

Уральский государственный архитектурно-художественный университет
Национальный исследовательский Томский государственный университет
Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина

НОВЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В ИССЛЕДОВАНИИ СЛОЖНЫХ СТРУКТУР

**МАТЕРИАЛЫ
ОДИННАДЦАТОЙ МЕЖДУНАРОДНОЙ КОНФЕРЕНЦИИ
6–10 июня 2016 г.**

Томск
Издательский Дом Томского государственного университета
2016

УДК 004(082)
ББК 73я431
Н766

Новые информационные технологии в исследовании сложных структур :
Н766 материалы 11-й международной конференции, 6–10 июня 2016 г. – Томск :
Издательский Дом Томского государственного университета, 2016. – 112 с.

ISBN 978-5-94621-542-8

11-я международная конференция «Новые информационные технологии в исследовании сложных структур» (ранее – Российская конференция с международным участием) была проведена в г. Екатеринбурге с 6 по 10 июня 2016 г.

Материалы сборника ориентированы на использование информационных технологий специалистами в различных сферах человеческой деятельности, включая вычислительные и телекоммуникационные системы, образование, архитектуру и градостроительство, охрану природы, здравоохранение, разработку систем искусственного интеллекта, исследование дискретных и стохастических структур управления и связи.

УДК 004(082)
ББК 73я431

Редакционная коллегия выпуска:

Евтушенко Н.В., профессор, доктор технических наук, НИ ТГУ, Томск;
Захарова Г.Б., доцент, кандидат технических наук, УрГАХУ, Екатеринбург;
Горцев А.М., профессор, доктор технических наук, НИ ТГУ, Томск

ISBN 978-5-94621-542-8

© Томский государственный университет, 2016
© Авторы статей, 2016

Секция 6. НЕПАРАМЕТРИЧЕСКИЕ И РОБАСТНЫЕ СТАТИСТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ В КИБЕРНЕТИКЕ

ASSET TURNOVER ANALYSIS BASED ON INTERVAL CENSORED DATA USING QUANTILE

Z.N. Zenkova, O.B. Makeeva

National Research Tomsk State University, Tomsk, Russia
oksi-mak-tsu@mail.ru, thankoffjean@mail.ru

There are some different ways for analysis of a company asset turnover but in this paper the authors considered the most informative marks, such as an Asset (inventory) Turnover Ratio (TR) and Days Sales of Inventory (DSI), which are calculated as [1–3]:

$$DSI = \frac{\text{number of days in the considering period of time}}{TR \text{ for the period}}, \quad (1)$$

where

$$TR = \frac{\text{Total Revenue for the period}}{\bar{X}}, \quad (2)$$

and \bar{X} is an average inventory cost.

Therefore, TR shows how many times a company returns its investment to the asset, DSI is a number of days when the average inventory is completely returned to the company. These ratios should be considered in dynamics considering product life cycle, season influence, etc., but the main task for inventory management is to decrease DSI and to increase TR .

Notice, that the data for inventory analysis is very specific, because it describes the level of inventory costs for particular moments, but the costs can be significantly changed during a day, and these changes usually do not fixed exactly or not to take into account when TR is calculated.

In this paper the authors considered a data set as an interval censored sample with size N and cumulative distribution function $F(x)$. A nonparametric Turnbull estimator $F_N(x)$ was used for estimation of unknown $F(x)$ [4]. Further, a modification of $F_N(x)$ was constructed for the case when quantile x_q is known exactly, i.e. the cumulative distribution function satisfies the condition [5, 6]:

$$F(x_q) = q,$$

and q is known probability. The modification was found using the following formula:

$$F_N^q(x) = q \cdot \left(\left(\frac{F_N(x)}{F_N(x_q)} \right) \vee 0 \right) \wedge 1 + (1 - q) \left(\left(\frac{F_N(x) - F_N(x_q)}{1 - F_N(x_q)} \right) \vee 0 \right) \wedge 1.$$

The quality of new estimator was studied by means of simulations. It was shown that using additional information helps to improve the accuracy of estimation in the sense of decreasing of the mean square error. Substituting these two estimators of the cumulative distribution function to an functional for an average value for random inventory cost $\tau \geq 0$

$$E\tau = \int_0^{+\infty} x dF(t),$$

two estimations of the average inventory for the interval censored data were found. These estimations were used for analysis of a real Tomsk company turnover. As a result, the modified estimation allowed to give some significant pieces

of advice to the company management, so planning of a financial support of the production processes was changed, and the company avoided a lot of problems dealing with interruptions in productions.

References

1. Bowersox D., Closs D. Supply Chain Logistics Management. [S.l.], 2010. 640 p.
2. Zenkova Z.N. Logistical approach to management of the enterprise : educational-methodical complex / Tomsk State University. Tomsk, 2012.
3. Makeeva O.B., Zenkova Z.N. Methods of treatment of censored data and its application to the analysis of turnover // Journal of Science of S. Seifullin Kazakh Agrotechnical University. 2014. № 3 (82). P. 21–30 (in Russian).
4. Giolo S.R. Turnbull's estimator for interval-censored data // Technical Report. 2004. Aug.
5. Makeeva O.B., Zenkova Z.N. Analyzing the turnover of working capital using information about the quantil // Mathematical and software information, technical and economic systems : Proceedings of the III All-Russian Youth Conference. Tomsk : Tomsk State University, 2015. P. 82–87.
6. Dmitriev U., Ustinov U. Statistical estimation of probability distributions with additional information. Tomsk : Tomsk State University, 1988. 194 p.

ОЦЕНКИ ВЕРОЯТНОСТЕЙ ПО ДАННЫМ С ПРОПУСКАМИ

Ю.Г. Дмитриев, Ю.К. Устинов

Национальный исследовательский Томский государственный университет, Томск, Россия
dmit@mail.tsu.ru, ustinov-yuk@rambler.ru

Пусть среди всех наблюдений над признаками (X, Y) имеется n независимых пар $Z_i = (X_i, Y_i)$, $i=1, \dots, n$, для которых получены значения по обеим компонентам (комплектные наблюдения). Кроме этого, имеются n_1 независимых некомплектных (по Y) наблюдений $Z_{n+1}, \dots, Z_{n+n_1}$, в которых известны значения только первой компоненты, и n_2 независимых некомплектных (по X) наблюдений $Z_{n+n_1+1}, \dots, Z_{n+n_1+n_2}$, в которых известны значения только второй компоненты. Пусть a и b – некоторые подмножества множеств значений признаков X и Y соответственно. Обозначим через A событие $\{X \in a\}$, а через B – событие $\{Y \in b\}$. На основании имеющихся данных требуется построить оценку вероятности $P(AB)$. Далее мы считаем выполненным условие $P(A)P(B) > 0$, черта сверху над событием означает дополнительное событие.

Как известно, несмещенной и наилучшей в смысле минимума дисперсии оценкой $P(AB)$, построенной по комплектным наблюдениям, является эмпирическая оценка $P_n(AB) = n^{-1} \sum_{i=1}^n I_A(X_i)I_B(Y_i)$, где $I_A(x)$, $I_B(y)$ – индикаторные функции. Рассмотрим оценки для $P(AB)$, в которых совместно используются как комплектные, так и некомплектные наблюдения. Идею построения таких оценок подсказывает теория учёта априорной информации, которая предписывает неизвестные элементы конструкции оценок заменять их проекциями в априорный класс вероятностей [1]. В данном случае априорный класс состоит из известных по условию задачи вероятностей $P_n(A)$, $P_n(B)$, $P_n(A|B)$, $P_n(B|A)$, $P_n(AB)$, $P_{n+n_1}(A) = [nP_n(A) + n_1P_{n_1}(A)] / (n+n_1)$, $P_{n+n_2}(B) = [nP_n(B) + n_2P_{n_2}(B)] / (n+n_2)$, $P_n(A|B)$ при $P_n(B) > 0$, $P_n(B|A)$ при $P_n(A) > 0$. На базе этих оценок построим оценки $P(AB)$, привлекая поочередно некомплектные наблюдения по Y , затем по X , затем некомплектные наблюдения обоих типов. Предлагаются следующие оценки:

$$P_n^a(AB) = \begin{cases} 0, P_n(A) = 0, \\ P_n(B|A)P_{n+n_1}(A), P_n(A) > 0, \end{cases} \quad P_n^b(AB) = \begin{cases} 0, P_n(B) = 0, \\ P_n(A|B)P_{n+n_2}(B), P_n(B) > 0, \end{cases} \quad (1)$$

$$P_n^{ab}(AB) = [(n+n_1)P_n^a(AB) + (n+n_2)P_n^b(AB) - nP_n(AB)] / (n+n_1+n_2). \quad (2)$$

Свойства оценок (1) изучались в [2]. Здесь мы рассмотрим асимптотическое поведение оценки (2). Обозначим $\lambda_1 = n_1 / (n+n_1+n_2)$, $\lambda_2 = n_2 / (n+n_1+n_2)$. После разложения $P_n^{ab}(AB)$ по формуле Тейлора в окрестностях $P(AB)$, $P(A)$, $P(B)$ и проведения преобразований можем записать: $P_n^{ab}(AB) = P(AB) + (P_n(AB) - P(AB)) + \lambda_1 P(B|A)(P_{n_1}(A) - P_n(A)) + \lambda_2 P(A|B)(P_{n_2}(B) - P_n(B)) + R_n = \hat{P}_n^{ab}(AB) + R_n$, где R_n – остаточный член разложения, имеющий более высокий порядок малости по сравнению с главной частью $\hat{P}_n^{ab}(AB)$. Математическое ожидание $M\hat{P}_n^{ab}(AB) = P(AB)$, а дисперсия

$$D\hat{P}_n^{ab}(AB) = DP_n(AB) - n^{-1}P^2(AB)[\lambda_1(P(\bar{A})/P(A)) + \lambda_2(P(\bar{B})/P(B)) - 2\lambda_1\lambda_2(P(AB) - P(A)P(B))/P(A)P(B)]. \quad (3)$$