

基于在线评论的Cucconi控制图

彭昕怡

成都理工大学数理学院, 四川 成都

收稿日期: 2024年11月18日; 录用日期: 2024年12月14日; 发布日期: 2024年12月20日

摘要

近年来, 互联网蓬勃发展, 各种产品的使用用户会在互联网上发表自己的售后评价, 这些评价中蕴含着很多潜在的信息, 特别是文字评价。因此, 本文首先采用了基于词典的情感分析将文字评价转换为情感得分, 再进行后续的研究。情感得分代表着用户对产品及服务的态度, 当情感得分发生异常变化时, 意味着该时段产品或服务有着质量下降的趋势, 因此, 对用户的在线评论进行监控有着极其重要的意义。当情感得分失控时, 我们能及时告知产品经理, 以便采取一些相关措施, 减少不必要的损失。在此基础上, 本文提出了非参数的Cucconi-EWMA控制图, 来对情感得分的位移参数和尺度参数同时进行监控。最后, 将本文提出的非参数控制图用于了实际案例上, 监控效果良好, 进一步证实了本文控制图对在线评论监控的有效性。

关键词

情感分析, 基于词典, 异常检测, Cucconi-EWMA, 非参数

Cucconi Control Chart Based on Online Reviews

Xinyi Peng

School of Mathematics and Physics, Chengdu University of Technology, Chengdu Sichuan

Received: Nov. 18th, 2024; accepted: Dec. 14th, 2024; published: Dec. 20th, 2024

Abstract

In recent years, the Internet has developed rapidly, and users of various products will publish their after-sales reviews on the Internet. These reviews contain a lot of potential information, especially text reviews. Therefore, this paper first uses dictionary-based sentiment analysis to convert text reviews into sentiment scores, and then conducts subsequent research. Sentiment scores represent the attitude of users towards products and services. When the sentiment score changes abnormally,

it means that the product or service has a trend of declining quality during this period. Therefore, it is extremely important to monitor users' online reviews. When the sentiment score is out of control, we can inform the product manager in time so that some relevant measures can be taken to reduce unnecessary losses. On this basis, this paper proposes a non-parametric Cucconi-EWMA control chart to monitor the displacement parameters and scale parameters of the sentiment score at the same time. Finally, the non-parametric control chart proposed in this paper is used in actual cases, and the monitoring effect is good, which further confirms the effectiveness of the control chart in this paper for online review monitoring.

Keywords

Sentiment Analysis, Based on Lexicon, Anomaly Detection, Cucconi-EWMA, Nonparametric

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近年来，互联网蓬勃发展，各大行业的客户会在互联网上发表商品使用后的切实体会，也就是用户生成内容(UGC)。这些内容表明了客户对该产品的真实意见、态度和使用评价。据 Nielsen 等人(2019) [1] 的调查显示，全球中有 92% 的用户信任 UGC，并且相信用户的评价，Xu 等人(2023) [2] 指出在线评价中蕴含着极其多的研究价值，特别是客户的差评。因此，本文在前人研究的基础上将用户的评价分为差评和非差评两类，重点对差评进行研究。

在统计过程控制(SPC)的背景下，差评可以作为不良事件，并通过监测方案连续检测。如果在当前监控过程中没有异常变化，则该过程被称为受控(IC)。一旦出现失控(OC)信号，表明此时产品出现了异常问题，控制图将立即向业务经理发出预警，以减少不必要的损失。

因为文字评价中包含的信息大于数字评价，因此本文对用户的文字评价进行监控。而对文本数据进行监控，我们需要进一步将定性数据转换为定量数据，此时就需要进行情感分析，计算评价文本的情感得分。

在同一时期内，商品的差评往往会远低于非差评，这使得传统的监测方案(如 p 图)对差评数量的变化不敏感(Montgomery, 2012) [3]。例如，Ju 等人(2019) [4] 收集了 16,430 条评论，其中只有 300 条差评。面对这种情况，本文采用文字差评的情感得分(S)来进行监控。Xu (2020) [5] 提出情感得分(S)表示客户意见，对于差评， $S (S < 0)$ 的绝对值越高，用户反映质量越低，反之亦然。因此，对在线评论过程的监控转变为对差评的情感得分 S 的监控(Zhang, 2021) [6]。

在一般情况下，我们无法得知情感得分 S 的分布，即以往的参数控制图可能会失效，因此我们需要使用非参数控制图来对在线评论的情感得分进行监控。Wilcoxon [7] 提出的 Wilcoxon 秩和(WRS)统计量适用于在底层分布未知的情况下检验两个样本的均值之差。到目前为止，WRS 统计量已被广泛用于无分布监测方案的设计，如 Chong 等(2016) [8]，Mukherjee (2017) [9]，Huang 等(2018) [10]。Li 等人[11] 最初提出了基于指数加权移动平均(EWMA)的 WRS 统计量，该统计量在检测中小位移方面比普通 WRS 统计量更有效、更稳健。但 WRS 统计量只考虑了变量位移参数的变化，对于尺度参数的变化却忽略了。在实际应用中，过程的均值和方差可能会同时发生变化，因此，需要提出能联合检测位置参数和尺度参数变化的控制图(Li 等，2018) [12]、(Mukherjee 等，2017) [13]。其中最常见的方法是基于 Lepage 检验的控制

图(Mukherjee 等, 2012) [14]。但在 Marozz 等人[15]的研究中, 我们得出了一种比 Lepage 检验更优的检验——Cucconi 检验[16], 其比 Lepage 检验更为显著, 更适合用于本文构建控制图。因此, 受前人研究的启发, 我们将基于 EWMA 的 Cucconi 统计量应用于在线评论的监控上, 既可以监控情感得分的均值, 也可以同时监控其方差, 且比以往的控制图更高效。

2. 在情感分析和 SPC 的背景下进行异常检测

情感分析中的异常检测是指利用在线评论检测客户的异常情绪, 异常情绪可能是因为产品质量的变差而导致的。近年来, 关于情感分析的异常情绪检测越来越多(李杨等, 2023)[17], 本文将通过非参数控制图来对情感分析进行异常检测, 当 EWMA 统计量超出控制限时, 控制图会立即发出警报, 表示产品出现异常。

现阶段, Wankhade 等人(2022) [18]总结了情感分析的两大方法: 基于机器学习的情感分析方法和基于词典的情感分析方法。因为本文重点在于监控部分, 因此, 更倾向于采用训练好的词典来计算情感得分。

2.1. 数据处理

每条评论都由多个元素组成, 包括发布时间、数字评级、评论内容和其他与个人账户有关的数据。核心元素可以概括为一个元组(g, w), 其中 g 为产品或服务名称, w 为从评论内容中分解出来的词向量(Zhang 等) [6]。对于元组(g, w), g 是很容易得到的。为了获取 w , 需要对非结构化文本进行预处理。首先, 删除少于 5 个中文或英文单词的在线评论。其次, 采用 Jieba 分词将评论中的句子分解成相互独立的单词。最后, 使用一个 stopword 来删除不相关的标点和连词。到此, 我们已经成功地从原始评论中提取了元组(g, w)。

2.2. 情感分析

情感分析[19], 是一种自然语言处理技术, 旨在从文本中识别、提取和量化文本的主观信息, 如情感、态度、观点等。基于词典的情感分析, 首先需要我们选择一本词典来进行情感分析。以前对情感分析的研究主要是研究英语文本评论, 许多可用的词典提供英语单词和情感分数之间的匹配, 如: 新词典(Bradley 等人, 1999) [20]、OpinionFinder (Strapparava 等人, 2004) [21]、SentiStrength (Thelwall 等人, 2004) [22] 和 Wordnet-affect (Wilson 等人, 1999) [23]。在中文文本评论方面, 词典相对有限。其中最著名的是徐等人(2008) [24]的情感词典, 有 27,466 个情感词汇。在该本词典中, 积极的词汇记为 1 分, 消极词汇记为 -1 分。库等人则是编制了一份程度副词和带有相应系数的词汇列表。

接着, 我们将根据以上词典来计算文本的情感得分 S 。步骤如下:

Step1: 将分割后的单词向量中的单词与情感字典进行顺序匹配, 如果一个单词在情感词典中有重复, 记录它的情感得分。

Step2: 当情感词前有程度副词或否定词时, 记录相应的系数。对于中文, 如果情感词前只有否定词, 则情感词的权重为 $(-1)^{Ne}$, 其中 Ne 为否定词的个数。Zhang 等人(2020) [25]提出, 如果一个情感词前同时存在否定词和程度副词, 则该情感词的权重为:

$$\begin{cases} (-1)^{Na} C, & \text{if } (-1)^{Nb} = 1 \\ -1 / [(-1)^{Na} C], & \text{if } (-1)^{Nb} = -1 \end{cases} \quad (1)$$

其中 C 表示程度副词的系数, Nb 为程度副词前的否定词数, Na 为程度副词后的否定词数。在线评论的

整体情感得分 S 是所有情感词的加权情感得分之和。

Step3：保留总体情绪得分小于零的评论，因为这些评论代表了差评。对于差评，随着顾客不满意程度的加剧， S 的绝对值增大。因此，对于连续差评，变量 S 用整体情绪得分的绝对值表示。

3. 非参数控制图

非参数控制图的优势在于其不需要知道变量的分布。无论变量服从什么分布，都能采用该非参数控制图。因此，我们从受控(IC)中抽出一组数据作为参考样本，再从实时的在线评论中抽取另一组数据作为测试样本。当发生异常变化时，两组数据已不再服从同一分布。因此，监控问题就转化为了两组数据分布的监控问题。

3.1. 双样本检验的 Cucconi 统计量

我们假设 $(S_1, S_2 \dots S_m)$ 是大小为 m 的一组参考样本，并且来自于分布 $F_0(S)$ ，但分布是未知的。假设 $(S_1, S_2 \dots S_n)$ 是大小为 n 的一组测试样本，来自分布 $F_1(S)$ 。对每个测试样本，我们都有如下假设检验：

$$\begin{aligned} H_0: F_0(S) &= F_1(S) \\ H_1: F_0(S) &\neq F_1(S) \end{aligned} \quad (2)$$

我们将参考样本 $(S_1, S_2 \dots S_m)$ 和测试样本 $(S_1, S_2 \dots S_n)$ 结合在一起，并将 $N = m+n$ 个观测值升序排列，就可以得到两组数据的秩 (R_1, R_2, \dots, R_m) 和 $(R_{m+1}, R_{m+2}, \dots, R_{m+n})$ 。我们用 X_{1i} 来表示第 i 时刻测试样本的秩和， X_{2i} 表示第 i 时刻参考样本的秩和：

$$X_{1i} = \sum_{j=m+1}^{m+n} (R_j)^2 \quad (3)$$

$$X_{2i} = \sum_{j=m+1}^{m+n} (N+1-R_j)^2 \quad (4)$$

我们可以得到其均值和方差为：

$$E(X_{1i}) = E(X_{2i}) = \frac{m(N+1)(2N+1)}{6} \quad (5)$$

$$\text{Var}(X_{1i}) = \text{Var}(X_{2i}) = \frac{mn(N+1)(2N+1)(8N+11)}{180} \quad (6)$$

Cucconi 检验统计量的定义为：

$$C_i = \frac{U_i^2 + V_i^2 - 2\rho U_i V_i}{2(1-\rho_i^2)} \quad (7)$$

其中：

$$U_i = \frac{X_{1i} - E(X_{1i})}{\sqrt{\text{Var}(X_{1i})}} = \frac{6X_{1i} - m(N+1)(2N+1)}{\sqrt{\frac{mn}{5}(N+1)(2N+1)(8N+11)}} \quad (8)$$

$$V_i = \frac{X_{2i} - E(X_{2i})}{\sqrt{\text{Var}(X_{2i})}} = \frac{6X_{2i} - m(N+1)(2N+1)}{\sqrt{\frac{mn}{5}(N+1)(2N+1)(8N+11)}} \quad (9)$$

$$\rho_i = \frac{2(N^2 - 4)}{(2N+1)(8N+11)} - 1 \quad (10)$$

3.2. 构造基于 EWMA 的 Cucconi 统计量

基于 Shehart 的统计量对微小变化不敏感, 因为它完全忽略了历史样本, 因此本文将构造基于 EWMA 的 Cucconi 统计量 Y_i :

$$Y_i = \lambda C_i + (1-\lambda) Y_{i-1} \quad (11)$$

其中, $Y_0 = 1$, $\lambda \in (0,1]$ 表示平滑系数。在以往研究中, 常取 $\lambda = 0.05, 0.1, 0.2$ 进行研究。因此, 本文也取 $\lambda = 0.05, 0.1, 0.2$ 进行研究。此外, 我们还需要设置受控下的平均运行长度 ARL_0 、参考样本个数 m 、测试样本个数 n , 根据以往研究, 本文设定 ARL_0 为 370, m 为 50、100、150, n 为 5、10。

3.3. 监控方案实现

本文的监控分为 Phase I 和 Phase II 两部分组成。参考样本来自于 Phase I, 而测试样本来自于 Phase II。具体的控制方案如下图 1 所示:

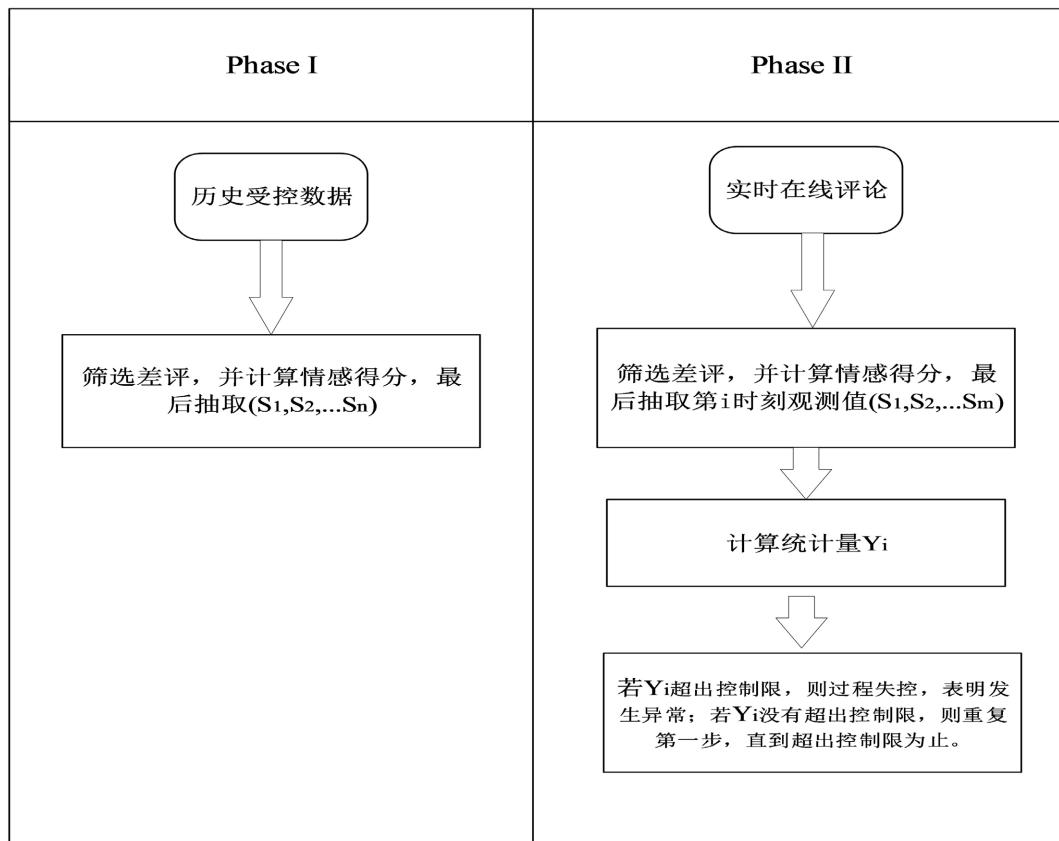


Figure 1. Implementation of monitoring solution
图 1. 监控方案的实现

3.4. 控制限的计算

控制上限 H 取决于 ARL_0, m, n 和 λ 。当 m, n 和 λ 固定时, H 由 $ARL_0 (= 1/\alpha)$ 确定。对于基于 Shewhart

的方案, Sanusi 等人(2019) [26]推导了控制极限的精确表达式。对于基于 EWMA 的方案, 很难获得简单而明确的控制极限表达式。Zou(2011) [27]采用马尔可夫链推导出一个合适的 ARL 近似, 用于估计控制极限。当底层分布未知时, 马尔可夫链的传递概率矩阵趋于复杂, 基于这种方法推导 ARL 是不切实际的。此外, Qu 等人(2018) [28]建议使用蒙特卡罗模拟来近似 ARL, 这有助于节省大量时间和精力。仿真结果与推导结果一致。

因此, 我们采用 Qu 等人提出的蒙特卡罗模拟来计算 ARL, 并进一步估计控制极限。因为本文的方法是基于非参数的, 因此, 任何假设的分布都不会影响模拟的结果。在此基础上, 本文假设参考样本和测试样本都服从高斯分布, 分别考虑了 ARL_0 为 370, λ 为 0.05、0.1、0.2, m 为 50、100、150, n 为 5、10, 每个情况进行了 10000 次模拟, 得到了表 1 的控制限 H 结果。

Table 1. Control limits H under different conditions

表 1. 不同情况下的控制限 H

λ	m	n	H
0.05	50	5	8.41
0.05	100	5	8.3
0.05	150	5	8.28
0.05	50	10	8.48
0.05	100	10	8.34
0.05	150	10	8.33
0.1	50	5	10.1
0.1	100	5	9.9
0.1	150	5	9.82
0.1	50	10	10.22
0.1	100	10	10.09
0.1	150	10	10.08
0.2	50	5	12.96
0.2	100	5	12.75
0.2	150	5	12.75
0.2	50	10	13.27
0.2	100	10	13.168
0.2	150	10	13.1

3.5. 控制图 ARL 的分布特征

由于平均运行长度的分布也是衡量控制图性能的重要指标, 因此本文考虑平均运行长度的平均误差 SDRL 和一些分位数特征, 比如考虑第 25、50、75 和 95 个分位数。从而研究本文所提出的检测控制图的受控状态的运行长度分布(如表 2)。

Table 2. Distribution characteristics of ARL under different conditions

表 2. 不同情况下 ARL 的分布特征

λ	m	n	SDRL	5th	25th	50th	75th	95th
0.05	50	5	305.3415	63	141	270	496	968

续表

0.05	100	5	309.864	66	149	291	506	990.05
0.05	150	5	329.67	59.9	136	276	499	994
0.05	50	10	321.672	62	149	271.5	485.25	981.1
0.05	100	10	318.645	61	150	283	496.5	1014.25
0.05	150	10	321.672	62	149	271.5	485.25	981.1
0.1	50	5	331.6	38.95	131	262	501	1089
0.1	100	5	326.46	38	117.75	251	484	1012.5
0.1	150	5	346.96	38	110.75	244	496	1030.5
0.1	50	10	343.567	34	132	260	483	1042.35
0.1	100	10	346.3095	42.9	123	257	509	1106.4
0.1	150	10	363.92	35.95	128.75	257	518.2	1145.8
0.2	50	5	351.3619	32.9	123.75	263.5	536.25	1101.5
0.2	100	5	355.288	28	115	264	504.25	1136.2
0.2	150	5	339.299	27.95	117	278	530.25	1026.7
0.2	50	10	361.288	31	109	257	513.5	1078
0.2	100	10	350.693	30.95	111.75	269	488.25	1038
0.2	150	10	361.066	27	104.7	242	513.25	1121

同以往方法的运行长度分布特征相比，本文方法的 SDRL 大大减少，表明该方法的运行长度分布更趋于对称，并更集中。

4. 案例研究

4.1. 数据收集

本文将使用携程(<https://www.ctrip.com>)的真实在线评论来演示 Cucconi-EWMA 检测控制图的实施过程，携程在中国在线旅游服务市场中扮演着非常重要的角色。在激烈的行业竞争中，携程的业务经理也越来越重视关于客户的在线评价。Chen 等人(2018) [29]以及之前的研究和调查中发现酒店服务和机票问题是客户对携程投诉中需要改进的业务方向，因此本案例将重点放在酒店的在线评价上，主要研究连锁酒店服务质量的异常检测。同时，将使用本文提出的非参数 Cucconi-EWMA 控制图来进行异常检测。

Table 3. 50 reference samples

表 3. 50 个参考样本

No.	S	No.	S	No.	S	No.	S
	5.98		4.52		4.26		12.25
	3.65		3.13		3.23		4.57
1	7.01	4	4.79	7	5.09	10	6.73
	7.96		7.85		9.9		7.92
	8.68		8.55		5.7		5.99

续表

	4.13		11.66		4.4
	7.14		4.59		16.35
2	6.04	5	6.15	8	9.93
	8.55		5		3.14
	7.44		6.65		7.11
	8.85		6.97		10.98
	5.4		3.68		5.23
3	5.36	6	5.29	9	6.35
	9.33		2.07		3.12
	2.08		9.97		7.41

Table 4. 100 test samples
表 4. 100 个测试样本

No.	S	No.	S	No.	S	No.	S
11	8.78		5.65		6.8		7.35
	6.72		6.93		3.57		16.62
	3.95	16	5.86	21	4.06	26	2.61
	2.42		26.7		3.57		5.23
	14.03		4.66		6.49		2.46
12	11.36		18.41		3.39		9.19
	2.82		9.12		2.96		9.68
	15.39	17	4.95	22	6.42	27	7.22
	10.23		7.07		4.02		12.5
	5.34		3.5		5.85		6.93
13	4.6		14.16		4.16		5.49
	5.42		9.04		5.6		13.34
	11.7	18	8.39	23	1.44	28	12.28
	3.81		3.78		6.15		14.8
	8.38		6.71		11.97		18.42
14	7.52		4.4		8.1		5.26
	6.07		4.96		7.62		4.97
	7.57	19	4.38	24	4.39	29	6.13
	6.27		3.52		5.37		4.28
	7.06		11.5		5.53		3.41
15	6.85		10.16		5.15		7.87
	7.21		5.32		3.3		5.11
	3.57	20	4.3	25	4.16	30	9.52
	8.69		8.55		4.53		6.49
	7.19		2.84		3.91		4.3

根据 Zhang 等人(2021) [6]中收集的数据，对 2018 年 7 月至 2019 年 8 月的在线评论进行分析，然后通过文本预处理和情感分析来计算情感得分 S ，最后筛选差评，并对差评进行监控。在实验中，我们取 m 为 50，即前 50 个差评被纳入参考样本中，其余的差评作为样本量为 5 (即 $n = 5$) 的测试样本(如表 3)。非参数 Cucconi-EWMA 控制图中有 20 个测试样本(如表 4)。此外，使用 Minitab(版本 17)软件在 5% 显著性水平下测试 S 和 T 参考样本的拟合优度。研究发现，观测值 S 可以拟合到多个分布。为了检测非参数的控制图的过程，本文设置 $ARL_0 = 300$ ，平滑参数设置为 0.2，根据模拟，可以得到控制图的控制上限为 12.6。

4.2. 控制图的实现

我们将本文提出的 Cucconi-EWMA 统计量运用在 150 个观测值上，其中前 50 个观测值为参考样本，后面 100 个数据为测试样本。本文设置 $ARL_0=300$ ，平滑参数设置为 0.2，则根据上述模拟结果，可以得到控制图的控制上限为 12.6。

我们可以得到控制图如图 2 所示：

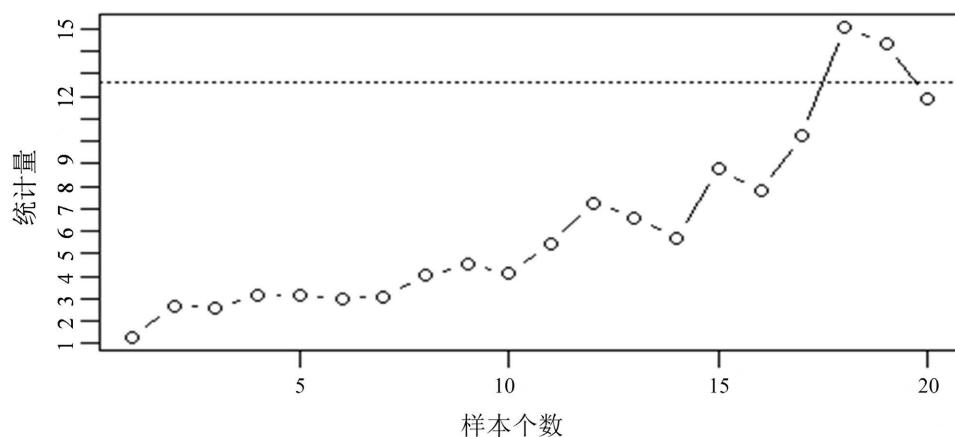


Figure 2. Control chart

图 2. 控制图

根据控制图得到，第 28 个统计量超出了控制限，与 Zhang 等人(2021) [6]的研究一致，这表明产品的质量在此时发生了异常的变化，同时也表示了本文监控方法的有效性与可靠性。通过手工查看原始的评论，发现很多客户在此时刻抱怨了噪音污染，原因是监控时间段期间，用户在夜间休息期间，该酒店附近存在非法建筑施工。通过我们的监控，酒店的客户经理能及时发现这种特殊情况的发生。并且能在第一时间联系施工建筑，采取一定措施来解决客户的投诉问题，并减少以后的酒店投诉问题。

5. 总结

在监控产品或服务质量时，差评可以提供关于潜在问题的重要信息。检测和应对网络负面评论的异常变化变得至关重要。传统 SPC 方法主要适用于定量数据，而对定性数据的研究仍相对有限。鉴于此，本文提出了一种非参数的 EWMA 控制图的方法，用于检测定性数据方面的变化。本文首先通过情感分析，将定性数据转化为定量数据，再提出非参数控制图的方法对此进行监控。

在以往的在线评论中，大多非参控制图都只考虑了位移参数或尺度参数的变化，对于两者同时考虑的方法很有限，而本文提出的非参数 Cucconi-EWMA 控制图能同时对情感得分的均值和方差进行监控，比 WRS 统计量更全面和有效。并且本文控制方法的 SDRL 更小，运行长度更集中与对称。并且通过案例

分析，证实了本文方法是有效的，能更好地应用到具体的行业服务中，企业经理可以在接收到失控信号后，采取一系列措施，缓解客户的负面情绪，从而避免不必要的经济损失。

但本文也存在一些局限性：

- (1) 本文对差评的监测只包括了发布时的评论内容，其他评论属性，如发布时间、主观性、多样性、可读性和长度等语言风格，可以在未来进行研究。
- (2) 本文的控制方案需要合适的参考样本集来构建统计量，在历史受控数据不足的情况下，可以进一步研究自启动方案。
- (3) 需要一个自动程序来决定不同应用下(m, n, λ)的最佳组合。

参考文献

- [1] Nielsen, R. (2019) Global Consumers' Trust in "Earned" Advertising Grows in Importance.
- [2] Xu, C., Zheng, X. and Yang, F. (2023) Examining the Effects of Negative Emotions on Review Helpfulness: The Moderating Role of Product Price. *Computers in Human Behavior*, **139**, Article ID: 107501. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107501>
- [3] Montgomery, D.C. (2019) Introduction to Statistical Quality Control. John Wiley & Sons.
- [4] Ju, Y., Back, K., Choi, Y. and Lee, J. (2019) Exploring Airbnb Service Quality Attributes and Their Asymmetric Effects on Customer Satisfaction. *International Journal of Hospitality Management*, **77**, 342-352. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2018.07.014>
- [5] Xu, X. (2020) Examining an Asymmetric Effect between Online Customer Reviews Emphasis and Overall Satisfaction Determinants. *Journal of Business Research*, **106**, 196-210. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.07.022>
- [6] Zhang, T., He, Z., Zhao, X. and Qu, L. (2021) Joint Monitoring of Post-Sales Online Review Processes Based on a Distribution-Free EWMA Scheme. *Computers & Industrial Engineering*, **158**, Article ID: 107372. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107372>
- [7] Wilcoxon, F. (1992) Individual Comparisons by Ranking Methods. In: Kotz, S. and Johnson, N.L., Eds., *Breakthroughs in Statistics: Methodology and Distribution*, Springer, 196-202. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-4380-9_16
- [8] Chong, Z.L., Mukherjee, A. and Khoo, M.B.C. (2017) Distribution-Free Shewhart-Lepage Type Premier Control Schemes for Simultaneous Monitoring of Location and Scale. *Computers & Industrial Engineering*, **104**, 201-215. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.12.004>
- [9] Mukherjee, A. (2017) Distribution-Free Phase-II Exponentially Weighted Moving Average Schemes for Joint Monitoring of Location and Scale Based on Subgroup Samples. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **92**, 101-116. <https://doi.org/10.1007/s00170-016-9977-2>
- [10] Huang, S., Yang, J. and Mukherjee, A. (2018) Distribution-Free EWMA Schemes for Simultaneous Monitoring of Time between Events and Event Magnitude. *Computers & Industrial Engineering*, **126**, 317-336. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.09.047>
- [11] Li, S., Tang, L. and Ng, S. (2010) Nonparametric CUSUM and EWMA Control Charts for Detecting Mean Shifts. *Journal of Quality Technology*, **42**, 209-226. <https://doi.org/10.1080/00224065.2010.11917817>
- [12] Li, Z., Xie, M. and Zhou, M. (2016) Rank-Based EWMA Procedure for Sequentially Detecting Changes of Process Location and Variability. *Quality Technology & Quantitative Management*, **15**, 354-373. <https://doi.org/10.1080/16843703.2016.1208941>
- [13] Mukherjee, A. and Marozzi, M. (2016) Distribution-Free Lepage Type Circular-Grid Charts for Joint Monitoring of Location and Scale Parameters of a Process. *Quality and Reliability Engineering International*, **33**, 241-274. <https://doi.org/10.1002/qre.2002>
- [14] Mukherjee, A. and Chakraborti, S. (2011) A Distribution-Free Control Chart for the Joint Monitoring of Location and Scale. *Quality and Reliability Engineering International*, **28**, 335-352. <https://doi.org/10.1002/qre.1249>
- [15] Marozzi, M. (2013) Nonparametric Simultaneous Tests for Location and Scale Testing: A Comparison of Several Methods. *Communications in Statistics—Simulation and Computation*, **42**, 1298-1317. <https://doi.org/10.1080/03610918.2012.665546>
- [16] Liang, W., Mukherjee, A., Xiang, D. and Xu, Z. (2022) A New Nonparametric Adaptive EWMA Procedures for Monitoring Location and Scale Shifts via Weighted Cucconi Statistic. *Computers & Industrial Engineering*, **170**, Article ID: 108321. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108321>
- [17] 李杨, 徐泽水, 王新鑫. 基于在线评论的情感分析方法及应用[J]. 控制与决策, 2023, 38(2): 304-317.

-
- [18] Wankhade, M., Rao, A.C.S. and Kulkarni, C. (2022) A Survey on Sentiment Analysis Methods, Applications, and Challenges. *Artificial Intelligence Review*, **55**, 5731-5780. <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10144-1>
 - [19] 王颖洁, 朱久祺, 汪祖民, 等. 自然语言处理在文本情感分析领域应用综述[J]. 计算机应用, 2022, 42(4): 1011.
 - [20] Bradley, M.M. and Lang, P.J. (1999) Affective Norms for English Words (ANEW): Instruction Manual and Affective Ratings. Technical Report C-1, the Center for Research in Psychophysiology, University of Florida.
 - [21] Strapparava, C. and Valitutti, A. (2004) WordNet Affect: An Affective Extension of WordNet. *Proceedings of the 4th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'04)*, Lisbon, May 2004, 1083-1086.
 - [22] Thelwall, M., Buckley, K., Paltoglou, G., Cai, D. and Kappas, A. (2010) Sentiment Strength Detection in Short Informal Text. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, **61**, 2544-2558. <https://doi.org/10.1002/asi.21416>
 - [23] Wilson, T., Hoffmann, P., Somasundaran, S., Kessler, J., Wiebe, J., Choi, Y., et al. (2005) OpinionFinder: A System for Subjectivity Analysis. *Proceedings of HLT/EMNLP on Interactive Demonstrations*, Vancouver, 7 October 2005, 34-35. <https://doi.org/10.3115/1225733.1225751>
 - [24] 徐琳宏, 林鸿飞, 潘宇, 等. 情感词汇本体的构造[J]. 情报学报, 2008, 27(2): 180-185.
 - [25] Zhang, C., Tian, Y. and Fan, L. (2020) Improving the Bass Model's Predictive Power through Online Reviews, Search Traffic and Macroeconomic Data. *Annals of Operations Research*, **295**, 881-922. <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03716-3>
 - [26] Sanusi, R.A. and Mukherjee, A. (2018) A Combination of Max-Type and Distance Based Schemes for Simultaneous Monitoring of Time between Events and Event Magnitudes. *Quality and Reliability Engineering International*, **35**, 368-384. <https://doi.org/10.1002/qre.2404>
 - [27] Zou, C. and Tsung, F. (2011) A Multivariate Sign EWMA Control Chart. *Technometrics*, **53**, 84-97. <https://doi.org/10.1198/tech.2010.09095>
 - [28] Qu, L., He, S., Khoo, M.B.C. and Castagliola, P. (2017) A CUSUM Chart for Detecting the Intensity Ratio of Negative Events. *International Journal of Production Research*, **56**, 6553-6567. <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1398423>
 - [29] Chen, Y., Cai, Z., Xu, T. and Lai, G. (2018) The Early-Warning and Control of Service Complaint Based on Time Series Forecasting Method and SPC Model-Take Ctrip as an Example. 2018 15th International Conference on Service Systems and Service Management (ICSSSM), Hangzhou, 21-22 July 2018, 1-6. <https://doi.org/10.1109/icsssm.2018.8464967>