



UM ESTUDO PARA A APLICAÇÃO DE GRÁFICOS DE CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSO EM INDICADORES DE QUALIDADE DA ÁGUA POTÁVEL

A STUDY FOR THE APPLICATION OF STATISTICAL PROCESS CONTROL CHARTS IN DRINKING WATER QUALITY INDICATORS

Elisa Henning^a; Olga Maria Carvalho Formigoni Walter^b; Nadine Santos de Souza^a; Robert Wayne Samohyl^b

^a Universidade do Estado de Santa Catarina (UDESC), Joinville, SC, Brasil – Centro de Ciências Tecnológicas, Departamento de Engenharia de Produção e Sistemas

^b Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), Florianópolis, SC, Brasil – Departamento de Informática e Estatística

Resumo

O abastecimento de água em termos de quantidade e qualidade é uma preocupação crescente. A qualidade da água tem sido comprometida desde o manancial, pelo lançamento de efluentes e resíduos, o que exige investimento nas estações de tratamento para garantir a qualidade da água fornecida. A água que sai das estações de tratamento para a rede de distribuição deve atender limites de especificação, para alguns parâmetros, definidos pela legislação. Mas além de atender estes limites, para garantir a qualidade da água de abastecimento, é importante avaliar também a variabilidade. Neste sentido, gráficos de controle estatístico de processo desempenham um papel importante. O objetivo principal deste estudo é analisar a aplicação de gráficos de controle estatístico de processo aos dados de turbidez e cloro residual, dois indicadores de qualidade da água potável. Os dados, tanto de turbidez quanto de cloro residual eram autocorrelacionados, sendo necessário aplicar técnicas específicas para solucionar este problema. Gráficos de controle de Shewhart para medidas individuais com limites alargados e aplicados aos resíduos de um modelo ARIMA, foram analisados neste estudo. Estas propostas se mostraram adequadas para monitorar estes parâmetros.

Palavras-Chave: Controle Estatístico de Processo. Autocorrelação. Qualidade da água.

Abstract

The water supply in terms of quantity and quality is a growing concern. Water quality has been compromised since the spring, because of the discharge of effluents, which requires investment in treatment plants to ensure the quality of the water supplied. The water leaving treatment plants to the distribution network must achieve the specification for some parameters set in legislation. But in addition to meeting these limits, to maintain the quality of the water supply it is also important to assess the variability. In this sense, statistical control charts play an important role. The main objective of this paper is to analyze the application of statistical control charts for turbidity and residual chlorine, two indicators of the quality of drinking water. The data, both turbidity and residual chlorine, were autocorrelated, and it was necessary to apply specific techniques to solve this problem. Shewhart control charts for individual measures with extended limits extended and applied to residuals from an ARIMA model, were analyzed in this study. These proposals were adequate to monitor these parameters.

Keywords: Statistical Process Control. Autocorrelated process. Water quality.

1. INTRODUÇÃO

O Controle Estatístico do Processo (CEP) possibilita monitorar as características de qualidade de interesse, assegurando sua manutenção dentro de limites preestabelecidos e indicando quando adotar ações de

correção e melhoria. O CEP permite a redução sistemática da variabilidade nas características da qualidade, num esforço de melhorar a qualidade intrínseca, a produtividade e a confiabilidade do que está sendo produzido ou fornecido.

Os gráficos de controle de Shewhart destacam-se dentre as ferramentas do CEP pela simplicidade operacional e efetividade na detecção de problemas (Souza et Rigão, 2005; Pedrini et Ten Caten; 2011), sendo utilizados com sucesso no monitoramento de muitos processos, inclusive



no monitoramento da qualidade da água (Zimmerman *et al.*, 1996; Worrall *et al.*, 1999; Smeti *et al.*, 2007, Smeti *et al.*, 2007; Aizenchtadt *et al.*, 2008).

O abastecimento de água em termos de quantidade e qualidade é uma preocupação crescente, em função da escassez deste recurso e da deterioração da qualidade dos mananciais. A qualidade da água tem sido comprometida desde o manancial, pelo lançamento de efluentes e resíduos, o que exige investimento nas estações de tratamento e alterações na dosagem de produtos para se garantir a qualidade da água fornecida (Brasil, 2006).

De acordo com o Ministério da Saúde ações de controle da qualidade da água têm sido extremamente tímidas. Muitos municípios não possuem profissionais especializados e laboratórios capazes de realizar o monitoramento da qualidade da água, do manancial ao sistema de distribuição, tendo, até mesmo, dificuldades em cumprir as exigências da Portaria n.º 36/1990 do Ministério da Saúde (Brasil, 2006).

A qualidade da água nos sistemas de distribuição de água potável pode sofrer várias mudanças, fazendo com que sua qualidade na torneira do consumidor final se diferencie da qualidade da água que deixa a estação de tratamento. Tais mudanças podem ser causadas por variações químicas e biológicas ou por uma perda de integridade do sistema (Deiningner *et al.*, 1992).

A água contém diversos componentes, provenientes do próprio ambiente natural ou que são incorporados a partir de atividades humanas. A partir de suas características físicas, químicas e biológicas é possível avaliar sua qualidade. Estas características constituem impurezas quando alcançam valores superiores aos estabelecidos para determinado uso (UFV, 2011).

Os parâmetros que compõem as características físicas da água são: temperatura, sabor, odor, cor, turbidez, sólidos (em suspensão ou dissolvidos) e condutividade elétrica. Já os parâmetros químicos compreendem pH, alcalinidade, acidez, dureza, cloretos, ferro e manganês, nitrogênio, fósforo, fluoretos, oxigênio dissolvido, matéria orgânica, demanda bioquímica e química de oxigênio, componentes inorgânicos e orgânicos. Dentre os parâmetros que representam suas características biológicas têm-se as bactérias coliformes e algas (Brasil, 2006; Ufv, 2011).

Estes parâmetros devem atender a legislação, Portaria n.º 518/2004 do Ministério da Saúde (BRASIL, 2004) que definem tantos os limites de especificação quanto os critérios de amostragem. Todavia, além de atender os limites de especificação, é importante para garantir a qualidade da água de abastecimento, avaliar também a variabilidade. Como qualidade é inversamente proporcional a variabilidade, a melhoria da qualidade implica em redução da variabilidade. Como a variabilidade só pode ser expressa

em termos estatísticos, métodos estatísticos têm um papel importante para a melhoria da qualidade (Smeti *et al.*, 2007).

Assim, neste trabalho, gráficos de controle estatístico de processos são aplicados para avaliar dois parâmetros de água potável: turbidez e cloro residual. Para que os gráficos de controle sejam eficientes algumas suposições devem ser satisfeitas: os dados devem ser independentes e ter distribuição normal. De acordo com Cook *et al.* (2006) e Smeti *et al.* (2007) a autocorrelação não é rara para esta classe de dados, o que ocorreu, nesta pesquisa, com os parâmetros turbidez e cloro residual. Para contornar este problema, limites alargados e técnicas de séries temporais são aplicados aos dados. Gráficos de controle para estes dois parâmetros são construídos e analisados com o objetivo de auxiliar atividades futuras de monitoramento.

Este trabalho está assim estruturado: partindo-se da introdução aqui apresentada, segue-se para a Seção 2 onde são abordados os gráficos de controle, na Seção 3 apresenta-se o processo analisado; na Seção 4 descrevem-se os procedimentos metodológicos adotados; os resultados e análise destes estão na Seção 5 e as conclusões e considerações finais são apresentadas na Seção 6.

2. GRÁFICOS DE CONTROLE

O CEP é operacionalizado através dos gráficos de controle, que são utilizados para acompanhar o desempenho de um processo a partir da definição de uma faixa de controle aceitável. O gráfico de controle é usado para analisar tendências e padrões que acontecem ao longo do tempo. Sua finalidade principal é monitorar um processo, verificando se ele está sob controle estatístico indicando sua faixa de variação. Existem dois tipos de gráfico de controle: para variáveis e para atributos. Os gráficos de controle para atributos se referem às características de qualidade que classificam itens em conformes e não conformes, enquanto que os gráficos de controle para variáveis baseiam-se na medida das características de qualidade em uma escala contínua.

Um gráfico de controle é composto por uma linha central (LC) que representa o valor médio da característica da qualidade correspondente à situação do processo sob controle e um par de limites de controle: um deles localizado abaixo da linha central denominado limite inferior de controle (LIC) e, outro situado acima da linha central, denominado limite superior de controle (LSC). Ambos os limites ficam a uma distância de três desvios-padrão da média ou alvo do processo ($\mu \pm 3\sigma$) originalmente sugerido por Shewhart (1931).



2.1 Gráficos de Controle para Medidas Individuais

Os gráficos de controle utilizados para amostras de tamanho $n = 1$ são denominados gráficos para medidas individuais. Isso acontece geralmente quando não é possível obter amostras de tamanho maior que um (1), como em

$$LSC = \bar{X} + \left(3 \cdot \frac{\overline{MR}}{d_2}\right) = \bar{X} + E_2 \cdot \overline{MR}; \quad (1)$$

$$LC = \bar{X}; \quad (2)$$

$$LIC = \bar{X} - \left(3 \cdot \frac{\overline{MR}}{d_2}\right) = \bar{X} - E_2 \cdot \overline{MR}, \quad (3)$$

em que $\overline{MR} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \overline{MR}_i$; $\overline{MR}_i = |x_i - x_{i-1}|$ para $i = 1, 2, \dots, n$ e $E_2 = 3/d_2$ é uma constante tabelada que depende do valor de m , o número de amostras.

Duas fases distintas na aplicação de gráficos de controle têm sido discutidas na literatura (Woodall, 2000; Vining, 2009). Na Fase I, os gráficos de controle são usados para testar retrospectivamente se o processo está sob controle através das observações iniciais apresentadas no gráfico, ou seja, seus parâmetros devem ser estimados a partir de amostras provenientes do processo a ser monitorado. Nesta fase também, é realizado um minucioso estudo verificando se o processo está sob controle estatístico através da análise de suas características a fim de verificar se os dados são independentes e identicamente distribuídos. Na Fase II, as informações obtidas na Fase I são utilizadas na construção dos gráficos de controle que são usados para testar se o processo permanece sob controle quando as observações futuras são monitoradas (Smeti *et al.*, 2007; Pedrini, 2009).

A aplicação dos gráficos de controle clássicos supõe que os dados da característica da qualidade do processo sejam independentes e identicamente distribuídos. Se estas suposições não forem satisfeitas, o desempenho do gráfico de controle pode ser insuficiente, o que gera um elevado número de alarmes falsos ou perda de eficiência na detecção de causas especiais (Smeti *et al.*, 2007; Aizenchtadt *et al.*, 2008).

A suposição mais importante relativa aos gráficos de controle é a independência das observações de um processo produtivo. Se a suposição de normalidade for violada num grau moderado, os gráficos de controle (para variáveis mensuráveis) ainda funcionam razoavelmente, o que não acontece com a suposição de independência (Montgomery, 2009).

Gráficos de controle são normalmente planejados e analisados pressupondo que as observações consecutivas do processo sejam independentes e identicamente distribuídas, entretanto na prática esta hipótese é frequentemente violada, pois a maioria dos processos apresenta autocorrelação (Claro *et al.*, 2007). Esta violação é particularmente relevante no controle da qualidade

determinados processos químicos, por exemplo. Para fazer o gráfico de controle nesses casos, estima-se a variabilidade através da amplitude móvel MR de duas observações sucessivas (Vieira, 1999). O cálculo do LSC, LC e LIC do gráfico de controle para valores individuais é representado pelas Equações 1, 2 e 3 respectivamente:

da água, onde grande parte de seus parâmetros são autocorrelacionados (Cook *et al.*, 2006; Smeti *et al.*, 2007). Os processos em geral, são regidos por elementos inerciais, e quando o intervalo entre observações torna-se pequeno em relação a estes elementos, elas se tornam correlacionadas ao longo do tempo (Montgomery, 2009).

A autocorrelação é reconhecida como um fenômeno natural em dados de processos industriais e é considerada um problema já que gera alarmes falsos nos gráficos de controle. A autocorrelação torna os dados não independentes entre si o que faz com que o valor de uma variável pode não ser um valor aleatório tendo seu próprio valor influenciado em algum momento no tempo.

Se a autocorrelação é decorrente de uma causa especial, esta deve ser eliminada. Mas se for parte inerente da variabilidade resultante de causas comuns, não podendo ser removida, deve-se levá-la em consideração no planejamento dos gráficos de controle, a fim de evitar estimativas erradas de seus parâmetros, que resultam em aumento na taxa de alarmes falsos ou no número de amostras para detectar alterações na média do processo (Claro *et al.*, 2007).

2.2 Gráficos de controle para processos autocorrelacionados

Ainda de acordo com Claro *et al.* (2007) em aplicações onde as observações consecutivas ou próximas tornem-se correlacionadas, é possível evitar tal dependência aumentando o intervalo de tempo entre a coleta das observações, porém tem-se a desvantagem de não se aplicar o conceito de subgrupo racional. Outra opção, recomendada por alguns autores é o uso de gráficos de controle do tipo Shewhart com "limites alargados" (Sheu e Lu, 2009; Claro *et al.*, 2007; Costa *et al.*, 2005). Porém esta opção só é recomendável se a autocorrelação não for muito alta (Viering, 1999; Smeti *et al.*, 2006).

Nesta abordagem, no cálculo dos limites de controle alargados utiliza-se o desvio padrão (S_x) das m amostras ao



invés da amplitude, sendo o erro padrão é dado por

$$\hat{\sigma}_X = \frac{S_X}{c_4} \quad (4)$$

onde c_4 , que depende de m , é determinado por meio de tabelas (Costa; Epprecht; Carpinetti, 2005).

Assim, os limites do gráfico \bar{X} ficam

$$LSC = \bar{X} + 3\hat{\sigma}_X; \quad (5)$$

$$LC = \bar{X}; \quad (6)$$

$$LIC = \bar{X} - 3\hat{\sigma}_X, \quad (7)$$

com $\hat{\sigma}_X$ dado pela Equação (4).

Vários autores (Montgomery *et al.*, Mastrangelo, 1991; Zhang, 1997; Lu; Reynolds, 2001; Testik, 2005, Claro *et al.*, 2007; Smeti *et al.*, 2007) apontam para uma estratégia também frequentemente utilizada, inicialmente introduzida por Alwan *et Roberts* (1988), que consiste em ajustar as observações da característica de qualidade a um modelo de previsão apropriado e monitorar o processo através de gráficos de controle para os resíduos resultantes.

Tanto Moreira Júnior *et al.* (2007) quanto Pedrini *et Ten Caten* (2008) sugerem uma abordagem para trabalhar com dados autocorrelacionados: modelar diretamente a estrutura correlacional através de série temporal, usar este modelo para remover a autocorrelação dos dados e aplicar gráficos de controle aos resíduos. Os autores ainda sugerem a aplicação de ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) (Box *et Jenkins*, 1976) que tem como objetivo separar as causas estruturais das causas comuns e especiais.

2.2.1 MODELOS ARIMA

Os modelos Box e Jenkins, também conhecidos como Modelos Autoregressivos Integrados de Média Móvel, ou simplesmente ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*), analisam as propriedades estocásticas ou probabilísticas das séries temporais, representando-as através de um modelo, segundo a filosofia de deixar que os dados falem por si só. O modelo ARIMA é representado por ARIMA(p,d,q), onde p é o número de termos autoregressivos; d , o número de vezes que devemos diferenciar a série antes que ela se torne estacionária e q , o número de termos de médias móveis, com p , d e q inteiros maiores ou iguais a zero (Gujarati, 2006; Guarnieri *et al.*, 2009).

Os modelos ARIMA resultam da combinação de três componentes que também são chamados de filtros: o componente auto-regressivo (AR), o filtro de integração (I) e o componente de médias móveis (MA). Uma série pode ser modelada pelos três filtros ou apenas um subconjunto deles, resultando em várias combinações de modelos (Werner *et Ribeiro*, 2003; Coelho; Samohyl, 2007; Guarnieri *et al.*, 2009).

Os modelos: AR(p), onde a série é descrita por seus valores passados regredidos e pelo ruído aleatório; MA(q), que explora a estrutura de autocorrelação dos resíduos de previsão do período atual com aqueles ocorridos em períodos anteriores e; ARMA(p, q) que apresentam processos mistos AR(p) e MA(q), se apóiam na premissa que a série temporal é estacionária, ou seja, suas propriedades estatísticas básicas, como média, variância e covariância permanecem constantes ao longo do tempo (Hanke *et al.*, 2001; Gujarati, 2006). Entretanto, quando a série é não-estacionária, além dos modelos citados, é utilizada a componente de integração I(d), resultando no modelo ARIMA(p,q,d). Depois de calcular a diferença entre os valores subjacentes da série d vezes, é possível torná-la estacionária, de modo que ofereça uma base válida para a previsão (Oliveira *et Sobrinho*, 2009; Guarnieri *et al.*, 2009).

A metodologia Box-Jenkins é composta por um ciclo composto de três etapas iterativas: identificação do modelo, estimativa de parâmetros e diagnóstico. Estas etapas são representadas na Figura 1.

Na etapa de identificação do modelo, primeiramente há uma preparação dos dados, onde se realiza a diferenciação para estacionar a série. Em seguida, tradicionalmente a seleção do modelo ocorre mediante a observação da função de autocorrelação (FAC) e da função de autocorrelação parcial (FACP). Uma vez que um modelo é identificado, ocorre a estimativa dos parâmetros discutidos anteriormente mais adequados ao modelo. O último passo na construção do modelo é a verificação de sua adequação através da etapa de diagnóstico. Assim procede-se a análises com os resíduos do modelo a fim de identificar seu comportamento como o de uma distribuição normal e se apresentam como um ruído branco. Para este fim utiliza-se como recurso observações nos gráficos FAC e PACF dos resíduos.

Se o modelo selecionado não for adequado, um novo modelo deve ser identificado, seguindo as mesmas etapas. Este processo de três etapas de construção do modelo é repetido várias vezes até que um modelo satisfatório seja finalmente encontrado. Dessa forma, pode-se proceder a aplicação de gráficos de controle aos resíduos do modelo final selecionado.

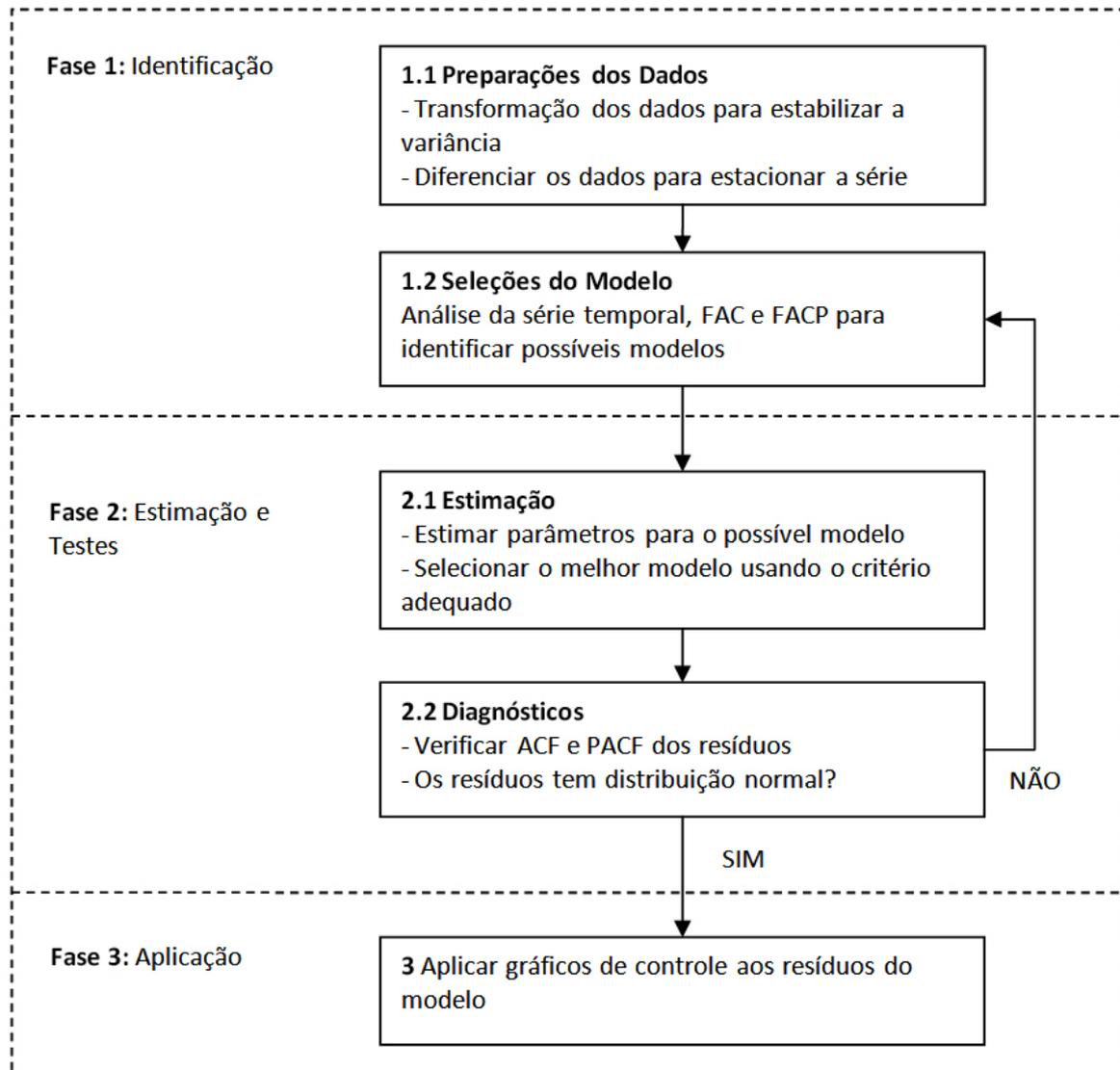


Figura 1. Etapas da construção do modelo de previsão via metodologia Box-Jenkins

Fonte: Adaptado de Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998)

3. DESCRIÇÃO DO PROCESSO

Atualmente, o abastecimento de água é realizado por duas estações de tratamento de água (ETA), com capacidade nominal de tratamento de 2050 l/s. A ETA Cubatão, uma destas estações, tem capacidade de 1500 l/s de tratamento, sendo constituída de unidade de mistura rápida, floculação hidráulica, decantação de alta taxa, filtração por fluxo ascendente, desinfecção com cloro gasoso e fluoretação. Esta unidade é responsável por 70% do abastecimento de água do município de Joinville. Os dados de turbidez e cloro residual analisados neste trabalho são provenientes desta estação. Diariamente a cada meia hora é retirada uma amostra de água para verificar nível de flúor, cloro residual, turbidez, entre outras variáveis, o que gera quarenta e oito amostras por dia (Araujo, 2010).

Turbidez é o estado em que a água se encontra, causado pela presença de partículas em suspensão, ou seja, sólidos suspensos, finamente divididos ou em estado coloidal, e de organismos microscópicos. De acordo com a Organização Mundial de Saúde (OMS, 1995) e as Portarias do Ministério da Saúde n.º 36/1990 e n.º 518/2004 que estabelecem os procedimentos e responsabilidades relativos ao controle e vigilância da qualidade da água para consumo humano e seu padrão de potabilidade, ficou estabelecido que o limite máximo de turbidez para qualquer amostra pontual deve ser de cinco (5) Unidades de Turbidez (UT), assegurado, simultaneamente, o atendimento ao valor máximo permitido em qualquer ponto a rede no sistema de distribuição. Estas informações quanto aos valores permitidos tanto para a turbidez quanto para a quantidade de cloro residual, pode ser visualizada na Tabela 1.



Tabela 1. Padrão físico-químico de potabilidade brasileiro associados à qualidade microbiológica da água

| Parâmetro | Portaria MS N.º 36/1990 | | Portaria MS N.º 518/2004 | | | |
|-----------------------|------------------------------------|----------------------|----------------------------------|-------------|---------------------|-------------------------|
| | Entrada no Sistema de Distribuição | Rede de Distribuição | Pós-Filtração ou Pré-desinfecção | Desinfecção | Saída do Tratamento | Sistema de Distribuição |
| Turbidez (UT) | ≤ 1,0 | ≤ 5,0 | ≤ 1,0 | - | ≤ 1,0 | ≤ 5,0 |
| Cloro Residual (mg/l) | - | ≥ 0,2 | - | ≥ 0,5 | 0,2 – 5,0 | 0,2 – 5,0 |

Fonte: Portaria MS N.º 36/1990 e Portaria MS N.º 518/2004 (Brasil, 2006)

A turbidez de causa natural não traz inconvenientes sanitários diretos. Porém, é esteticamente desagradável na água potável, e os sólidos em suspensão podem servir de abrigo para microrganismos patogênicos. Entretanto, a turbidez de origem antropogênica pode estar associada a compostos tóxicos e organismos patogênicos causando problemas mais sérios (Von Sperling, 1996).

Os derivados de cloro são usados como desinfetante no processo de tratamento de água. Para a manutenção da qualidade e proteção contra a presença microbiana nos sistemas de distribuição de água, geralmente existe a presença de um residual com potencial desinfetante que deve ter ação até os pontos mais longínquos da rede. A finalidade deste cloro residual é limitar a presença de microrganismos patogênicos que podem ser introduzidos acidentalmente no sistema por rupturas nas tubulações, podem se desprender do biofilme das paredes da tubulação ou dos microrganismos eventualmente não eliminados durante o processo de desinfecção (Salgado, 2008).

A legislação (Brasil, 2004), cita que após a desinfecção, a água deve conter o teor mínimo de cloro residual livre de 0,5 mg/l, sendo obrigatória a manutenção de, no mínimo, 0,2 mg/l em qualquer ponto da rede de distribuição. Recomenda-se que o teor máximo de cloro residual livre, em qualquer ponto do sistema de abastecimento, seja de 2,0 mg/l.

4. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

De acordo com sua finalidade, esta pesquisa classifica-se como pesquisa aplicada, pois busca a obtenção de um diagnóstico com relação ao controle da turbidez e cloro residual da água potável, evidenciados com a análise dos gráficos de controle para medidas individuais do tipo Shewhart. Desta forma assemelha-se a definição de Gil (2010) em gerar conhecimento para aplicação prática dirigidos a situações específicas. O que também está de acordo com Barros *et al.* (2000) e Appolinário (2004) que indicam como objetivos da pesquisa aplicada, sua contribuição para fins práticos, visando à solução

de problemas ou necessidades concretas e imediatas encontrados na realidade.

No presente estudo os dados se referem a uma companhia de tratamento de água e esgoto que está em fase inicial de implantação do controle estatístico do processo no tratamento e distribuição de água procurando prestar melhores serviços a comunidade local. Os dados coletados que correspondem a medições realizadas a cada meia hora, durante um dia no primeiro trimestre de 2009, são apresentados na Tabela 2 (em medidas individuais).

Os procedimentos realizados para condução deste trabalho podem ser observados na Figura 2.

Para que se possa ter uma visão do comportamento estatístico dos dados coletados e verificar as possibilidades de aplicação de gráficos de controle, faz-se necessário verificar as suposições, o que compreende a fase I no planejamento e projeto de gráficos de controle. Para avaliar a normalidade dos dados foi aplicado o teste Jarque-Bera resultando no p-valor = 0,243 para os dados de turbidez, e 0,2745 para o cloro residual. Estes valores indicam que os dados têm distribuição normal, com nível de significância adotado de 5%.

A autocorrelação foi detectada nos dados através da observação e análise do gráfico da função de autocorrelação amostral (Figuras 2.b e 3.b). Para remover a autocorrelação foi ajustado um modelo ARIMA e verificado o comportamento dos resíduos a fim de validá-lo.

A partir desse momento, com os dados independentes e identicamente distribuídos, podem-se aplicar os gráficos de controle. Como alternativa, para o cloro residual, limites alargados também foram calculados. Embora seja comum a aplicação em conjunto com um gráfico para Amplitudes Móveis MR, para monitorar a variabilidade, alguns autores não o consideram efetivo para este fim (Smeti *et al.*, 2007). Assim, este gráfico não é apresentado neste trabalho. Desta forma, os limites obtidos podem servir para a fase II ou para a continuidade dos estudos.

O tratamento estatístico dos dados foi realizado com o *software* R versão 2.12.1 (R Development Core Team, 2011)



com o auxílio do pacote qcc (Scrucca, 2004) específico (Hyndmann *et* Khandakar, 2008) para ajuste do modelo para o controle estatístico de processo, e o pacote *forecast* ARIMA.

Tabela 2. Turbidez (em UT) e Cloro residual (em mg/l)

| | | | | | | | | |
|-------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| Hora | 00:00 | 00:30 | 01:00 | 01:30 | 02:00 | 02:30 | 03:00 | 03:30 |
| Turbidez | 0,68 | 0,66 | 0,66 | 0,72 | 0,67 | 0,75 | 0,77 | 0,76 |
| Cloro | 1,60 | 1,53 | 1,48 | 1,61 | 1,36 | 1,47 | 1,61 | 1,50 |
| Hora | 04:00 | 04:30 | 05:00 | 05:30 | 06:00 | 06:30 | 07:00 | 07:30 |
| Turbidez | 0,79 | 0,65 | 0,56 | 0,52 | 0,63 | 0,69 | 0,79 | 0,65 |
| Cloro | 1,48 | 1,44 | 1,54 | 1,40 | 1,43 | 1,78 | 1,90 | 1,95 |
| Hora | 08:00 | 08:30 | 09:00 | 09:30 | 10:00 | 10:30 | 11:00 | 11:30 |
| Turbidez | 0,45 | 0,45 | 0,45 | 0,38 | 0,38 | 0,48 | 0,54 | 0,56 |
| Cloro | 1,89 | 1,82 | 1,84 | 1,69 | 1,8 | 1,55 | 1,51 | 1,35 |
| Hora | 12:00 | 12:30 | 13:00 | 13:30 | 14:00 | 14:30 | 15:00 | 15:30 |
| Turbidez | 0,60 | 0,71 | 0,81 | 0,65 | 0,73 | 0,65 | 0,51 | 0,51 |
| Cloro | 1,44 | 1,6 | 2,15 | 1,77 | 1,84 | 1,63 | 1,90 | 1,79 |
| Hora | 16:00 | 16:30 | 17:00 | 17:30 | 18:00 | 18:30 | 19:00 | 19:30 |
| Turbidez | 0,39 | 0,55 | 0,53 | 0,32 | 0,34 | 0,50 | 0,36 | 0,32 |
| Cloro | 2,06 | 2,00 | 1,74 | 1,98 | 1,76 | 1,71 | 1,94 | 2,01 |
| Hora | 20:00 | 20:30 | 21:00 | 21:30 | 22:00 | 22:30 | 23:00 | 23:30 |
| Turbidez | 0,41 | 0,42 | 0,46 | 0,43 | 0,40 | 0,46 | 0,57 | 0,39 |
| Cloro | 2,11 | 2,03 | 1,79 | 1,89 | 1,78 | 1,46 | 1,49 | 1,57 |

Fonte: Águas de Joinville (2010)

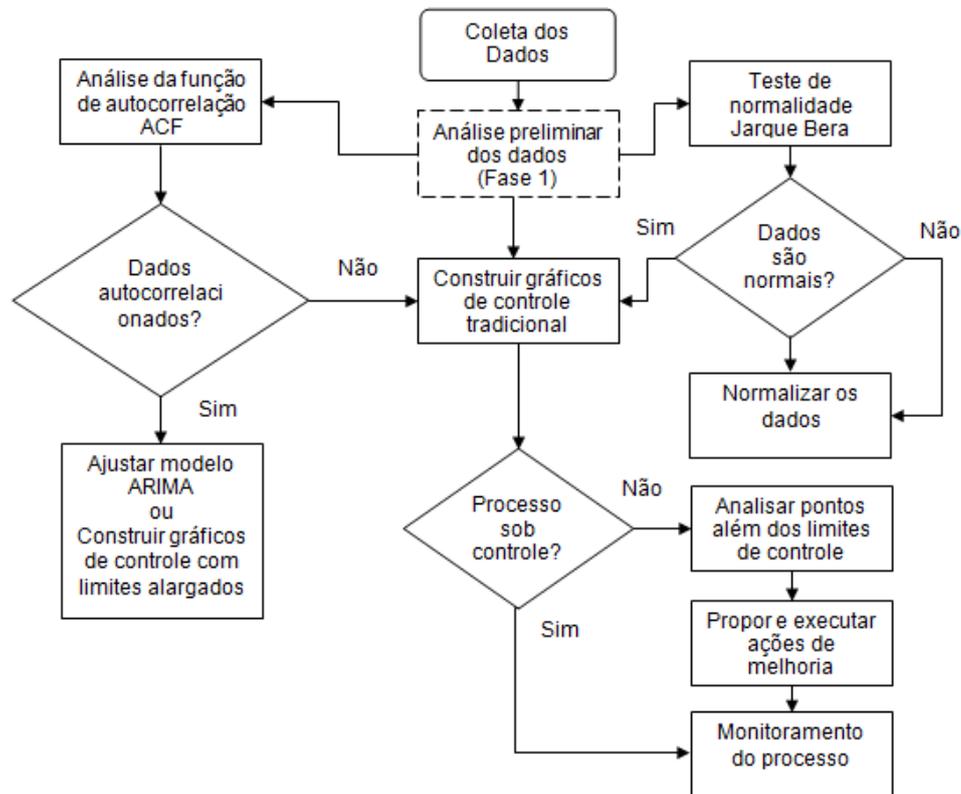


Figura 2. Fluxograma de condução da pesquisa

Fonte: Autores (2011)



5. RESULTADOS E ANÁLISES

Um gráfico temporal das medições de turbidez é apresentado na Figura 3.a e na Figura 3.b o gráfico da função

de autocorrelação amostral, que evidencia a presença de autocorrelação nos dados.

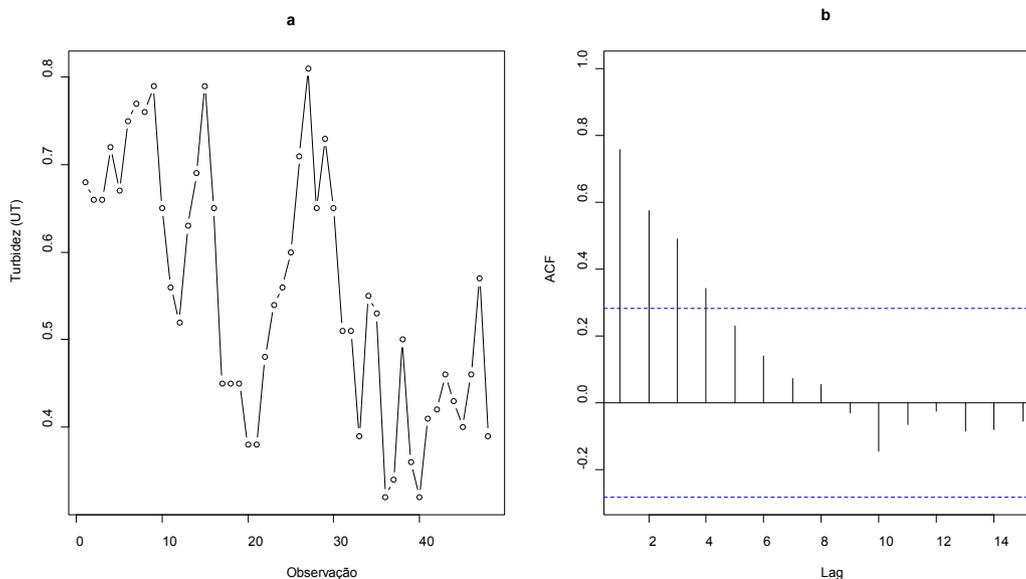


Figura 3. Série temporal da turbidez (a) e função de autocorrelação amostral para os dados da turbidez (b)

Fonte: Elaborado a partir do R (2011)

Da mesma forma, na Figura 4.a estão os dados de cloro residual e na Figura 4.b a função de autocorrelação amostral, que indica a presença de autocorrelação, moderada, próxima de 0,6 (*lag 1*).

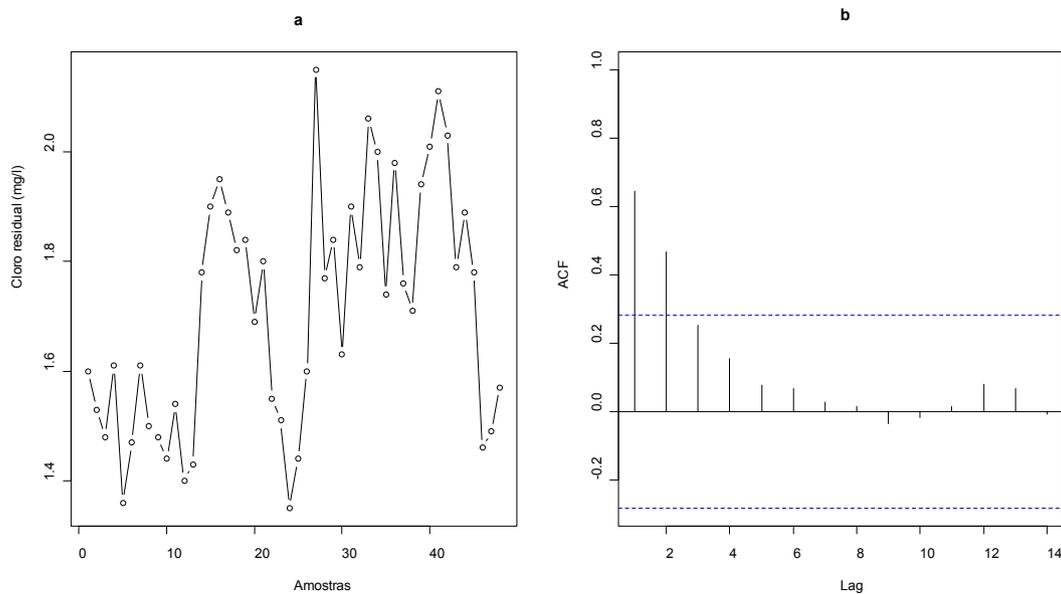


Figura 4. Série temporal (a) e função de autocorrelação amostral para os dados de cloro residual (b)

Fonte: Elaborado a partir do R (2011)

Para os dados de cloro residual foram calculados limites alargados, de acordo com Equações (5), (6) e (7). Os limites são LIC = 1,05 e LSC = 2,37. Na Figura 5 estão dois gráficos X para medidas individuais. O primeiro gráfico (Figura 5.a)

foi construído utilizando os limites convencionais, LSC = 2,10 e LIC = 1,32 calculados através das Equações (1) e (3), respectivamente. Percebe-se a presença de dois pontos além dos limites de controle. No segundo gráfico (Figura



5.b), com os limites alargados, não há amostras com valores além dos limites.

Ao comparar-se o gráfico de controle aplicado aos resíduos com o gráfico aplicado aos dados originais (Figura 5.a), verifica-se que os pontos que estavam além do limite de controle neste último não aparecem mais gráfico aplicado aos resíduos do modelo ajustado. Os pontos apresentados além dos limites de controle nos dados originais, estavam presentes na série em função da presença da autocorrelação. Os dados estão, portanto, em estado de controle estatístico

de processo.

Ressalta-se, que nenhum dos valores encontrava-se abaixo do limite de especificação (0,2 mg/l), mas várias amostras apresentam valores superiores a 2,0 mg/l. Embora o decaimento do cloro residual, seja mais preocupante em virtude da perda do poder de desinfecção, ações no sentido de não ultrapassar o limite máximo são recomendáveis. Assim, conclui-se que os pontos além dos limites de controle apresentados da Figura 5.a eram alarmes falsos, decorrentes da presença de autocorrelação.

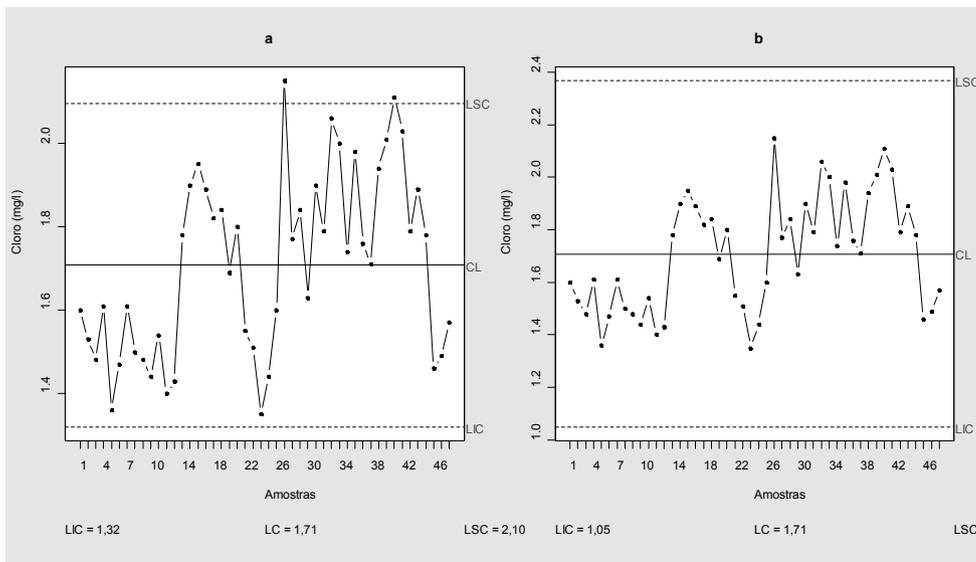


Figura 5. Gráfico de controle \bar{X} (medidas individuais) para os dados originais (a) e com os limites alargados (b) para os dados de cloro residual

Fonte: Elaborado a partir do R (2011)

Ainda, para os dados de cloro residual, ajustou-se um modelo ARIMA (1,1,1). Os resíduos não apresentaram autocorrelação e eram normalmente distribuídos (p-valor = 0,1668) evidenciando a adequação do ajuste. Após ajuste do modelo ARIMA, foi aplicado um gráfico de controle aos resíduos (Figura 6).

Para os dados de turbidez, optou-se por não calcular os limites alargados, uma vez que alguns valores de autocorrelação podem ser considerados altos, próximos de 0,8 no lag 1 (VIERINGA, 1999), conforme Figura 3.b. Ajustou-se portanto, um modelo ARIMA (1,0,0) que se mostrou adequado, resíduos normais (p-valor = 0,3756) e não autocorrelacionados.

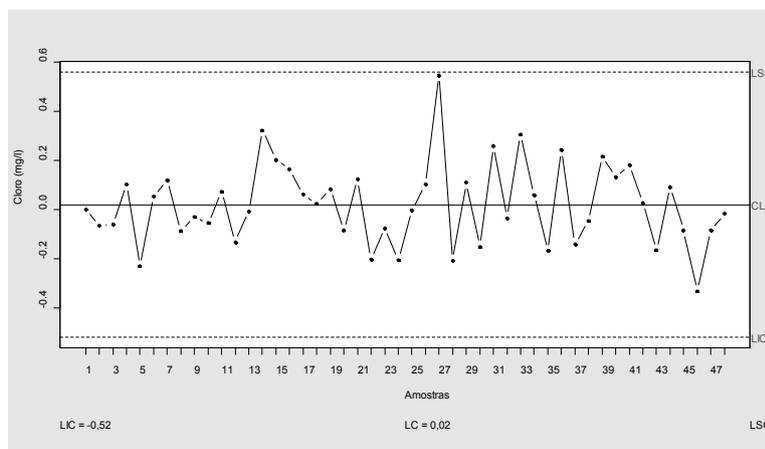


Figura 6. Gráfico de controle \bar{X} (medidas individuais) aplicado aos resíduos do modelo ARIMA para os dados de cloro residual

Fonte: Elaborado a partir do R (2011)



Assim na Figura 7.a, está o gráfico \bar{X} aplicado aos dados originais de turbidez, com oito amostras além dos limites de controle, e na Figura 7.b, o gráfico aplicado aos resíduos do modelo ARIMA, evidenciando que os pontos eram realmente

alarmes falsos. As duas abordagens utilizadas chegam à mesma conclusão: os dados encontram-se sob controle estatístico e também atendem os limites de especificação.

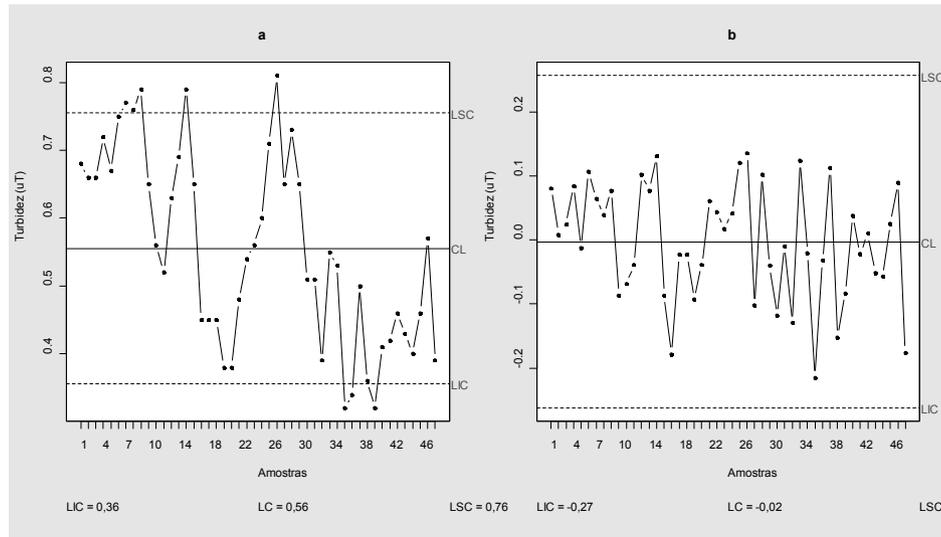


Figura 7. Gráfico de controle \bar{X} (medidas individuais) para os dados originais (a) e aplicado aos resíduos do modelo ARIMA para os dados de turbidez (b).

Fonte: Elaborado a partir do R (2011)

7. CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

O uso de gráficos de controle estatístico de processos para monitorar indicadores de qualidade da água potável merece atenção especial, uma vez que estes dados geralmente apresentam autocorrelação.

Os gráficos de controle tradicionais se mostraram ineficazes na aplicação realizada devido à existência de autocorrelação nos dados de turbidez e cloro residual da ETA monitorada. A presença de autocorrelação nos dados reduziu desempenho dos gráficos de controle, gerando alarmes falsos quando avaliados através do gráfico de controle para Medidas Individuais.

As propostas envolvendo o uso de limites alargados e modelos ARIMA se mostraram mais adequadas para melhor monitorar a qualidade da água, quando comparada aos tradicionais gráficos de controle. O uso de limites alargados é mais simples para implementar, mas limitado a dados pouco autocorrelacionados. Já, os gráficos de controle aplicados aos resíduos de um modelo ARIMA são opções mais sofisticadas.

Assim, quando em estágio inicial de implementação de CEP, quando possível, talvez seja mais adequado aplicar gráficos do tipo Shewhart com limites alargados. Neste caso são utilizadas as observações originais e, do ponto de vista operacional é mais simples de interpretar pelo pessoal não treinado. Mais tarde, com o processo estabilizado, e o CEP

consolidado, pode-se passar para o uso de técnicas mais sofisticadas, como o modelo ARIMA aplicado aos resíduos.

E, neste sentido, como sugestão para a continuidade dos trabalhos, recomenda-se a avaliação do uso de gráficos de controle de soma acumulada (CUSUM) e média móvel exponencialmente ponderada (EWMA) aplicados aos resíduos do modelo. Estes gráficos tem a característica de serem mais sensíveis à detecção de pequenos deslocamentos na média do processo.

8. REFERÊNCIAS

- Aizenchtadt, E., Ingman, D., Friedler, E. (2008), "Quality control of wastewater treatment: a new approach", *European Journal of Operations Research*, v. 189, n. 2, pp. 445-458.
- Alwan, L. C. et Roberts, H. V. (1988) "Time-series modeling for statistical process control", *Journal of Business & Economic Statistics*, v. 6, n.1, pp. 87-95.
- Appolinário, F. (2004), Dicionário de metodologia científica: um guia para a produção do conhecimento científico. São Paulo: Atlas.
- Araujo, N. G. A. (2010), Aplicação de gráficos de controle para monitoramento estatístico da turbidez da água potável. 51f. Trabalho de conclusão de curso de graduação



em Engenharia de Produção. Departamento de Engenharia de Produção. Universidade do Estado de Santa Catarina, Joinville.

Barros, A. J. S.; Lehfel, N. A. S. (2000), Fundamentos de Metodologia: um Guia para a Iniciação Científica. 2.ed. São Paulo: Makron Books.

Box, G. E. P.; Jenkins, G. M. (1976), Time series analysis forecasting and control. San Francisco: Holden-Day, 1976.

Brasil (2004), Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde, Coordenação-Geral de Vigilância em Saúde Ambiental. Portaria no. 518/2004 do Ministério da Saúde. Disponível em: < <http://dtr2001.saude.gov.br/sas/PORTARIAS/Port2004/GM/GM-518.htm>.> Acesso em: 20 ago. 2010.

Brasil. Ministério da Saúde (2006), Vigilância e controle da qualidade da água para consumo humano. Secretaria de Vigilância em Saúde. Brasília. 212 p. Disponível em: <http://bvsms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/vigilancia_controle_qualidade_agua.pdf>. Acesso em: 14 abr. 2011.

Claro, F. A. E.; Costa, A. F. B.; Machado, M. A. G. (2007), “Gráficos de controle de EWMA e de Xbar para monitoramento de processos autocorrelacionados”, *Produção*, v. 17, n. 3, pp. 536-546.

Coelho, L. C., Samohyl, R. W.; “Avaliação de Modelos de Previsão para Quantidade de Automóveis no Estado de Santa Catarina”, in: Simpósio de Engenharia de Produção, 14., Bauru, SP. Anais... Bauru.

Cook, D. F.; Zobel, C. W.; Wolfe, M. L. (2006), “Environmental statistical process control using an augmented neural network classification approach”, *European Journal of Operational Research*, v. 174, n. 3, pp. 1631-1642.

Costa, A. F. B.; Epprecht, E. K.; Carpinetti, L. C. R. (2005), Controle Estatístico de Qualidade. São Paulo: Atlas, 334 p.

Deininger, R. A.; Clark, R. M.; Hess, A. F.; Bernstam, E. V. (1992), “Animation and visualization of water quality in distribution systems”, *Journal of the American Water Works Association*, v. 84, n. 7, pp. 48-52.

Gujarati, D. (2006), Econometria básica. Rio de Janeiro: Elsevier, 812p.

Guarnieri, J. P.; Souza, A. M.; Almeida, S. G.; Souza, F. M.; Oliveira, J. N. D. (2009) “Análise do Impacto da Crise Econômica na Previsão de Produção de Automóveis no Mercado Brasileiro, via modelos Box & Jenkins”, in: Encontro Nacional de Engenharia de Produção, 29., Salvador. Anais... Salvador.

Hanke, J. E.; Wichern, D.; Reitsch, A. Business Forecasting. 7ª Ed. New Jersey : Prentice Hall, 2001. Hyndmann, R. J.; Khandakar, Y. (2008), “Automatic time series forecasting:

The forecast package for R”, *Journal of Statistical Software*, v. 27, n. 3, pp.1-22, 2008.

Lu, C. W.; Reynolds Jr, M. R. (2001), “CUSUM charts for monitoring an autocorrelated process”, *Journal of Quality Technology*, v. 33, n. 3, pp. 316-334.

Makridakis, S.; Wheelwright, S. C.; Hyndman, R. J. (1998), Forecasting: Methods and Applications. 3.ed. New York: John Wiley.

Montgomery, D. C. (2009), Introdução ao Controle Estatístico da Qualidade. 4.ed. Rio de Janeiro: LTC, 2009.

Montgomery, D. C.; Mastrangelo, C. M. (1991), “Some statistical process control methods for autocorrelated data”, *Journal of Quality Technology*, v. 23, pp. 179-193.

Moreira Júnior, F. J.; Seidel E. J; Lopes, L. F. D; Zanella A; Oliveira F. C. (2007), “Aplicação do controle estatístico do processo com dados autocorrelacionados na produção de filmes plásticos flexíveis”, in: Simpósio De Engenharia De Produção, 24., 2007, Anais... Bauru.

Oliveira, A. M. B.; Sobrinho, M. J. V. M. “Previsão de preço de venda da uva Itália e da manga Tommy produzidas no vale do São Francisco via análise de séries temporais: um estudo de caso”, in: Encontro Nacional De Engenharia De Produção, 29, Salvador, Anais....

Organización Mundial De La Salud – OMS (1995), Guías para la calidad del agua potable. Genebra: OMS, 195 p.

Pedrini, D. C. (2009) Proposta de um método para a aplicação do gráfico de controle de regressão no monitoramento de processos. 122f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.

Pedrini, D. C.; Ten Caten, C. S. Comparação entre gráficos de controle para resíduos de modelos. **GEPROS**, v. 3, n. 4, pp. 123-140, 2008.

Pedrini, D. C. Ten Caten, C. S. (2011), “Método para aplicação de gráficos de controle de regressão no monitoramento de processos”, *Produção*, v. 21, n. 1, pp. 106-117.

R Development Core Team (2011), R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Acesso em: 02 abr. 2011.

Salgado, S. R. T. Estudo dos parâmetros de decaimento de cloro residual em sistema de distribuição de água tratada considerando vazamento, 145f. Dissertação. (Mestrado em Hidráulica e Saneamento). Programa de Pós-Graduação e Área de Concentração em Hidráulica e Saneamento. Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, São Paulo.



- Scrucca, L. (2004), "Qcc: An R package for quality control charting and statistical process control". *R News*, v. 4, n.1, pp.11-17, jun. 2004. Disponível em <http://cran.r-project.org/doc/Rnews/Rnews_2004-1.pdf>. Acesso em: 02 abr. 2011.
- Shewhart, W. (1931), *Economic control of quality of manufactured product*. New York: D. Van Nostrand Company, 501p.
- Sheu, S.; Lu, S. (2009), "The effect of autocorrelated observations on a GWMA control chart performance", *International Journal of Quality & Reliability Management*, v. 26, n. 2, pp.112-128.
- Smeti, E. M.; Kousouris, L. P; Tzoumerkas, P. C.; Golfopoulos, S. K. (2006), *Statistical process control techniques on autocorrelated turbidity data from finished water tank*, in AQUA: (Nov 2006). Disponível em: <http://www.srcosmos.gr/srcosmos/generic_pagelet.aspx?pagelet=Article%20summary&pub_id=8848>. Acesso em: 17 Abr. 2011.
- Smeti, E. M.; Thanasoulis, N. C.; Kousouris, L. P; Tzoumerkas, P. C. (2007), "An approach for the application of statistical process control techniques for quality improvement of treated water", *Desalination*, v. 213, n. 1-3, pp. 273-281.
- Smeti, E. M.; Koronakis, D. E.; Golfopoulos, S. K. (2007), "Control charts for the toxicity of finished water -Modeling the structure of toxicity", *Water Research*, v. 41, n. 12, pp. 2679-2689.
- Souza, M. A.; Rigão, M. H. (2005), "Identificação de variáveis fora de controle em processos produtivos multivariados". *Produção*, v. 15, n. 1, pp. 74-86.
- Testik, M. C. (2005), "Model Inadequacy and Residual Control Charts for autocorrelated processes", *Quality and Reliability Engineering International*, v. 21, n. 2, pp. 115- 130.
- UFV (2011), *Qualidade da Água*. Disponível em: <<http://www.ufv.br/dea/lqa/qualidade.htm>>. Acesso em: 14 abr. 2011.
- Vieira, S. (1999), *Estatística para a Qualidade: como avaliar com precisão a qualidade de produtos e serviços*. Rio de Janeiro: Campus, 198p.
- Vieringa, J. E. (1999), *Statistical Process Control for Serially Correlated Data*, 272f, Tese (Doutorado em Economia), Universidade de Groningen, Holanda. Disponível em: <<http://dissertations.ub.rug.nl/FILES/faculties/eco/1999/j.e.wieringa/thesis.pdf>>. Acesso em: 30 out. 2011.
- Vining, G. (2009), "Technical Advice: Phase I and phase II control charts", *Quality Engineering*, v. 21, n. 4, pp. 478-479.
- Von Sperling, M. (1996), *Introdução à Qualidade das Águas e ao Tratamento de Esgotos*. 2. ed. Minas Gerais, Departamento de Engenharia Sanitária e Ambiental. Universidade Federal de Minas Gerais.
- Werner, L.; Ribeiro, J. L. D. (2003), "Previsão de demanda: uma aplicação dos modelos Box-Jenkins na área de assistência técnica de computadores pessoais". *Gestão & Produção*, v.10, n.1, pp. 47-67.
- Worrall, F.; Burt, T. P. (1999), "A univariate model of river water nitrate time series", *Journal of Hydrology*, v. 214, n. 1-4, pp. 74-90.
- Woodall, W. H. (2000), "Controversies and contradictions in statistical process control", *Journal of Quality Technology*, v. 32, n. 4, pp.341-350.
- Zhang, N. F. (1997), "Detection capability of residual control chart for stationary process data", *Journal of Applied Statistics*, v. 24, n. 4, pp. 475-492.
- Zimmerman, S. W.; Dardeau, M. R.; Crozier, G. F.; Wagstaff, B. (1996), "The second battle of Mobile Bay - Using SPC to control the quality of water monitoring". *Computers and Industrial Engineering*, v. 31, n. 1/2, pp. 257-260.