

MONITORAMENTO DA DEMANDA QUÍMICA DE OXIGÊNIO BASEADO EM GRÁFICO DE CONTROLE NÃO PARAMÉTRICO *NPEWMA-SN*

David Venâncio da CRUZ¹
Moacyr CUNHA FILHO¹
Victor Casimiro PISCOYA¹
Ana Luiza Xavier CUNHA¹

- RESUMO: Gráficos de controle de variáveis que indicam a qualidade da água e a degradação ambiental são ferramentas importantes para o monitoramento ambiental. Entretanto, nem todas essas variáveis atendem aos pressupostos dos gráficos de controle, principalmente, quanto à normalidade. Uma alternativa apresentada são os gráficos de controles não paramétricos que não requerem o conhecimento da distribuição e são eficazes para monitorar qualquer distribuição contínua. O objetivo deste trabalho é apresentar um gráfico não paramétrico, baseado no teste dos sinais (*NPEWMA-SN*), e suas vantagens. Esse gráfico é aplicado a um conjunto de dados, não normais, relacionados à Demanda Química de Oxigênio (DQO), em um ponto do Rio São Francisco, nas coordenadas geográficas de Latitude: -19°49'54" e Longitude: -45°17'28". Os resultados obtidos mostram que o gráfico *NPEWMA-SN* é a melhor alternativa para o controle estatístico de processos não normais evitando, inclusive, o aumento da taxa de alarmes falsos.
- PALAVRAS-CHAVE: Não paramétrico; gráficos de controle; demanda química de oxigênio; teste de sinais.

1 Introdução

O monitoramento dos indicadores de qualidade das águas é possível definir as características durante o período de análise e fornecer informações para detectar as tendências e estabelecer as relações de causa e efeito. Entretanto, a complexidade de certos fatores é que determinam a qualidade da água. Para definir a qualidade da água, devemos entender que o conceito de qualidade está relacionado à expansão das características para as diversas utilidades da água, e a capacidade de seleção de variáveis e interpretação das mesmas. A qualidade da água é identificada através da mensuração das características físicas, químicas e biológicas (HENNING, 2014).

A característica mais importante indicadora de poluição orgânica e a Demanda Química de Oxigênio (DQO), que pode classificar o grau de contaminação de um efluente em fraco, médio ou forte.

¹ Universidade Federal Rural de Pernambuco - UFRPE, Departamento de Estatística e Informática, CEP: 52171-050, Recife, PE, Brasil. E-mail: davidvenacio@hotmail.com; moacyr2006@gmail.com; vcpiscoya@hotmail.com

A utilização de métodos estatísticos para a melhoria da qualidade, a partir do controle estatístico de processos (CEP) deu início em 1924 com Walter A. Shewhart dentro da indústria. Estas técnicas colaboram de forma eficaz para o monitoramento ambiental. Para analisar de forma rápida e eficiente os dados que indicam à qualidade da água, objeto deste estudo, podem ser praticadas técnicas de controle estatístico do processo. Estas técnicas colaboram de forma eficaz para o monitoramento ambiental. São diversos os tipos de análise estatística que podem se utilizar, dentre elas destacam-se ferramentas, como os gráficos de controle para medidas individuais: Shewhart, gráfico de CUSUM, gráfico de EWMA, devido a sua simplicidade operacional e realista com relação à detecção de problemas, resultando em um bom desempenho no monitoramento da água (CRUZ *et al.*, 2014).

De acordo com Henning (2015), o objetivo dos gráficos de controle são fazer a distinção entre causas comuns e especiais. A causa comum é dita quando a variabilidade inerente ao processo, enquanto as causas especiais são decorrentes de fatores não aleatórios. No controle estatístico de processos (CEP), os pressupostos são que os dados devem seguir uma distribuição, a exemplo da normal, e a independência entre as unidades amostrais.

Entretanto quando se trabalha com variáveis ambientais, assim como os parâmetros de qualidade da água, a exemplo da Demanda Química de Oxigênio (DQO), que é a quantidade de oxigênio utilizado pela matéria orgânica para se decompor. Todavia não apresenta uma distribuição normal, comprometendo o desempenho dos gráficos de controle, até mesmo dos mais robustos, como o gráfico de Média móvel exponencialmente Ponderada (EWMA). Logo surge a necessidade de utilizar-se um procedimento alternativo que tenha flexibilidade e robustez, que não assuma a normalidade como pressuposto.

A alternativa apresentada neste trabalho é o gráfico não paramétrico *Exponentially Weighted Average* baseado no teste do sinal, para medidas individuais (*NPEWMA-SN*). Algumas vantagens são apresentadas por Graham *et al.* (2011a):

- a. A suposição de assimetria não é necessária.
- b. Pode se monitorar qualquer percentil conhecido.
- c. É utilizado para medidas individuais ($n = 1$), e subgrupos ($n > 1$) aplica-se o teste de Wilcoxon.
- d. A única informação necessária é que cada observação é maior ou menor que parâmetro especificado.
- e. A variância do processo não precisa ser especificada e;
- f. A distribuição dos pontos sob controle e fora de controle é facilmente especificada (pois é uma binomial) (Lucas e Saccucci, 1990).

Logo este trabalho apresenta uma aplicação do gráfico de controle non-parametric EWMA-sign chart (*NPEWMA-SN*) para o monitoramento de desvios em torno do percentil (50) mediana, tendo como o objetivo principal investigar uma série de dados na qual sua distribuição é desconhecida.

2 Material e métodos

2.1 Descrições da área de estudo e dos dados analisados

O objeto desse trabalho foi desenvolvido em um ponto no Rio São Francisco na foz do rio Pará no estado de Minas Gerais, Brasil. O ponto foi definido, no percurso do Rio Pará (afluente), nas coordenadas geográficas de Latitude: $-19^{\circ}49'54''$ e Longitude: $-45^{\circ}17'28''$. A avaliação da água neste ponto, que se encontra na região do alto São Francisco é realizada pelo Projeto de Águas Minas, os dados obtidos por meio de uma pesquisa bibliográfica, disponibilizados pela Agência Nacional das Águas (ANA) no site <http://hidroweb.ana.gov.br/default.asp>. Onde as coletas são feitas a cada trimestre, com o total de quatro campanhas anuais. O período que compreende a pesquisa é de setembro de 1997 a junho de 2016, realizada trimestralmente perfazendo 77 amostras. As análises estatísticas foram realizadas por meio *Software R* (R CORE TEAM, 2018).

A característica monitorada é DQO representa a quantidade de oxigênio necessária para estabilizar quimicamente as matérias orgânica e inorgânica oxidáveis de um despejo, ou seja, é a quantidade de oxigênio consumida por diversos compostos sem a intervenção de microorganismos. É uma indicação indireta do teor de carbono orgânico através do consumo de oxigênio no processo de oxidação da matéria orgânica presente na água.

Para aplicar técnicas estatísticas de controle de processos no controle de qualidade são necessárias duas suposições devem ser atendidas. Testar a normalidade dos dados estudados. A segunda é a independência das amostras não apresentem nenhum tipo de correlação. Entretanto quando lidamos com monitoramento de características ambientais, sempre temos a ausência de normalidade, uma alternativa apresentada neste trabalho e a utilização de um gráfico de controle não paramétrico, baseado no teste de sinais.

2.2 Teste de Kolmogorov-Smirnov

De acordo com Cruz *et al.* (2016), seja F_0 uma função especificada de distribuição de frequências relativas acumuladas à distribuição teórica sob H_0 . Para qualquer valor de X , o valor de $F_0(X)$ é a proporção de casos esperados com escores menores ou iguais a X . Seja a distribuição de frequências relativas acumuladas observadas, S_n , de uma amostra aleatória de n observações. Seja um escore qualquer possível, X_i , então, $S_n(X_i) = F_i/n$, em que F_i é o número de observações menores ou iguais a X_i . As hipóteses do teste são descritas como:

H_0 : A amostra é proveniente de uma distribuição teórica específica;

H_1 : A amostra não é proveniente de uma distribuição teórica específica.

Quando H_0 é verdadeira, espera-se que as diferenças entre $S_n(X_i)$ e $F_0(X_i)$ sejam pequenas e estejam dentro do limite dos erros aleatórios. A estatística do teste, expressa na equação (1), focaliza o maior dos desvios denominados de desvio máximo:

$$D = \max|F_0(X_i) - S_n(X_i)|, \quad (1)$$

em que $i = 1, 2, \dots, N$, verificando-se a hipótese do poder do teste p – valor, então a normalidade da amostra é verificada. Se $D \leq D_{(N;\alpha)}$ não se rejeita a H_0 , ou seja, a amostra é proveniente de uma amostra normal. Caso contrário $D > D_{(N;\alpha)}$ é rejeita-se H_0 , ou seja, a amostra não é proveniente de uma distribuição normal.

2.3 Autocorrelação

Para a aplicação dos gráficos de controle é necessário que os dados atendam a suposição de independência entre si, sendo de extrema importância a investigação da autocorrelação do grupo de informações (LU *et al.*, 2001). A presença da autocorrelação compromete o desempenho dos gráficos de controle, no sentido em que se podem confundir as causas especiais e comuns no processo (MONTGOMERY, 2016)

Para mensurar a autocorrelação ao longo de uma série de observações distribuídas no tempo tem-se uma característica longitudinal, ou seja, uma série temporal. O coeficiente linear é dado pela equação (2), denominada de função de autocorrelação.

$$\rho_k = \frac{cov(x_t, x_{t-k})}{V(x_t)}, \quad (2)$$

em que $cov(x_t, x_{t-k})$ é a covariância de observações separadas por k períodos de tempo e a variância constante é dada por $V(x_t)$. De forma geral estimam-se os valores de ρ_k com a função de autocorrelação explicitada na equação (3).

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})(x_{t-k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})^2}. \quad (3)$$

em que x_t é a observação ou média dos subgrupos no tempo t , \bar{x} é a média das amostras e $k = 1, 2, 3, \dots$.

2.4 Gráfico de média móvel exponencialmente Ponderada (EWMA)

Segundo Montgomery (2016), o gráfico de média móvel exponencialmente ponderada pode ser definido pela equação (4):

$$Z_i = \lambda x_i + (1 - \lambda)z_{i-1}, \quad (4)$$

em que: z_i são os valores plotados no gráfico, λ é uma constante que varia entre 0 e 1 (adotado 0,2), x_i são os valores reais encontrados no processo e o valor inicial é o alvo do processo, de modo que $z_0 = \bar{x}$.

Constrói-se este gráfico pela plotagem de: z_i versus o número da amostra i (ou tempo). Enquanto a linha central e os limites de controle são definidos pelas equações (5) a (6):

$$UCL = \mu_0 + L\sigma \sqrt{\frac{\lambda}{2-\lambda}(1 - (1-\lambda)^{2i})}, \quad (5)$$

$$LC = \mu_0$$

$$LCL = \mu_0 - L\sigma \sqrt{\frac{\lambda}{2-\lambda}(1 - (1-\lambda)^{2i})}, \quad (6)$$

em que: o fator L é a largura dos limites de controle; λ é uma constante que varia de 0 a 1 e σ é o desvio padrão. Em geral, Montgomery (2016) cita que valores de λ no intervalo de 0,05 e 0,25 funcionam bem na prática e que o valor de $L = 3$ funciona razoavelmente bem.

2.4 Gráfico de controle não paramétrico EWMA para mensurações individuais (NPEWMA-SN)

Seja X_1, X_2, \dots, X_n denote a i -ésima medida individual independentes com uma função de distribuição contínua e desconhecida denotada por F , com mediana θ , a qual deve ser monitorada (GRAHAM *et al.*, 2011a).

Definida como a estatística do sinal:

$$SN_i = \text{sing}(X_i - \theta_0), \text{ para } i = 1, 2, 3, \dots \quad (7)$$

em que:

$$\text{sing} = \begin{cases} 1 & \text{se } x > 0 \\ 0 & \text{se } x = 0 \\ -1 & \text{se } x < 0 \end{cases}$$

e θ_0 é conhecido ou especificado ou θ deve ser monitorado caso seja conhecido. Verifica-se que a estatística do sinal assumi os valores -1 e 1 para cada observação, logo pode ser aplicado a dados binários, quando se tem uma única informação disponível, para cada unidade testada, isto se a medida for maior ou menor que o valor alvo θ . Portanto a estatística do sinal é baseada numa distribuição Bernoulli com 100% de inspeção (GRAHAM *et al.*, 2011b).

A abordagem adotada por Graham *et al.* (2011a), é desenvolvido com a utilização da estatística do sinal resultando no gráfico de controle NPEWMA-SN que desenvolvido acumulando as estatísticas SN_1, SN_2, SN_3, \dots é definido como:

$$Z_i = \lambda SN_i + (1 - \lambda)Z_{i-1}, \quad Z_0 = 0, \quad (8)$$

em que $0 < \lambda \leq 1$ é uma constante de suavização.

De acordo com Graham *et al.* (2011a), o gráfico NPEWMA-SN pode ser usado para monitorar qualquer percentil da distribuição, entretanto, neste trabalho, vamos focar na mediana pois essa mediana, segundo Graham *et al.* (2006), é a melhor representante de um valor central por apresentar maior robustez que a média. Em situações em que a média e mediana são iguais, a distribuição se caracteriza como simétrica. A média e o desvio-padrão

da estatística Z_i são dados por: $E(Z_i) = 0$ e $\sigma_{Z_i} = \sqrt{\lambda/(2-\lambda)(1-(1-\lambda)^{2i})}$, respectivamente (LU *et al.*, 2001).

Logo os limites de controle para o gráfico *NPEWMA-SN* são dados por:

$$\begin{aligned} USL &= L \sqrt{\frac{\lambda}{2-\lambda}(1-(1-\lambda)^{2i})}, \\ LC &= 0 \\ UCL &= -L \sqrt{\frac{\lambda}{2-\lambda}(1-(1-\lambda)^{2i})}, \end{aligned} \quad (9)$$

em que L é a distância dos limites de controle a linha central. Se o processo está no estado estacionário, ou seja, possui um padrão assintótico, os limites de controle são dados por:

$$USL = L \sqrt{\frac{\lambda}{2-\lambda}}, \quad LC = 0, \quad UCL = -L \sqrt{\frac{\lambda}{2-\lambda}} \quad (10)$$

Se algum Z_i , se encontra acima ou abaixo dos limites de controle, logo afirmar-se que o processo se encontra fora de controle, atribuindo a uma causa especial, que deve ser identificado.

2.4.1 Average run length –*ARL*

O *ARL* é o número médio de pontos que devem ser plotados antes que um ponto indique uma causa especial no gráfico de controle. O *ARL* pode ser utilizado para avaliar o desempenho do gráfico de controle.

Vários estudos foram realizados para as propriedades de *ARL* da carta de controle *EWMA* (Robinson e Ho, 1978), usaram um procedimento numérico para determinação do *ARL* apresentando diversas tabelas para o *ARL*. Os autores Lucas e Saccucci, (1990), produziram tabelas e gráficos para uma série de valores de λ e L , usando equações integrais.

Para a implementação do gráfico *NPEWMA-SN*, envolve a escolha dos parâmetros (λ, L) de forma que produzam um *ARL* desejável. Para detectar pequenas mudanças numa ordem de 0.5σ (desvio-padrão), sugere-se um λ pequeno (0.01, 0.025 ou 0.05), para mudanças moderadas recomenda-se $\lambda = 0.10$ e grandes mudanças $\lambda = 0.25$ (Graham *et al.*, 2011a). A Tabela 1, demonstra alguns valores de combinações (λ, L) para um *ARL* de 370, que é mais usual.

Tabela 1 - Combinações de (λ, L) para o gráfico *NPEMWA-SN* para um ARL de 370

Mudanças	ARL=370	
	$(\lambda; L)$	ARL alcançado
Pequenas	(0.01; 1.835)	370.54
	(0.025; 2.24)	371.05
	(0.05; 2.472)	369.49
Moderadas	(0.10; 2.585)	370.74
Grandes	(0.20; 2.471)	364.61

Fonte: Adpatado de Graham *et al.* (2011a).

3. Resultados e discussão

Os dados da série relacionada ao DQO (Demanda Química de Oxigênio) no ponto, no rio São Francisco referente a foz do rio Pará, revelam uma ausência de normalidade, ao nível de 5% significância (com o p-valor: 0.002499) para o teste de Kolmogorov-Smirnov, conforme Figura 1 (gráfico QQ-plot). Além disso, o gráfico da Função de autocorrelação (ACF) não acusa observações relacionadas entre si.

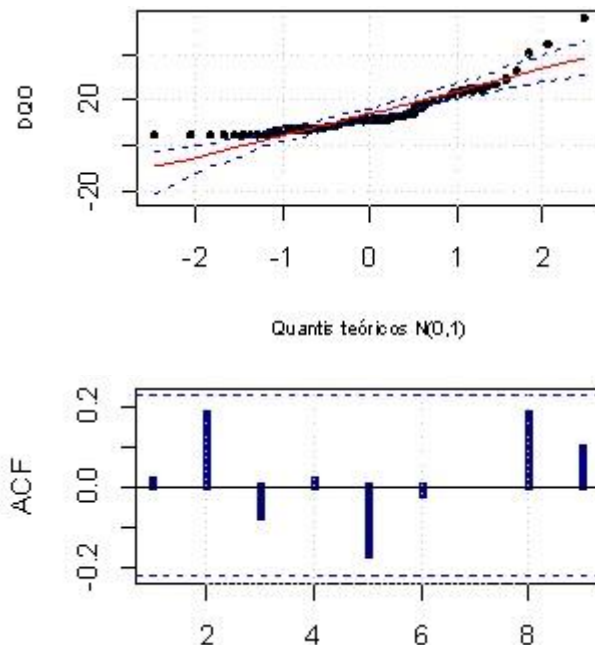


Figura 1 - Gráficos de QQ-plot com envelope e função de autocorrelação para a Demanda Química de Oxigênio.

Logo a suposição de normalidade não foi atendida, optou-se por a construção do gráfico *NPEWMA-SN*, pois a aplicação de gráficos de controle tradicionais implicaria em falsos alarmes até mesmo para o gráfico EWMA (Figura 3), o mais robusto na falta de normalidade. O conjunto de dados original foi aplicado ao gráfico de controle apresentado na Figura 2.

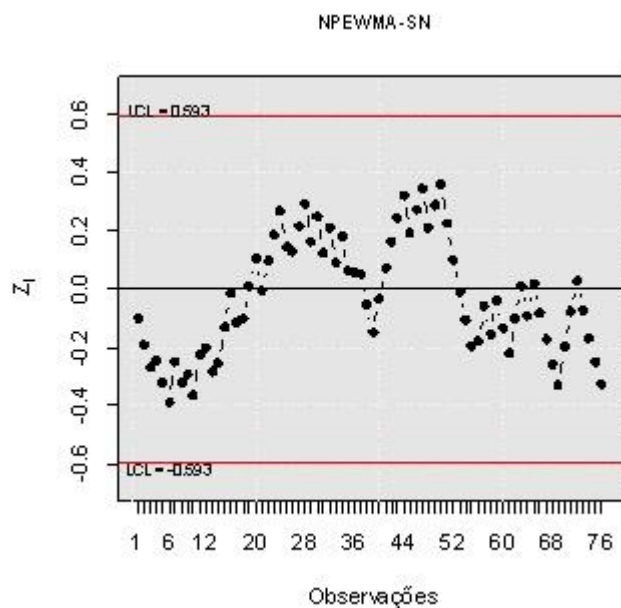


Figura 2 - Gráfico de controle não paramétrico *NPEWMA-SN* para a Demanda química de Oxigênio.

O gráfico de controle *NPEWMA-SN*, está sobre controle estatístico, não indicando causas especiais, ao contrário do gráfico de controle tradicional EWMA (Figura 3) apresenta catorze pontos acima o limite superior de controle, pois é um gráfico paramétrico que exige suposição de normalidade. Assim quando não atendida suposição, conduzirá uma especificação errada dos limites de controle, no ARL e na taxa de falsos alarmes.

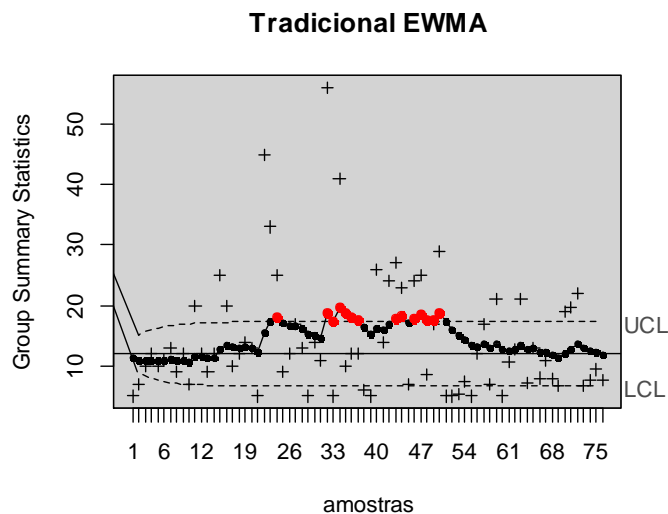


Figura 3 - Gráfico de controle tradicional de EWMA para a Demanda química de Oxigênio.

Para a construção do gráfico de controle *NPEWMA-SN*, adotou-se a mediana com o valor nominal ($\theta_0 = 12$), os limites assintóticos de acordo com a equação (7) (± 0.593), conforme a Figura 2, a rotina utilizada na construção do gráfico está em anexo em linguagem R.

Os valores obtidos de SN_i e Z_i , foram calculados das respectivas equações (4) e (5), como informa a Tabela 2. E o parâmetro de suavização adotado $\lambda = 0.10$ e $L = 2.585$, para detectar mudanças moderadas.

Tabela 2 - Observações, SN_i Estatísticas e $NPEWMA-SN$ para plotagem (Z_i)

n^o	X_i	SN_i	Z_i	n^o	X_i	SN_i	Z_i
1	5	-1	-0,19	40	5	-1	-0,15079
2	7	-1	-0,271	41	26	1	-0,03571
3	10	-1	-0,3439	42	14	1	0,067857
4	12	0	-0,30951	43	24	1	0,161071
5	10	-1	-0,37856	44	27	1	0,244964
7	11	-1	-0,4407	45	23	1	0,320468
8	13	1	-0,29663	46	7	-1	0,188421
9	9	-1	-0,36697	47	24	1	0,269579
10	12	0	-0,33027	48	25	1	0,342621
11	7	-1	-0,39725	49	8,5	-1	0,208359
12	20	1	-0,25752	50	17	1	0,287523
13	12	0	-0,23177	51	29	1	0,358771
14	9	-1	-0,30859	52	5	-1	0,222894
15	12	0	-0,27773	53	5	-1	0,100604
16	25	1	-0,14996	54	5,3	-1	-0,00946
17	20	1	-0,03496	55	7,4	-1	-0,10851
18	10	-1	-0,13147	56	5	-1	-0,19766
19	12	0	-0,11832	57	12	0	-0,17789
20	14	1	-0,00649	58	17	1	-0,0601
21	13	1	0,09416	59	6,9	-1	-0,15409
22	5	-1	-0,01526	60	21	1	-0,03868
23	45	1	0,08627	61	5	-1	-0,13482
24	33	1	0,177643	62	10,6	-1	-0,22133
25	25	1	0,259879	63	12,8	1	-0,0992
26	9	-1	0,133891	64	21	1	0,010719
27	12	0	0,120502	65	7,2	-1	-0,09035
28	17	1	0,208452	66	13	1	0,018683
29	13	1	0,287606	67	8	-1	-0,08319
30	5	-1	0,158846	68	11	-1	-0,17487
31	14	1	0,242961	69	7,9	-1	-0,25738
32	11	-1	0,118665	70	6,8	-1	-0,33164
33	56	1	0,206799	71	19	1	-0,19848
34	5	-1	0,086119	72	19,7	1	-0,07863
35	41	1	0,177507	73	22	1	0,029233
36	10	-1	0,059756	74	6,7	-1	-0,07369
37	12	0	0,053781	75	7,7	-1	-0,16632
38	12	0	0,048402	76	9,4	-1	-0,24969
39	6	-1	-0,05644	77	7,7	-1	-0,32472

Conclusões

Os tradicionais gráficos de controle paramétricos Shewhart, Cusum e EWMA, se fundamentam no pressuposto da normalidade ou que se tenha uma distribuição conhecida, motivo que restringe seu uso, em casos que se trabalha com variáveis assim como o monitoramento de variáveis ambientais, pois não atendem o pressuposto de normalidade.

Como visto o gráfico não paramétrico *NPEWMA-SN*, objeto de estudo desse trabalho é aplicável a qualquer processo que tenha uma distribuição contínua é capaz de monitorar qualquer percentil da distribuição. No entanto esses gráficos tradicionais em um processo que não atende a essa exigência levarão a um aumento na taxa de falsos alarmes, e especificações erradas dos limites de controle.

Todavia a eficiência dos gráficos de controle está sujeita a escolha adequada, do tipo de gráfico paramétrico ou não paramétrico. O gráfico de controle não paramétrico baseado no teste dos sinais para medidas individuais *NPEWMA-SN* é aplicado a um conjunto de dados provenientes do monitoramento na foz do Rio Pará cujos dados indicam a qualidade da água e a degradação ambiental, situação essa, em que a distribuição implícita de tais dados é desconhecida. Conclui-se que o gráfico de *NPEWMA-SN* é uma alternativa viável para esse tipo de caso em específico, pois é capaz de monitorar o processo, evitando falsos alarmes.

Agradecimentos

Os autores agradecem à Universidade Federal Rural de Pernambuco pelo apoio e aos revisores e editores pelos comentários e sugestões.

CRUZ, D. V. M.; CUNHA FILHO, M.; PISCOYA, V. C.; CUNHA, A. L. X. Monitoring of oxygen chemical demand based on *npewma-sn* non-parametric control graphic. *Rev. Bras. Biom. Lavras*, v.37, n.2, p.178-190, 2019.

- *ABSTRACT: Control charts of variables that indicate water quality and environmental degradation are important tools in environmental monitoring. However, not all of these variables meet the assumptions of the control charts, especially, regarding to normal distribution. An alternative approach is the non-parametric controls charts that do not require distribution knowledge and are effective in monitoring any continuous distribution. The objective of this work is to present a non-parametric control chart, based on signal testing (NPEWMA-SN) and, its advantages. This control chart is applied to non-normal variables related to the Chemical Oxygen Demand (COD), at a point on the São Francisco River, at the geographical coordinates of Latitude: -19 ° 49'54 "and Longitude: -45 ° 17'28 ". The results show that the NPEWMA-SN chart is the best alternative for the statistical control of non-normal processes, avoiding, even, the increase of the rate of false alarms.*
- *KEYWORDS: Non-parametric; control graphics; chemical oxygen demand; signal testing.*

Referências

- CRUZ, D. V. et al. Monitoring pH with quality control based on Geostatistics Methodology. *IEEE Latin America Transactions*, v.14, n.12, p.4787-4791, 2016.
- CRUZ, D. V.; CUNHA FILHO, M.; FALCÃO, A. P. S. T. Controle Estatístico de processos aplicado ao monitoramento do pH e turbidez das águas no abastecimento de Campina Grande- PB. *Rev. Bras. Biom*, v.32, n.4, p.459-477, 2014.
- GRAHAM, M. A.; CHAKRABORTI, S.; HUMAN, S. W. A nonparametric EWMA sign chart for location based on individual measurements. *Quality Engineering*, v.23, n.3, p.227-241, 2011.
- GRAHAM, M. A.; CHAKRABORTI, S.; HUMAN, S. W. A nonparametric exponentially weighted moving average signed-rank chart for monitoring location. *Computational Statistics & Data Analysis*, v.55, n.8, p.2490-2503, 2011.
- GRAHAM, M. A.; HUMAN, S. W.; CHAKRABORTI, S. *A nonparametric EWMA control chart based on the sign statistic*. University of Pretoria, Faculty of Agricultural Sciences, Department of Statistics, 2009.
- HENNING, E. et al. Um estudo para a aplicação de gráficos de controle estatístico de processo em indicadores de qualidade da água potável. *Sistemas & Gestão*, v.9, n.1, p.2-13, 2014.
- HENNING, E. et al. Gráfico de controle NPEWMA-SR: Uma aplicação no setor industrial. *Revista Ciência e Tecnologia*, v.18, n.33, 2015.
- LUCAS J. M.; SACCUCCI, M. S. Exponentially Weighted Moving Average Control Schemes: Properties and Enhancements. *Technometrics*, v.32, n.1, 1990.
- LU JR, C. W. et al. Cusum charts for monitoring an autocorrelated process. *Journal of Quality Technology*, v.33, n.3, p.360, 2001.
- MONTGOMERY, D. C. *Introdução ao controle estatístico da qualidade*. Grupo Gen-LTC, 2016. 572p.
- R CORE TEAM. *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>, 2018.
- ROBINSON, P. B.; HO, T. Y. Average Run Lengths of Geometric Moving Average Charts by Numerical Methods, *Technometrics*, v.20, n.1, 1978.

Recebido em 12.04.2018

Aprovado após revisão em 19.07.2018

ANEXO-ROTINA R

```
NPEWMA-SN<-function(dados,lambda,L,theta){
sn=0
for (i in 1:length(dados)){
sn[i]=(sign(dados[i]-theta))}
z=0
z[1]<-lambda*sn[1]+(1-lambda)*z[1]
for (i in 1:length(dados)){
z[i+1]=lambda*sn[i+1]+(1-lambda)*z[i]}
ucl=round(L*sqrt(lambda/(2-lambda)),digits=3)
lcl=round(-L*sqrt(lambda/(2-lambda)),digits=3)
plot(z,type='n',ylim=c(lcl*0.08,ucl+0.08),xlab="Observações",ylab=expression(Z[i]),main
="NPEWMA SN",
axes=F,cex.main=0.8)
axis(1, at = seq(1, length(dados), 1))
axis(2)
args <- append(as.list(par('usr')), 'grey90')
names(args) <- c('xleft', 'xright', 'ybottom', 'ytop', 'col')
do.call(rect, args)
grid(col = "white")
points(z,type="b",bg=ifelse(z>ucl|z<lcl,2,1),pch=21)
abline(h=0)
abline(h=ucl,lwd=2,col="red")
abline(h=lcl,lwd=2,col="red")
text(6,ucl*1.04,paste("UCL =",ucl),cex=0.7)
text(6,lcl*1.04,paste("LCL =",lcl),cex=0.7)}
```