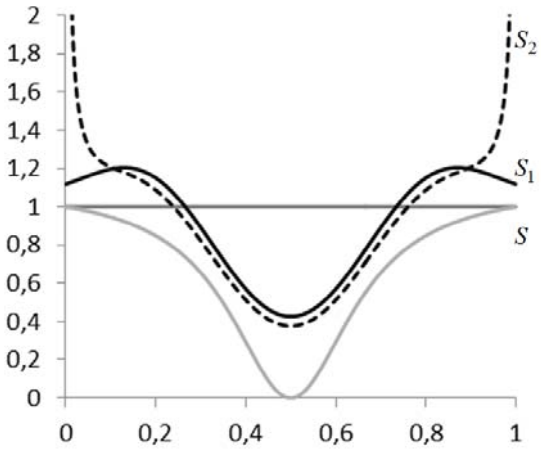

Рис. 1. Зависимость отношений СКО от P, $n = 10$, $p_a = 0,5$, $N = 50$

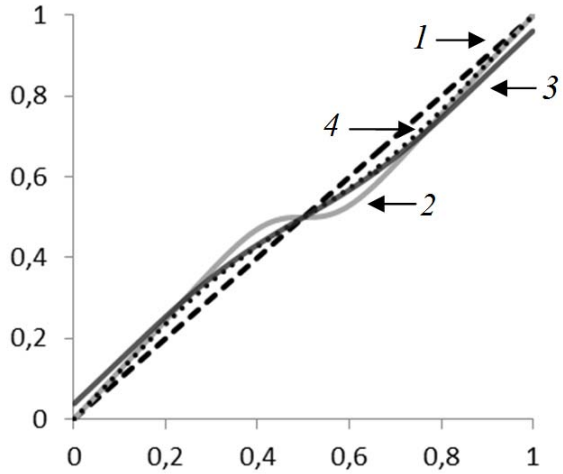

Рис. 2. Зависимость среднего значения оценки от P, $n = 10$, $p_a = 0,5$, $N = 50$ ($1 - \hat{P}$, $2 - \hat{P}_\lambda$, $3 - \hat{P}_1$, $4 - \hat{P}_2$)

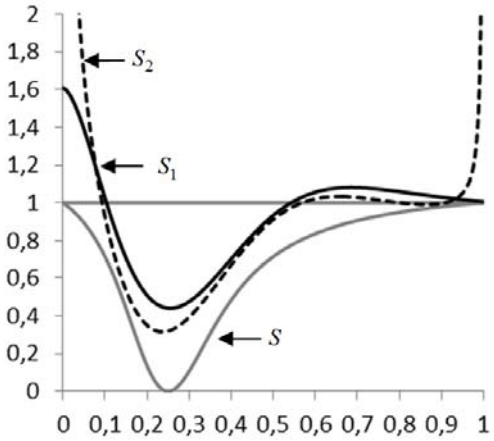

Рис. 3. Зависимость отношений СКО от P, $n = 10$, $p_a = 0,25$, $N = 50$

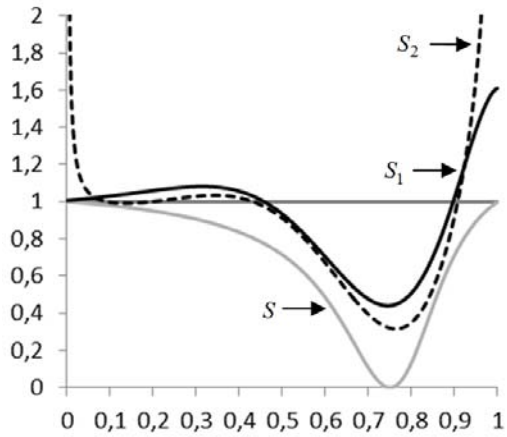

Рис. 4. Зависимость отношений СКО от P, $n = 10$, $p_a = 0,75$, $N = 50$

На рисунках можно заметить на сколько проигрывают адаптивные комбинированные оценки оптимальной $\hat{P}_\lambda$ по СКО при замене оптимального весового коэффициента на его оценки. Так же можно выделить области значений P, при которых оценки $\hat{P}_1$, $\hat{P}_2$ предпочтительнее по СКО обычной оценки $\hat{P}$. Эти области зависят от выбора априорной догадки p_a и объема наблюдений n и отражены в таблицах 1 и 2. Сравнение оценок $\hat{P}_1$ и $\hat{P}_2$ показывает, что имеются области значений P, в которых $\hat{P}_2$ предпочтительнее по СКО обычной оценки $\hat{P}$ и $\hat{P}_1$. Так, из рис. 1 следует, что в интервале (0,266;0,734) $S_2 < S_1$ в среднем на 6,035%.

Автор выражает благодарность и признательность своему научному руководителю Дмитриеву Ю.Г. за помощь в выполнении данной работы.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Дмитриев Ю.Г., Устинов Ю.К.* Статистическое оценивание распределений вероятностей с использованием дополнительной информации. – Томск: Изд-во Том. ун-та, 1988. – 194 с.

2. *Дмитриев Ю.Г., Тарасенко П.Ф.* Использование априорной информации в статистической обработке экспериментальных данных. // Известия вузов. Физика. – 1992. – № 9. С. 136–142.

3. *Дмитриев Ю.Г., Скрипин С.В.* О комбинированной оценке вероятности безотказной работы по полной выборке // Вестник Томского государственного университета. Управление, вычислительная техника и информатика. – 2012. – № 4. – С. 32–38.

4. *Dmitriev Yu., Tarassenko P., Ustinov Yu.* / On Estimation of Linear Functional by Utilizing a Prior Guess ./ A. Dudin et al. (Eds.): ITMM 2014, CCIS 487, pp. 82–90, 2014.

О ВЛИЯНИИ УЧЕТА АПРИОРНОЙ ДОГАДКИ В ОЦЕНИВАНИИ СРЕДНЕГО ПРИ НЕИЗВЕСТНОЙ ДИСПЕРСИИ

А. И. Логвинова
Томский государственный университет
E-mail: logvinova-alenka@mail.ru

Введение

Вероятностные характеристики случайных величин часто представляются в виде линейного функционала от функции распределения, которая неизвестна. Располагая ограниченным объемом наблюдений над случайной величиной, исследователь стремится улучшить точность оценки искомого функционала за счет привлечения дополнительной (априорной) информации. На основании своего опыта и предыдущих исследований он может предположить, что значение искомого функционала равно некоторому числу. Это и есть априорная догадка. В связи с этим возникает вопрос как ее использовать для повышения точности оценки?

В работах [1–5] предложены адаптивные комбинированные оценки, учитывающие совместно непараметрическую оценку функционала и априорную догадку, а также исследованы их асимптотические свойства. Целью данной работы является исследование свойств оценки линейного функционала в виде математического ожидания при конечных объемах наблюдений.

1. Постановка задачи

Рассмотрим задачу оценки функционала вида: $\theta = J(F) = \int_{-\infty}^{\infty} x dF(x)$, по выборке $X_1, ..., X_n$ из нормального распределения с неизвестными параметрами, т.е. $F \in N(\theta, \sigma^2)$. Априорной догадкой выступает значение Ψ. Воспользовавшись оценками, предложенными в [3], возьмем в качестве оценки среднего

$$\hat{J}_k = (1 - \hat{\lambda}_k)\hat{J} + \hat{\lambda}_k \psi = \hat{J} - \hat{\lambda}_k (\hat{J} - \psi), \tag{1}$$

где $\hat{J} = 1/n \sum_{i=1}^{n} X_i$, а весовой коэффициент $\hat{\lambda}$ определяется выражением

$$\hat{\lambda}_k = (1 + \hat{b}_{k-1,n}{}^2)^{-1} \tag{2}$$

Здесь $\hat{b}_{k,n} = q_k(\hat{b}_n)$, $k \in \{1, 2, 3, ...\}$, $\hat{b}_{0,n} = \hat{b}_n = \sqrt{n}\hat{\Delta}/\hat{\sigma}$, $\hat{b}_n = (\eta_n + b_n)\sigma/\hat{\sigma}$, $\eta_n = \sqrt{n}(\hat{J} - J)\sigma$, $b_n = \sqrt{n}\Delta/\sigma$, функции q_k удовлетворяют соотношению определенному в работе [3]:

$$q_k(x) = xq(q_{k-1}(x)),\ q(x) = x/(1 + x^2),\ k \in \{1, 2, 3, ...\},\ q_0(x) = x,\ x \in R^1,$$

$\hat{\sigma}^2$ – выборочная дисперсия, $\hat{\Delta}$ является оценкой величины отклонения априорной догадки от истинного значения $\Delta = J - \psi$.

СОДЕРЖАНИЕ

СЕКЦИЯ I. МАТЕМАТИЧЕСКОЕ И ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ МАШИН И КОМПЬЮТЕРНЫХ СЕТЕЙ 3

Гребнев А. О. Модуль метеоинформации для системы контроля лесопожарной обстановки: разработка форм пользовательского интерфейса 3

Дылыкова А. Ж. Моделирование нейронных сетей для решения задач психодиагностики 8

Зиятдинова Э. Р., Останин С. А. Программа для работы с SBDD- и MTBDD-графами. Исследование их практического использования 10

Ирдынеева Е. П. Метод поиска ложных путей в комбинационном эквиваленте последовательностной схемы 16

Кириенко И. Е. Алгоритм поиска минимального BDD-графа, представляющего реализацию частично определенной булевой функции 18

Овчинникова Т. С., Сибирякова В. А. Исследование декартового дерева и написание обучающей программы по его построению 24

Полин Е. П. Исследование влияния параметров метода вспомогательных источников на сечения рассеяния тонкого диэлектрического цилиндра 29

Сибирякова В. А., Сидоренко Д. С. Библиотека STL: обучающая программа 35

Соковец М. М. Программная оболочка для системы нечеткого вывода 39

Тарновская Т. П. Поиск корня логического уравнения с помощью дерева разложений 42

Лавров В. А., Третьяков Д. А. Актуальные проблемы метода коллаборативной фильтрации 47

Хабарова В. А. Вычислительный алгоритм решения задачи электромагнитного рассеяния на идеально проводящем конусе с эллиптическим основанием 49

СЕКЦИЯ II. ПРИКЛАДНОЙ СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ 53

Ашуров М. Ф., Поддубный В. В. Развитие метода классификации текстов на основе R-меры с использованием частот повторения подстрок 53

Белая Е. В. О точности комбинированной оценки среднего при известной дисперсии 58

Замащикова А. А., Зенкова Ж. Н. Прогнозирование спроса на основе иерархических данных 61

Зенкова Н. А. Об оценке удовлетворенности качеством образования населения 66

Кошевая Т. О. Статистическая оценка доли с учетом априорной догадки 69

Логвинова А. И. О влиянии учета априорной догадки в оценивании среднего при неизвестной дисперсии 74

Кошкин Г. М., Луков В. Ю. Непараметрическая идентификация и прогнозирование цен акций с использованием авторегрессионных моделей 77

Зенкова Ж. Н., Макеева О. Б. Использование информации о квантиле при анализе оборачиваемости оборотных средств 82

Сивушина А. Л. Анализ удовлетворенности населения качеством медицинских услуг 87

СЕКЦИЯ III. ПРИКЛАДНОЙ ВЕРОЯТНОСТНЫЙ АНАЛИЗ 91

Алексеенко М. А. Расчет углового распределения яркости рассеянного излучения методом Монте-Карло 91

Березин Д. В., Нежельская Л. А. Численные результаты при оптимальной оценке состояний модулированного MAP-потока событий в условиях его частичной наблюдаемости 93

Задиранова Л. А., Моисеева С. П. Исследование потока суммарных обращений в СМО с повторным обслуживанием с помощью метода асимптотического анализа 99

Калягин А. А. Оценивание длительности мертвого времени в обобщенном полусинхронном потоке событий 105

Квач А. С. Численное исследование замкнутой RQ-системы M/GI/1/N с конфликтами заявок 109