SCAP: "STATISTICAL CONTROL FOR AUTOCORRELATED PROCESSES" - Módulo CI: CONTINUOUS INSPECTION

versão 1.0 - 2003

UM SOFTWARE NA ÁREA DE ESTATÍSTICA INDUSTRIAL INTEGRADO AO SOFTWARE ESTATÍSTICO "MINITAB FOR WINDOWS"

MANUAL DO USUÁRIO

APOIO FINANCEIRO: CNPq e FAPEMIG

AUTORES: SUELI APARECIDA MINGOTI (*)
FERNANDO LUIZ PEREIRA DE OLIVEIRA(**)

AGRADECIMENTO

OS AUTORES AGRADECEM AO CNPQ E A FAPEMIG PELO APOIO FINANCEIRO QUE POSSIBILITOU A PRODUÇÃO DO SOFTWARE "SCAP"

(*) Ph. D. em Estatística - Profa. Adjunta do Departamento de Estatística da Universidade Federal de Minas Gerais - UFMG

(**) Aluno do Curso de Bacharelado em Estatística da UFMG e Bolsista de Iniciação Científica da Fapemig durante o desenvolvimento do projeto de pesquisa que gerou o SCAP.

2003

SCAP: "STATISTICAL CONTROL FOR AUTOCORRELATED PROCESSES" - Módulo CI: CONTINUOUS INSPECTION

versão 1.0 - 2003

UM SOFTWARE NA ÁREA DE ESTATÍSTICA INDUSTRIAL INTEGRADO AO SOFTWARE ESTATÍSTICO "MINITAB FOR WINDOWS"

Índice

Texto redigido pelos autores do SCAP- módulo CI: Profa. Sueli Ap. Mingoti e Fernando Luiz Pereira de Oliveira. Departamento de Estatística da UFMG.
e-mail: sueli@est.ufmg.br

CAPÍTULO1

O Software SCAP (Statistical Control for Autocorrelated Processes)
Módulo CI (Continuous Inspection)

1.0 Introdução

O *software SCAP- módulo CI* foi desenvolvido como parte de um projeto de pesquisa parcialmente financiado pelo *CNPq* e *FAPEMIG*, instituições brasileiras de fomento à pesquisa. Sua estrutura foi concebida de modo a permitir que o usuário estime a variabilidade de dados que sejam originados de processos industriais (ou de outras áreas) autocorrelacionados e referentes inspeção de variáveis contínuas. A estimação da variabilidade pode ser feita através dos estimadores de Geoestatística propostos por Mingoti (2000) e discutidos em Neves (2001), como também pelos métodos clássicos como o de variância e amplitude amostral. Este programa funciona como um complemento do popular *software* estatístico *"Minitab For Windows"*. Tal opção pela criação do *SCAP* como um complemento de outro *software* deve-se principalmente à grande difusão, baixo custo e facilidade de uso do *"Minitab For Windows"*. *SCAP* é um programa muito simples de ser usado, funcionando de forma totalmente interativa. As perguntas são feitas ao usuário, passo a passo, em uma seqüência lógica de análise. A utilização do *SCAP* requer do usuário apenas conhecimentos básicos sobre o *"Minitab for Windows"* mas não exige conceitos de programação. Por funcionar a partir do *"Minitab"*, o usuário, além dos recursos disponíveis no *SCAP- módulo CI*, tem a grande vantagem de desfrutar de todos os outros recursos estatísticos importantes a uma análise estatística, sem precisar sair do *software*. Em termos do espaço ocupado no disco rígido, o *SCAP - módulo CI -* é bem econômico. Tecnicamente, para se obter um bom desempenho na utilização do *SCAP*, *módulo CI*, é necessário que o usuário tenha à sua disposição a versão 13 (ou superior) do *software Minitab for Windows*®. O programa requer no mínimo um computador com processador Pentium II e 32 MB de memória RAM. Cabe salientar que no sistema *Windows* 95 (ou superior), a capacidade de armazenamento de dados é limitada apenas pela quantidade de memória disponível. Todo o armazenamento de dados é feito na própria planilha do *"Minitab"* (*worksheet*). Quanto ao espaço

Texto redigido pelos autores do SCAP- módulo CI: Profa. Sueli Ap. Mingoti e Fernando Luiz Pereira de Oliveira.
Departamento de Estatística da UFMG.
e-mail: sueli@est.ufmg.br

necessário para armazenamento dos programas, a macro que iplementa o programa *SCAP-módulo CI* necessita de 20.1 Kbytes e o manual do usuário em formato .pdf de 582 Kbytes.

No *software SCAP - módulo CI* o usuário tem disponível os estimadores de variabilidade clássicos como os de variância e amplitude amostral e os de Geoestatística propostos em Mingoti (2000) e discutidos em Neves (2001) e Mingoti & Fidelis (2001) fundamentados nas funções de semi-variograma e madograma amostrais (Cressie,1993). O programa permite ainda, que o usuário faça gráficos da série de dados do processo, da autocorrelação amostral e de controle de *Shewhart* (Montgomery, 1996) considerando a estimativa de desvio padrão obtida por ambas as metodologias.

No Capítulo 2 deste manual, apresentamos uma breve introdução sobre os estimadores disponíveis no *SCAP- módulo CI* - enquanto que no Capítulo 3 apresentamos aspectos gerais do *SCAP* em termos de formatação de dados e processamento bem como um exemplo de aplicação.

e-mail: sueli@est.ufmg.br

CAPÍTULO 2

Processos Autocorrelacionados: Monitoramento via Variáveis Contínuas Estimadores para a Variância: Método Clássico e Método de Geoestatística

2.0 Introdução

Todos os processos de manufatura ou de serviços, apresentam variabilidade mesmo que todas as operações sejam executadas empregando-se métodos padronizados e pessoal qualificado. Para que um produto seja de boa qualidade o seu processo de produção deve ser estável e previsível e principalmente apresentar pouca variabilidade. Se a variabilidade presente no processo for apenas devido a causas naturais (causas aleatórias) dizemos que o processo está "sob controle estatístico". Existem, porém, outros tipos de variabilidade que são geralmente maiores que a variabilidade natural. Essas fontes de variação podem ser chamadas de "causas especiais ou assinaláveis" que podem ser, por exemplo, um defeito em alguma das máquinas usadas na manufatura, um procedimento não executado de acordo com as normas técnicas de operação, alguma intervenção no processo, etc.. Se um processo está operando na presença de causas assinaláveis, dizemos que ele está "fora de controle". O objetivo do Controle Estatístico de Processos é detectar rapidamente as "causas assinaláveis" ou alterações no processo para corrigir o problema antes que muitas unidades defeituosas, ou não conformes, sejam produzidas. Em geral, os parâmetros que caracterizam a qualidade do processo são estimados com base em amostras constituídas de itens do processo. Procedimentos como o de amostragem estratificada e amostragem sistemática (Mingoti *et al*.,1998, Mingoti & Aguiar, 1988) são comumente utilizados pelas empresas na coleta de dados. Gráficos de Controle são então, construídos para o monitoramento de processos. Todos estes procedimentos estão fundamentados na suposição de independência entre as unidades amostrais do processo no que se refere as variáveis respostas (características de qualidade) que estão sendo avaliadas. No entanto, existem vários exemplos de processos autocorrelacionados (Zhang,1998; Box & Luceno,1997). Em Alwan e Roberts (1995) é mostrado que a correlação entre unidades amostrais aparece com uma frequência bem maior do que se pensa. Na realidade a correlação entre as unidades amostrais no que se refere a variável resposta em estudo, tende a 1 quando o intervalo entre inspeções tende a zero. Deste modo, uma das alternativas sugeridas para o tratamento da correlação é um maior espaçamento entre as unidades amostrais (ou grupos racionais) selecionadas para inspeção. No entanto, esta alternativa pode ocasionar grandes perdas financeiras uma vez que pelo fato de se espaçar demais as inspeções demora-se mais para se detectar um problema no processo, ou uma falta de controle no mesmo.

O desprezo das possíveis correlações entre as unidades amostrais na construção de modelos estatísticos pode deturpar as estimações feitas para os parâmetros de interesse do processo. Este efeito na estimação do coeficiente de capacidade do processo é discutido em Zhang (1998). No caso de construção de gráficos de controle, a não consideração da correlação quando esta na realidade está presente, pode resultar em falhas de dois tipos:

(a) os limites de controle calculados são menores do aqueles construidos usando-se a informação de correlação sendo este o caso no qual a variabilidade do processo produtivo está sendo subestimada e a observação do gráfico de controle pode estar indicando erroneamente que o processo produtivo está fora de controle quando na realidade ele está sob controle estatístico (o chamado "alarme falso");

(b) os limites de controle calculados são maiores do que aqueles construidos usando-se a informação da correlação sendo este o caso no qual a variabilidade do processo produtivo está sendo superestimada e a observação do gráfico de controle pode estar indicando que o processo produtivo está sob controle estatístico quando na realidade ele não está, é o chamado Erro do Tipo II na terminologia de testes de hipóteses.

Uma forma de se levar em consideração a informação referente as correlações existentes entre as unidades amostrais do processo, é resolver-se o problema de estimação de parâmetros utilizando-se a metodologia conhecida como Geoestatística (Cressie,1993), como proposto em Mingoti (2000). Os estimadores da variabilidade existente entre as unidades amostrais é modelada através de medidas de distância como semi-variograma, madograma e rodograma (Mingoti & Neves, 1999) e o controle de processos para características de qualidade contínuas pode ser feito através do gráfico de controle de Shewhart (Montgomery,1996) substituindo-se, nos limites superior e inferior de controle, a estimativa clássica de desvio padrão por alguma das estimativas obtidas via metodologia de Geoestatística como mostrado em Mingoti & Fidelis (2001). Deste modo, os novos estimadores corrigem automaticamente o efeito da correlação de um modo mais simples do que as alternativas propostas dentro do contexto de séries temporais, como a modelagem via processos ARIMA ou gráficos do tipo *EWMA* (*Exponentially Weighted Moving Average*). Para maiores detalhes sobre o controle de qualidade via técnicas de séries temporais ver Mastrangelo & Montgomery (1996), Hunter (1998), Box & Luceno (1997).

2.1 Metodologia de Geoestatística

Uma abordagem para o tratamento estatístico da variabilidade do processo é a Geoestatística (Mingoti, 2000, Mingoti & Fidelis, 2001). Neste caso, a sequência de valores observados da característica de qualidade (X) é tratada como uma trajetória de um processo estocástico, isto é, $\{X(t),\ t \in \Re\}$. A variabilidade do processo é então, obtida por meio do conhecimento do semi-variograma teórico do processo. Duas suposições são necessárias sobre $\{X(t),\ t \in \Re\}$: a estacionariedade intrínseca e a isotropia. Brevemente, estas suposições podem ser descritas da seguinte forma:

(a) *Estacionariedade Intrínseca*: o processo $\{X(t),\ t \in \Re\}$ é tal que:

$$\text{(i)}\quad E[X(t)] = \mu, \quad \forall\ t \in \Re;$$

$$\text{(ii)}\quad Var[X(t_l) - X(t_k)] = 2\gamma(\| t_l - t_k \|),\ \forall\ t_l \neq t_k, \in \Re,$$

isto é, o processo tem média constante em $\Re$, e para cada $t_l, t_k \in \Re, t_l \neq t_k$, a variância das diferenças $[X(t_l) - X(t_k)]$ é uma função apenas da diferença $\|(t_l - t_k)\|$, dependendo de sua magnitude e direção. As quantidades $2\gamma(\bullet)$ e $\gamma(\bullet)$ são chamadas, respectivamente, de variograma e semi -variograma do processo estocástico.

(b) *Isotropia*: se $2\gamma(\bullet)$ for uma função apenas da distância entre as unidades amostrais, o processo é dito ser isotrópico.

Alguns modelos mais comuns de semi-variograma são: esférico, o linear, o gaussiano, o exponencial e o senoide. Para maiores detalhes, ver Cressie (1993).

e-mail: sueli@est.ufmg.br

Na prática o semi-variograma teórico $\gamma(\bullet)$ é estimado a partir de uma amostra do processo $\{X(t), t \in \Re\}$. Dentre os vários estimadores existentes (Cressie,1993) um dos mais conhecidos e utilizados é o estimador clássico de Matheron (1963), que é baseado no método dos momentos. Dado uma amostra de tamanho *n* do processo, $X_1, X_2, ..., X_n$, um estimador clássico do semi-variograma teórico do processo, no caso em que o vetor de localização espacial é unidimensional, é definido por:

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2} \frac{\sum_{i=1}^{n-h} [X_i - X_{i+h}]^2}{n-h}, \quad h \in T \qquad (1)$$

onde X_i denota o valor da característica de interesse medida no *i-ésimo* item amostrado,

i = 1, 2,..., n e T = {1,2,..., n-1}, (n - h) é o número de pares (X_i, X_j) que estão a uma distância de h unidades no período amostral. Para exemplificar, tomamos h = 3 e n = 100 teriamos o semi-variograma de ordem h igual a:

$$\hat{\gamma}(3) = \frac{1}{2} \frac{\sum_{i=1}^{97} [X_i - X_{i+3}]^2}{97} \qquad (2)$$

2 .2 Estimadores de Variabilidade e Desvio Padrão de Processos: Metodologia Clássica de Controle de Qualidade

A estimativa de variância σ^2 do processo é obtida a partir de amostras coletadas do mesmo. Suponha-se que tenhamos uma amostra aleatória de tamanho n de unidades amostrais simples do processo denotada por $X_1, X_2, ..., X_n$, onde X_i representa a característica de qualidade sob avaliação, com distribuição Normal (μ, σ^2). Então, o estimador não-viciado para a variância do processo σ^2 é dado por:

$$\hat{\sigma}^2 = s^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n} \left(X_i - \overline{X}\right)^2}{n-1} \qquad (3)$$

onde, $\overline{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i$ é a média amostral. Para o desvio padrão populacional, o estimador é definido por: $\hat{\sigma} = s = \sqrt{s^2}$, que é viciado para σ . Um outro estimador ainda muito utilizado para σ é o de amplitude móvel definido por :

$$\hat{\sigma} = \frac{\overline{AM}}{d_2} \qquad (4)$$

onde, $\overline{AM} = \frac{\sum_{i=2}^{n} AM_i}{n}$ e $AM_i = |X_i - X_{i-1}|$, $i=1,2,3,...,n$. A quantidade $\overline{AM}$ é chamada de amplitude média amostral e d_2 = 1,128 é uma constante de correção. Para a estimação da variância populacional basta elevar-se a estimativa de σ ao quadrado.

Embora o estimador de amplitude seja não-viciado para σ, para amostras grandes ele apresenta menor precisão, pois a amplitude é muito influenciada por valores extremos.

Os estimadores apresentados nesta seção estão fundamentados na suposição de independência entre as unidades amostrais, no que se refere à característica de qualidade *X*. Uma discussão sobre a influência da correlação entre unidades amostrais do processo nestes estimadores pode ser encontrada em Zhang (1998) e Mingoti & Fidelis (2001).

2.3 Metodologia de Geoestatística: Estimadores de Variância de Processos Construidos via Semi-Variograma Experimental

Pela definição de semi-variograma no caso de estacionariedade e isotropia apresentada na seção 2.1, tem-se que:

$$\begin{aligned}\gamma(h) &= Var[X(t+h) - X(t)] = Var[X(t+h)] + Var[X(t)] - \\ &\quad Cov[X(t), X(t+h)] = \sigma^2 - \sigma^2 \, Corr[X(t), X(t+h)] \\ &= \sigma^2 [1 - \rho(h)] \quad , \quad \forall\, h\end{aligned}$$

Portanto, no caso em que as correlações entre as unidades amostrais são iguais a zero, o semi-variograma de ordem *h* ($\gamma(h)$ é igual a variância do processo. Se tivermos uma estimativa de $\rho(h)$ e de $\gamma(h)$ automaticamente temos uma estimativa de σ^2. Deste modo vários estimadores podem ser propostos para σ^2. A seguir apresentamos os estimadores propostos em Mingoti (2000) e que estão implementadas no *SCAP - módulo CI*.

2.3.1 Estimador de Geostatística 1 ($\hat{\sigma}_1^2$)

Este estimador considera apenas a informação do semi-variograma experimental de ordem 1, e faz uma correção usando a estimativa da correlação de ordem 1. É estimador bastante simples, mas viciado devido ao fato de estarmos utilizando estimativas de γ_1 e ρ_1. É definido como:

$$\hat{\sigma}_1^2 = \frac{\hat{\gamma}_1}{1-\hat{\rho}_1} \qquad (5)$$

onde $\hat{\rho}_1 = \hat{C}orr[X_i, X_{i+1}]$ é uma estimativa da correlação de ordem 1 entre as unidades amostrais.

2.3.2 Estimador de Geostatística 2 ($\hat{\sigma}_2^2$)

Este estimador considera não apenas a primeira, mas sim as três primeiras estimativas de semi-variograma e corrige pelas respectivas correlações amostrais. Seria opção para aqueles processos nos quais existam correlações significativas além da de ordem 1. Também é um estimador viciado e definido por:

$$\hat{\sigma}_2^2 = \frac{\sum_{h=1}^{3} \frac{\hat{\gamma}_h}{3}}{1-\sum_{h=1}^{3} \frac{\hat{\rho}_h}{3}} \qquad (6)$$

onde $\hat{\rho}_h = \hat{C}orr[X_i, X_{i+h}]$ é uma estimativa da correlação de ordem *h* entre as unidades amostrais, *h=1,2,3*.

e-mail: sueli@est.ufmg.br

2.3.3 Estimador de Geostatística 3 ($\hat{\sigma}_3^2$)

É definido como:

$$\hat{\sigma}_3^2 = \frac{1}{M}\sum_{h=1}^{M}\hat{\gamma}_h \qquad (7)$$

É um estimador que considera a média dos valores do semi-variograma experimental até a ordem *M*, onde *M* é uma constante que pertence ao conjunto *{1,2,...,(n-1)}*. Na prática, *M* deve ser escolhido na vizinhança de [n/2], onde [x] denota o maior inteiro menor ou igual a x. Esta região seria aquela em que as estimativas do semi-variograma teriam maior validade por estarem construídas com número maior de pares. Além disso, sugere-se que *M* seja escolhido de modo que o número de pares usados para estimar $\gamma(h)$ seja no mínimo 30 (Journel e Huijbregts, 1978, p. 194).

Do ponto de vista prático, (7) é um estimador fácil de ser implementado e entendido. Este estimador foi primeiramente apresentado no artigo de Mingoti & Fidelis (2001), no qual se faz uma discussão em relação ao vício do estimador e uma comparação com os estimadores clássicos de variância amostral e amplitude amostral apresentados na seção 2.2. Neste artigo, é mostrado que o estimador (7) é viciado. No entanto, os vícios do estimador $\hat{\sigma}_3^2$ e do estimador s^2 são muito próximos, dependendo do tamanho *n* da amostra observada. Entretanto, há uma diferença significativa na precisão destes dois estimadores. Através de resultados gerais demonstrados em Cressie (1985) e Cressie & Hawkins (1980) para a distribuição de probabilidades de semi-variogramas e Zhang (1998), Mingoti & Fidelis (2001) mostram que a variância do estimador $\hat{\sigma}_3^2$ é menor que a variância do estimador s^2, a menos que *M=n -1=1*, valor no qual a variância dos dois estimadores coincidem.

2.3.4 Estimador de Geostatística 4 ($\hat{\sigma}_4^2$)

É definido por:

$$\hat{\sigma}_4^2 = \frac{\sum_{h=1}^{M} \hat{\gamma}_h}{\sum_{h=1}^{M} \left(1 - \hat{\rho}_h\right)} \qquad (8)$$

sendo uma extensão do estimador $\hat{\sigma}_3^2$, em que a soma dos valores do semi-variograma experimental é corrigida pela soma das respectivas correlações amostrais, também com o objetivo de redução do vício.

2.3.5 Estimador de Geostatística 5 ($\hat{\sigma}_5^2$)

É uma modificação do estimador $\hat{\sigma}_4^2$ e definido por:

$$\hat{\sigma}_5^2 = \frac{1}{M} \sum_{h=1}^{M} \frac{\hat{\gamma}_h}{\left(1 - \hat{\rho}_h\right)} \qquad (9)$$

onde *M* é definida como na seção 2.3.3. Neste caso, a correção do semi-variograma experimental pela correlação amostral é feita em cada parcela da soma individualmente. É um estimador viciado.

Em todos os casos, o desvio padrão do processo é estimado pela raiz quadrada do estimador da variância do processo e a correlação $\rho_h = Corr\left[X_i, X_{i+h}\right]$ é estimada por:

$$\hat{\rho}_h = \frac{\sum_{i=1}^{n-h} \left(X_i - \overline{X}\right)\left(X_{i+h} - \overline{X}\right)}{\sum_{i=1}^{n} \left(X_i - \overline{X}\right)^2} \qquad (10)$$

onde $\overline{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i$ é a média amostral. Portanto, as funções ($\gamma(h), \rho_h$) são estimadas com base na suposição de estacionariedade da série de observações do processo, o que significa dizer que o processo a ser analisado tem média e variância constantes em $\Re$, ou que o processo está sob "controle estatístico".

2.4 Metodologia de Geoestatística: Estimadores de Variância de Processos Construidos via Semi-Madograma Experimental

Os estimadores $\hat{\sigma}_i^2, i = 1,2,3,4,5$ foram construídos usando-se a informação da função de semi-variograma experimental do processo. No entanto, podemos pensar em usar outras medidas de variabilidade espacial para construir estimadores para σ^2. Uma função interessante é o semi-madograma (Mingoti,1996). Considerando-se que o madograma experimental de ordem *h* do processo é definido por:

$$2\hat{\gamma}_M(h) = \frac{\sum_{i=1}^{n-h} |X_i - X_{i+h}|}{n-h} \qquad (11)$$

então, pode ser mostrado que a esperança matemática de $2\hat{\gamma}_M(h)$ quando o processo é gaussiano é dada por :

$$E\left[2\hat{\gamma}_M(h)\right] = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \sigma \sqrt{(1-\rho_h)} \qquad (12)$$

Desta forma, um estimador não-viciado para σ, considerando-se ρ_h conhecido, seria :

$$\hat{\sigma} = \frac{\sqrt{\pi}\ \hat{\gamma}_M(h)}{\sqrt{(1-\rho_h)}} \qquad (13)$$

e um estimador para variância σ^2 do processo seria:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\pi\left(\hat{\gamma}_M(h)\right)^2}{(1-\hat{\rho}_h)} \qquad (14)$$

Considerando este resultado, podemos construir vários estimadores para σ^2 utilizando o madograma experimental do processo. O estimador que está implementado no programa *SCAPCI* é o que considera o madograma de ordem 1, isto é:

$$\hat{\sigma}_6^2 = \left[\frac{\sqrt{\pi}\,\hat{\gamma}_M(1)}{\sqrt{1-\hat{\rho}_1}}\right]^2 \qquad (15)$$

Este estimador considera apenas a informação do semi-madograma experimental de ordem 1, e faz correção usando a estimativa da correlação de ordem 1. É bastante simples, mas viciado devido ao fato de estarmos utilizando estimativas de γ_1 e ρ_1.

Pode ser mostrado que o estimador de amplitude amostral do desvio padrão σ mostrado na seção 2.2 (fórmula 2) é igual a raiz quadrada do estimador construido via madograma experimental definido por:

$$\hat{\sigma}_7 = \left[\sqrt{\pi}\,\hat{\gamma}_M(1)\right] \qquad (16)$$

Portanto, o estimador clássico de amplitude amostral para σ é um caso particular da metodologia de Geoestatística quando esta é usada para construção de estimadores de desvio padrão do processo, utilizando-se o madograma como medida de variação espacial.

Uma discussão sobre a qualidade destes e de outros estimadores de variabildiade de processos pode ser encontrada em Neves (2001). Maiores detalhes técnicos sobre a construção dos estimadores implementados no *SCAP- módulo CI* podem ser encontrados em Mingoti (2000), Mingoti & Fidelis (2001) e a dissertação de mestrado de Neves (2001).

É interessante observar que todos os estimadores para σ^2 e σ construídos via metodologia de Geoestatística são obtidos amostralmente através do semi-variograma ou semi-madograma experimentais, não sendo, portanto, necessário o reconhecimento e ajuste de modelos de semi-variograma ou semi-madograma teóricos do processo. Isto de um certo modo, faz com que esta metodologia seja uma alternativa atrativa em relação ao monitoramento de correlação de processos via séries temporais que exige a identificação do modelo ARIMA gerador dos dados amostrais.

Texto redigido pelos autores do SCAP- módulo CI: Profa. Sueli Ap. Mingoti e Fernando Luiz Pereira de Oliveira.
Departamento de Estatística da UFMG. Reprodução proibida.
e-mail: sueli@est.ufmg.br

CAPÍTULO 3

Instruções e Exemplos de Aplicação do Programa SCAP - Módulo CI

3.0 Introdução

Neste capítulo apresentamos instruções gerais para o usuário do *SCAP - módulo CI (Continuous Inspection)*. A macro que implementa os estimadores descritos no Capítulo 2 é chamada de **scapci.mac** e funciona dentro do sistema operacional do *software* estatístico *Minitab for Windows*.

Para utilização deste programa espera-se que o usuário tenha a versão 13, ou mais recente, do *software Minitab for Windows*.

O objetivo deste capítulo é mostrar ao usuário o processamento da macro **scapci.mac** em termos da entrada e saída de dados e as opções disponíveis para a estimação da variabilidade de processos.

Estando o usuário na janela de seção do Minitab (*session window*) este deverá chamar a macro **scapci.mac** usando o comando (supondo, por exemplo, que a macro esteja salva no drive "a" do computador):

%a: \scapci.mac

A partir daí, várias perguntas serão feitas ao usuário para que as estimações correspondentes possam ser processadas. Nas seções a seguir apresentamos a formatação de dados e alguns exemplos de utilização.

3.1 Formatação dos Dados

Antes de processar a macro **scapci.mac** os dados deverão estar dispostos no w*orksheet do Minitab (planilha de dados)*, que é uma janela própria para o fornecimento, visualização e edição dos dados a serem analisados. Os dados precisam sempre estar dispostos nas colunas C1 e C2 da planilha de dados do *Minitab* sendo que na coluna C1 colocamos o número de identificação de cada unidade amostral e na coluna C2 colocamos o valor observado da variável (característica de qualidade) X correspondente.

3.2 Fornecendo Informações Preliminares

A partir do momento em que o usuário processar a macro **scapci.mac** a mesma passará a interagir com ele de uma forma extremamente simples. Para obter o resultado desejado basta seguir os passos indicados e estar sempre atento às mensagens fornecidas pela macro. A seguir apresentamos as informações e o formato que o programa **scapci.mac** solicitará do usuário.

e-mail: sueli@est.ufmg.br

Início de Processamento

```
INFORME O NÚMERO DE LAGS PARA CÁLCULO DE AUTOCORRELAÇÃO,
SEMI-VARIOGRAMA E SEMI-MADOGRAMA.ESTE NÚMERO DEVE SER MENOR QUE
O NÚMERO DE OBSERVAÇÕES DA SÉRIE.
INFORME 0 (ZERO) SE DEJESA USAR O VALOR PADRÃO.
```

Informar o número de lags que será usuado para cálculo da função de auto-correlação amostral.
Este valor também é usado no cálculo das funções de semi-variograma e semi-madograma amostrais.

Restrições:

- Valor informado deve ser menor ou igual ao número total de observações.

Valor Padrão:

- Se o usuário informar um valor igual a 0 para o cálculo ou o valor informado for maior ou menor do que o número de observações será utilizado um valor padrão calculado pela própria macro.

É importante observar que alguns estimadores de Geoestatística dependem da escolha do valor de lags. Por exemplo, se o usuário desejar utilizar o estimador de Geoestatística definido na seção 2.3.2, ele precisará ter pelo menos 3 lags. Nos outros estimadores que dependem da constante M o mesmo é válido, ou seja, o usuário precisa ter escolhido um número de lags maior ou igual a M.

Gráficos Iniciais

```
DESEJA FAZER O GRÁFICO:
1 - NENHUM DOS GRÁFICOS
2 - GRÁFICO DA SÉRIE
3 - GRÁFICO DE AUTOCORRELAÇÃO (FUNÇÃO AUTOCORRELAÇÃO)
4 - AMBOS
9 - SAIR
```

Informar quais gráficos relacionados a série deseja visualizar.

Entrada de dados:
1 – Nenhum dos Gráficos
Não gera nenhum dos gráficos iniciais e passa para a próxima etapa de processamento da macro.

2 – Gráfico da Série
Gera e exibe o gráfico da série de observações amostrais na ordem em que os dados estão na planilha de dados.

3 – Gráfico de Autocorrelação Amostral
Gera e exibe o gráfico de autocorrelação amostral de acordo com o número de lags previamente escolhido pelo usuário.

4 – Ambos

e-mail: sueli@est.ufmg.br

Gera e exibe os dois gráficos precedentes (série e autocorrelação amostral).

9 – Sair
Sai do processamento da Macro.

Texto redigido pelos autores do SCAP- módulo CI: Profa. Sueli Ap. Mingoti e Fernando Luiz Pereira de Oliveira.
Departamento de Estatística da UFMG. Reprodução proibida.
e-mail: sueli@est.ufmg.br

Método de Estimação

```
DETERMINE O MÉTODO DE ESTIMAÇÃO:
0 - MENU ANTERIOR
1 - CLÁSSICO
2 - GEOESTATÍSTICO SEMI-VARIOGRAMA
3 - GEOESTATÍSTICO SEMI-MADOGRAMA
9 - SAIR
```

Aqui o usuário escolhe a classe de estimadores que deseja utilizar para a estimação da variabilidade dos dados sob análise,

Entrada de Dados
0 – Menu anterior
Retorna para o menu anterior

1 - Clássico
Utiliza o estimador clássico
(ver seção 2.2 do manual do usuário)

2 – Geoestatístico Semi-Variograma
Utiliza estimadores baseados no cálculo do Semi-Variograma Experimental
(ver seção 2.3 do manual do usuário)

3 – Geoestatístico Semi-Madograma
Utiliza estimadores baseados no cálculo do Semi-Madograma Experimental
(ver seção 2.4 do manual do usuário)

9 – Sair
Sai do processamento da Macro.

e-mail: sueli@est.ufmg.br

Estimadores Clássicos

```
SELECIONE O TIPO DO ESTIMADOR DESEJADO
0 - MENU ANTERIOR
1 - AMPLITUDE AMOSTRAL
2 - VARIÂNCIA AMOSTRAL
3 - AMBOS
9 - SAIR
```

(ver seção 2.2 do manual do usuário)

Entrada de dados:
0 – Menu anterior
Retorna ao menu anterior

1 – Amplitude Amostral
Utiliza o cálculo da Amplitude Amostral para estimar o desvio padrão e variância do processo.
(ver seção 2.2 do manual do usuário)

2 – Variância Amostral
Utiliza o cálculo da Variância Amostral para estimar a variância do processo.
(ver seção 2.2 do manual do usuário)

3 – Ambos
Exibe os resultados utilizando ambos os cálculos

9 – Sair
Sai do processamento da Macro

e-mail: sueli@est.ufmg.br

Estimadores usando Semi-Variograma

```
SELECIONE O TIPO DE ESTIMADOR DESEJADO:
0 - MENU ANTERIOR
1 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM 1
2 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM 3
3 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM M
4 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM M CORRIGIDO - MÉTODO A
5 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM M CORRIGIDO - MÉTODO B
9 - SAIR
```

Entrada de dados:
0 – Menu anterior
Retorna para o menu anterior

1 – Semi-Variograma de Ordem 1
Utiliza o estimador Sigma 1.
(ver seção 2.3.1 do manual do usuário)

2 – Semi-Variograma de Ordem 3
Utiliza o estimador Sigma 2 .
(ver seção 2.3.2 do manual do usuário)

3 – Semi-Variograma de Ordem M
Utiliza o estimador Sigma 3.
(ver seção 2.3.3 do manual do usuário)

4 – Semi-Variograma de Ordem M Corrigido – Método A
Utiliza o estimador Sigma 4.
(ver seção 2.3.4 do manual do usuário)

5 – Semi-Variograma de Ordem M Corrigido – Método B
Utiliza o estimador Sigma 5.
(ver seção 2.3.5 do manual do usuário)

9 – Sair
Sai do processamento da Macro

e-mail: sueli@est.ufmg.br

Estimadores baseados no Semi-Madograma

```
SELECIONE O TIPO DE ESTIMADOR DESEJADO
0 - MENU ANTERIOR
1 - SEMI-MADOGRAMA DE ORDEM 1
9 - SAIR
```

Estima a variabilidade de processos usando o estimador construido via Madograma Experimental

Entrada de dados:
0 – Menu anterior
Retorna para o menu anterior

1 – Semi-Madograma de Ordem 1
Utiliza estimador Sigma 6.
(ver seção 2.4 do manual do usuário)

9 – Sair
Sai do processamento da Macro

Gráfico de Controle

```
DESEJA VISUALIZAR O GRAFICO DE CONTROLE? (Y - SIM/N - NÃO)
```

Exibe o gráfico de Controle
Exibe o gráfico de controle de Shewhart corrigido de acordo com a estimativa de desvio padrão selecionada pelo usuário.

Entrada de dados
Y – Sim
Exibe o gráfico de controle

N – Não
Não exibe o gráfico de controle
Outros

```
DESEJA UTILIZAR OUTRO MÉTODO DE ESTIMAÇÃO (Y - SIM/N - NÃO)
```

Opção para cálculo utilizando outro método de estimação diferente daquele primeiramente selecionado pelo usuário.

Entrada de dados:
Y – Sim
Volta ao menu de estimadores

N – Não
Sai do processamento da Macro

4.0 Exemplo de Aplicação

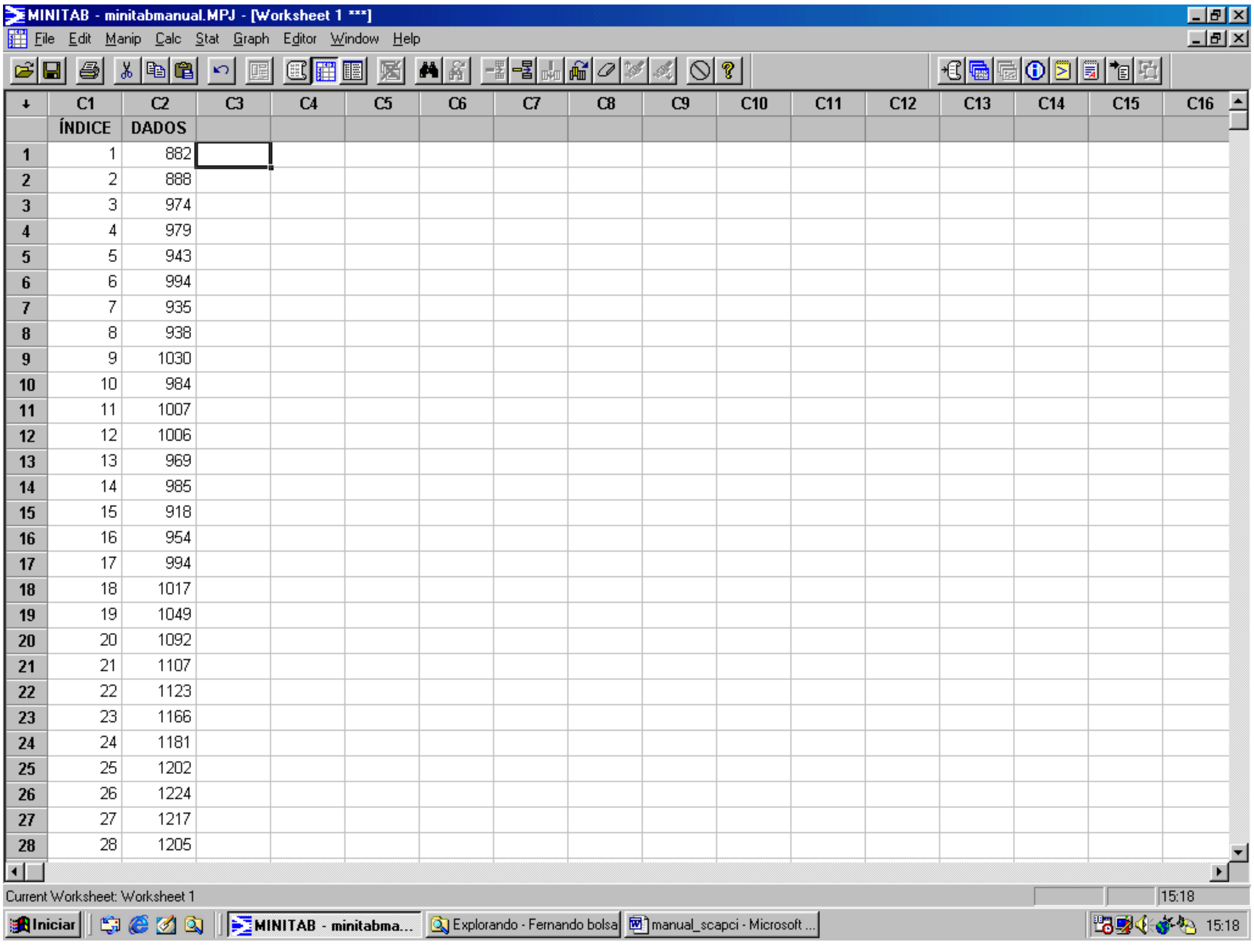
Os dados do Quadro 1 representam *n=50* observações do tempo de espera na fila (em segundos) para atendimento em um determinado banco. Tendo os dados na planilha de dados (*worksheet*) do *"Minitab"*, para obter a estimativa da variância e desvio padrão do processo por qualquer um dos métodos descritos na seção 2.0 bem como construir o gráfico de controle de Shewhart para a média do processo, basta fazer a devida escolha no menu do programa *SCAP-CI*.

Quadro 1: Tempos de espera na fila de *n=50* clientes de um banco (em segs.)

Cliente	Tempo Espera	Cliente	Tempo Espera	Cliente	Tempo Espera	Cliente	Tempo Espera	Cliente	Tempo Espera
1	882	11	1007	21	1107	31	1196	41	1197
2	888	12	1006	22	1123	32	1185	42	1237
3	974	13	969	23	1166	33	1168	43	1259
4	979	14	985	24	1181	34	1165	44	1231
5	943	15	918	25	1202	35	1197	45	1180
6	994	16	954	26	1224	36	1206	46	1205
7	935	17	994	27	1217	37	1238	47	1228
8	938	18	1017	28	1205	38	1258	48	1256
9	1030	19	1049	29	1188	39	1196	49	1285
10	984	20	1092	30	1216	40	1168	50	1237

Para utlizar a macro **scapci.mac** os dados do Quadro 1 devem estar na planilha de dados do *"Minitab for Windows"* na seguinte disposição:

e-mail: sueli@est.ufmg.br



Os dados devem estar colocados como na janela acima.

Apresentamos a seguir o procedimento a ser utilizado para se rodar o programa, suas funções e saídas.

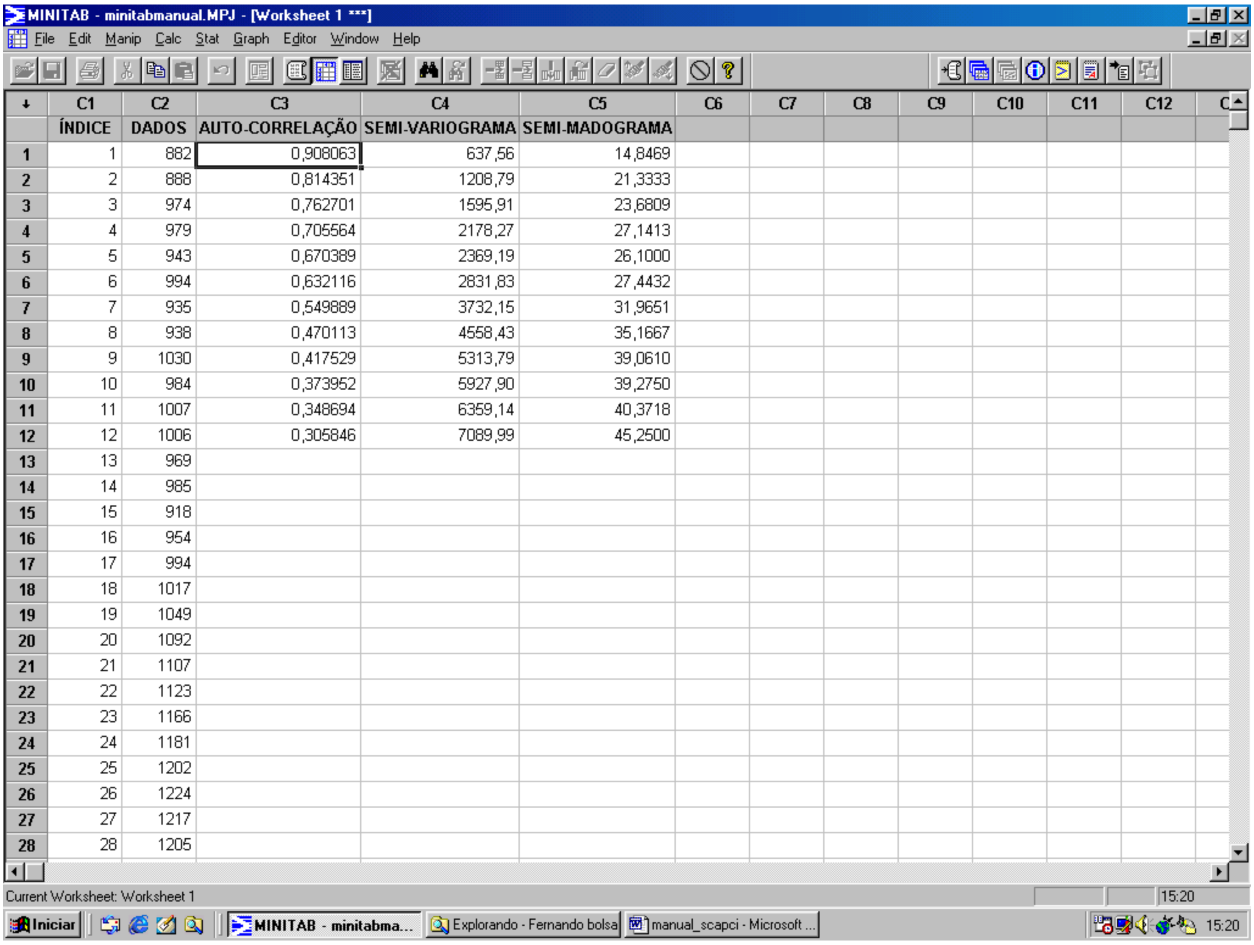
e-mail: sueli@est.ufmg.br

```
MTB > %c:\scapci.mac

Executing from file: C:\scapci.mac
%**********************************************************************
%
%   Programa: SCAP: STATISTICAL CONTROL FOR AUTOCORRELATED PROCESSES
%                        MÓDULO CI (CONTINUOUS INSPECTION)
%   Versão:  1.0
%   Ano:     2003
%   Autores: Sueli Aparecida Mingoti  ( Profa. Adjunta  - UFMG)
%              Fernando Luiz Pereira de Oliveira (Bacharelando em Estatística - UFMG)
%
%
%
%          Departamento de Estatística - ICEx
%          UFMG - BRASIL
%
%   Este programa implementa  a metodologia de Geoestatística, como proposto em Mingoti
%   (2000)  para tratamento da estimação de variabilidade de processos autocorrelacionados e
%   construção de gráficos de controle de Shewhart no caso de variáveis contínuas.Além disso,
%   tem disponível os estimadores clássicos de variabilidade como variância e amplitude
%   amostral.
%
%   Este programa  foi desenvolvido com apoio financeiro do CNPq e  FAPEMIG.
%
%  Direitos Autoriais reservados a:  Sueli Aparecida Mingoti, Fernando Luiz Pereira de Oliveira,
%  CNPq e FAPEMIG.
%  Reprodução Proibida.
%
%**********************************************************************


INFORME O NÚMERO DE LAGS PARA CÁLCULO DE AUTO-CORRELAÇÃO,
SEMI-VARIOGRAMA E SEMI-MADOGRAMA. ESTE NÚMERO DEVE SER MENOR QUE
O NÚMERO DE OBSERVAÇÕES DA SÉRIE.
INFORME 0 (ZERO) SE DEJESAR USAR O VALOR PADRÃO.

DATA> 0
```


MINITAB - minitabmanual.MPJ - [Worksheet 1 ***]

File Edit Manip Calc Stat Graph Editor Window Help

↓	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12
	ÍNDICE	DADOS	AUTO-CORRELAÇÃO	SEMI-VARIOGRAMA	SEMI-MADOGRAMA							
1	1	882	0,908063	637,56	14,8469							
2	2	888	0,814351	1208,79	21,3333							
3	3	974	0,762701	1595,91	23,6809							
4	4	979	0,705564	2178,27	27,1413							
5	5	943	0,670389	2369,19	26,1000							
6	6	994	0,632116	2831,83	27,4432							
7	7	935	0,549889	3732,15	31,9651							
8	8	938	0,470113	4558,43	35,1667							
9	9	1030	0,417529	5313,79	39,0610							
10	10	984	0,373952	5927,90	39,2750							
11	11	1007	0,348694	6359,14	40,3718							
12	12	1006	0,305846	7089,99	45,2500							
13	13	969										
14	14	985										
15	15	918										
16	16	954										
17	17	994										
18	18	1017										
19	19	1049										
20	20	1092										
21	21	1107										
22	22	1123										
23	23	1166										
24	24	1181										
25	25	1202										
26	26	1224										
27	27	1217										
28	28	1205										

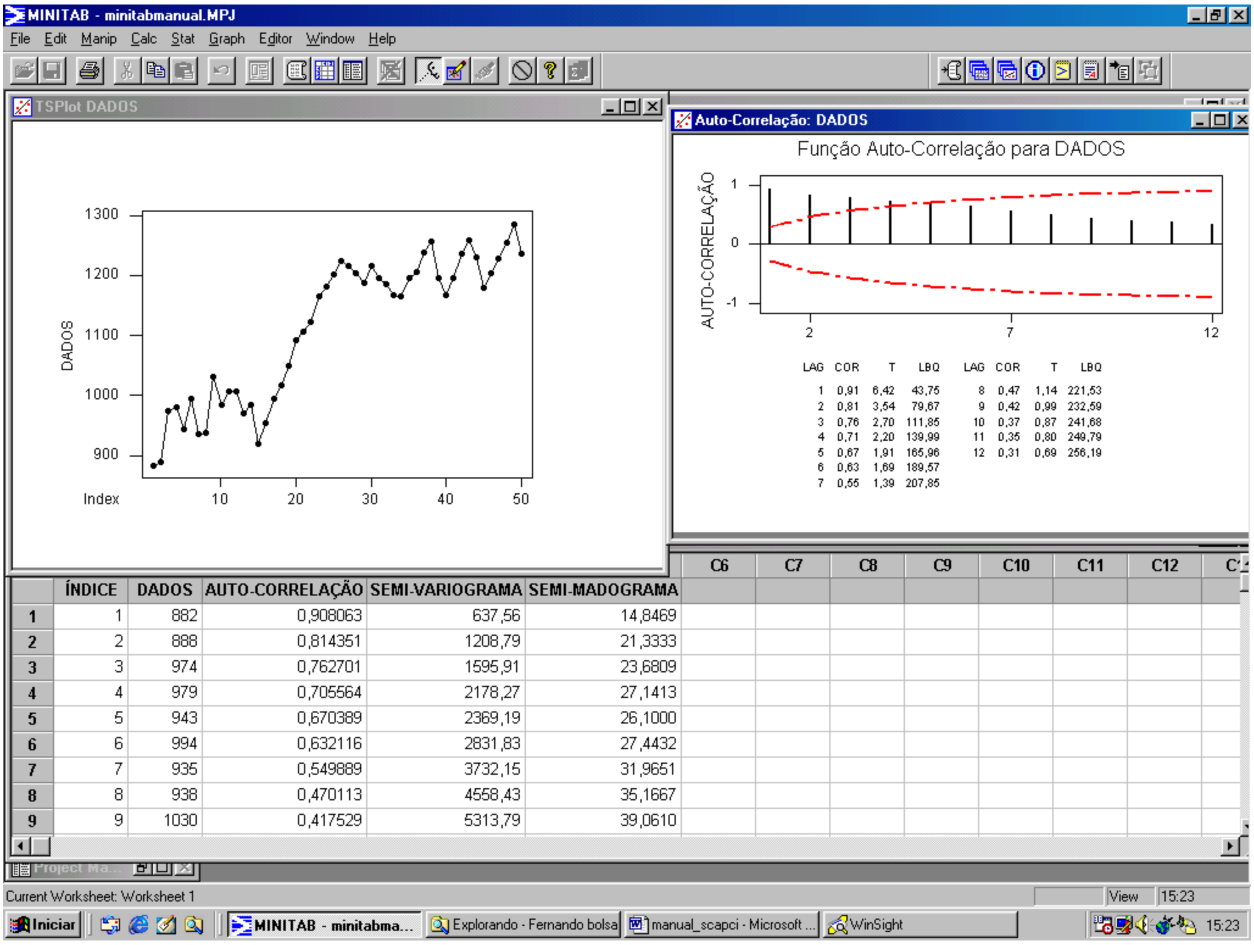
Current Worksheet: Worksheet 1 15:20

Iniciar | MINITAB - minitabma... | Explorando - Fernando bolsa | manual_scapci - Microsoft ... | 15:20

DESEJA FAZER O GRÁFICO:
1 - NENHUM DOS GRÁFICOS
2 - GRÁFICO DA SÉRIE
3 - GRÁFICO DE AUTO-CORRELAÇÃO (FUNÇÃO AUTO-CORRELAÇÃO)
4 - AMBOS
9 - SAIR

DATA> 4

Texto redigido pelos autores do SCAP- módulo CI: Profa. Sueli Ap. Mingoti e Fernando Luiz Pereira de Oliveira. Departamento de Estatística da UFMG. Reprodução proibida.
e-mail: sueli@est.ufmg.br



DETERMINE O MÉTODO DE ESTIMAÇÃO:
0 - MENU ANTERIOR
1 - CLÁSSICO
2 - GEOESTATÍSTICO SEMI-VARIOGRAMA
3 - GEOESTATÍSTICO SEMI-MADOGRAMA
9 - SAIR

DATA> 1

SELECIONE O TIPO DO ESTIMADOR DESEJADO
0 - MENU ANTERIOR
1 - AMPLITUDE AMOSTRAL
2 - VARIÂNCIA AMOSTRAL
3 - AMBOS
9 - SAIR

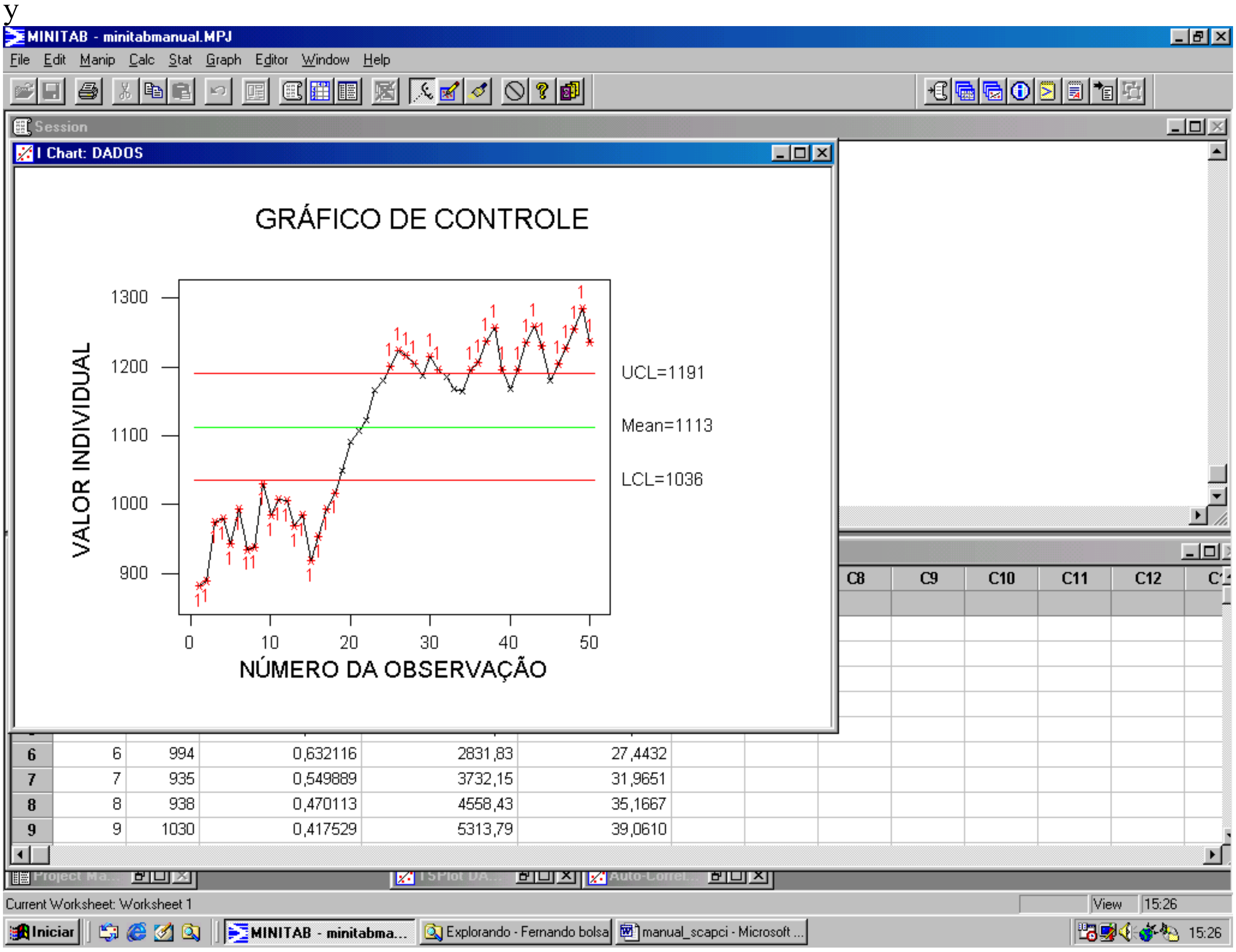
DATA> 1

AMPLITUDE AMOSTRAL

Data Display

AMPLITUDE MÉDIA DAS AMOSTRAS 29,1000
DESVIO PADRÃO 25,7979
VARIÂNCIA 665,530

DESEJA VISUALIZAR O GRAFICO DE CONTROLE? (Y - SIM/N - NÃO)
y



I Chart: DADOS

TEST 1. One point more than 3,00 sigmas from center line.
Test Failed at points: 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 25 26 27 28 30 31 35 36 37 38 39 41 42 43 44 46 47 48 49 50

DESEJA UTILIZAR OUTRO MÉTODO DE ESTIMAÇÃO (Y - SIM/N - NÃO)
y
DETERMINE O MÉTODO DE ESTIMAÇÃO:

e-mail: sueli@est.ufmg.br

0 - MENU ANTERIOR
1 - CLÁSSICO
2 - GEOESTATÍSTICO SEMI-VARIOGRAMA
3 - GEOESTATÍSTICO SEMI-MADOGRAMA
9 - SAIR

DATA> 1

SELECIONE O TIPO DO ESTIMADOR DESEJADO
0 - MENU ANTERIOR
1 - AMPLITUDE AMOSTRAL
2 - VARIÂNCIA AMOSTRAL
3 - AMBOS
9 - SAIR

DATA> 2

VARIÂNCIA AMOSTRAL

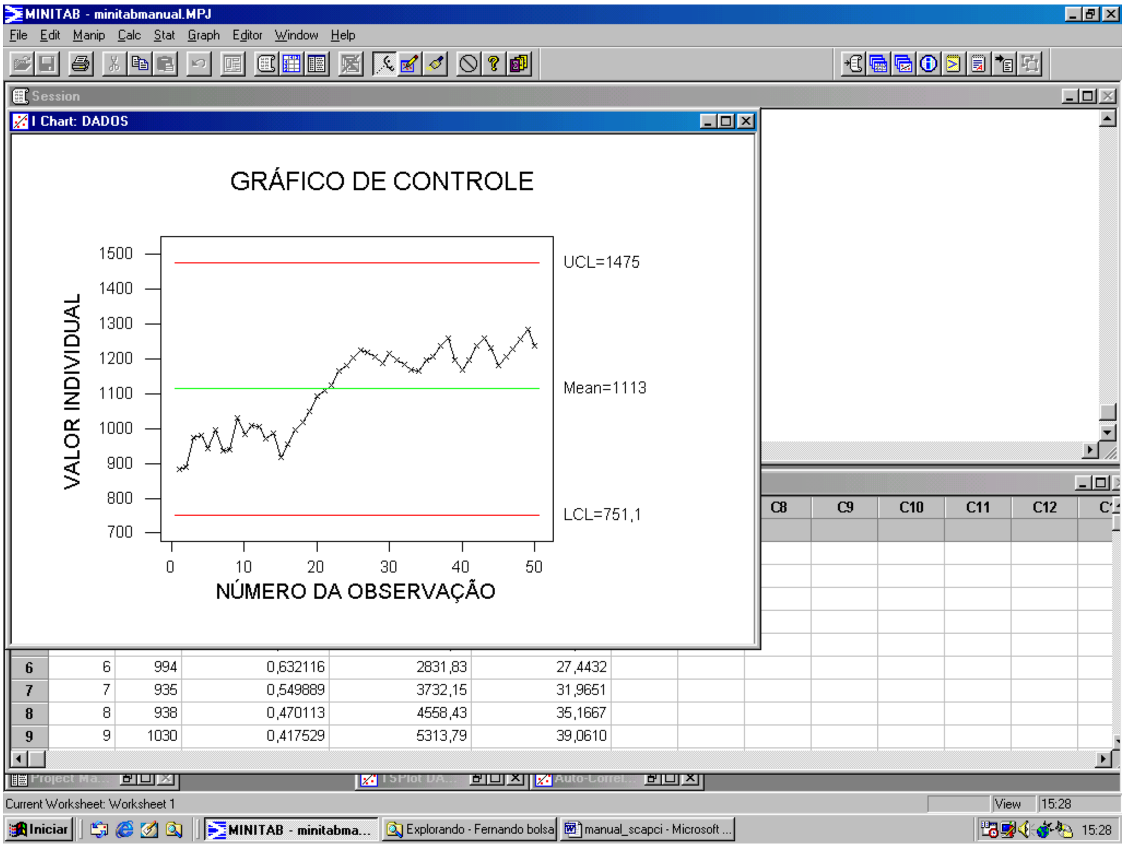
Data Display

VARIÂNCIA 14568,2
DESVIO PADRÃO 120,699

DESEJA VISUALIZAR O GRÁFICO DE CONTROLE? (Y - SIM/N - NÃO)

y

e-mail: sueli@est.ufmg.br



DESEJA UTILIZAR OUTRO MÉTODO DE ESTIMAÇÃO (Y - SIM/N - NÃO)
y

DETERMINE O MÉTODO DE ESTIMAÇÃO:
0 - MENU ANTERIOR
1 - CLÁSSICO
2 - GEOESTATÍSTICO SEMI-VARIOGRAMA
3 - GEOESTATÍSTICO SEMI-MADOGRAMA
9 - SAIR

DATA> 1

SELECIONE O TIPO DO ESTIMADOR DESEJADO
0 - MENU ANTERIOR
1 - AMPLITUDE AMOSTRAL
2 - VARIÂNCIA AMOSTRAL
3 - AMBOS
9 - SAIR

DATA> 3

e-mail: sueli@est.ufmg.br

AMPLITUDE AMOSTRAL

Data Display

AMPLITUDE MÉDIA DAS AMOSTRAS   29,1000
VARIÂNCIA   665,530
DESVIO PADRÃO   25,7979

VARIÂNCIA AMOSTRAL

Data Display

VARIÂNCIA   14568,2
DESVIO PADRÃO   120,699

DESEJA VISUALIZAR O GRAFICO DE CONTROLE? (Y - SIM/N - NÃO)
y

e-mail: sueli@est.ufmg.br

Quando o usuário pede o comando para imprimir os dois gráficos ele solta apenas o gráfico do último estimador.

DESEJA UTILIZAR OUTRO MÉTODO DE ESTIMAÇÃO (Y - SIM/N - NÃO)
y

DETERMINE O MÉTODO DE ESTIMAÇÃO:
0 - MENU ANTERIOR
1 - CLÁSSICO
2 - GEOESTATÍSTICO SEMI-VARIOGRAMA
3 - GEOESTATÍSTICO SEMI-MADOGRAMA
9 - SAIR

DATA> 2

SELECIONE O TIPO DE ESTIMADOR DESEJADO:
0 - MENU ANTERIOR
1 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM 1
2 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM 3
3 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM M
4 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM M CORRIGIDO - MÉTODO A
5 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM M CORRIGIDO - MÉTODO B
9 - SAIR

DATA> 1

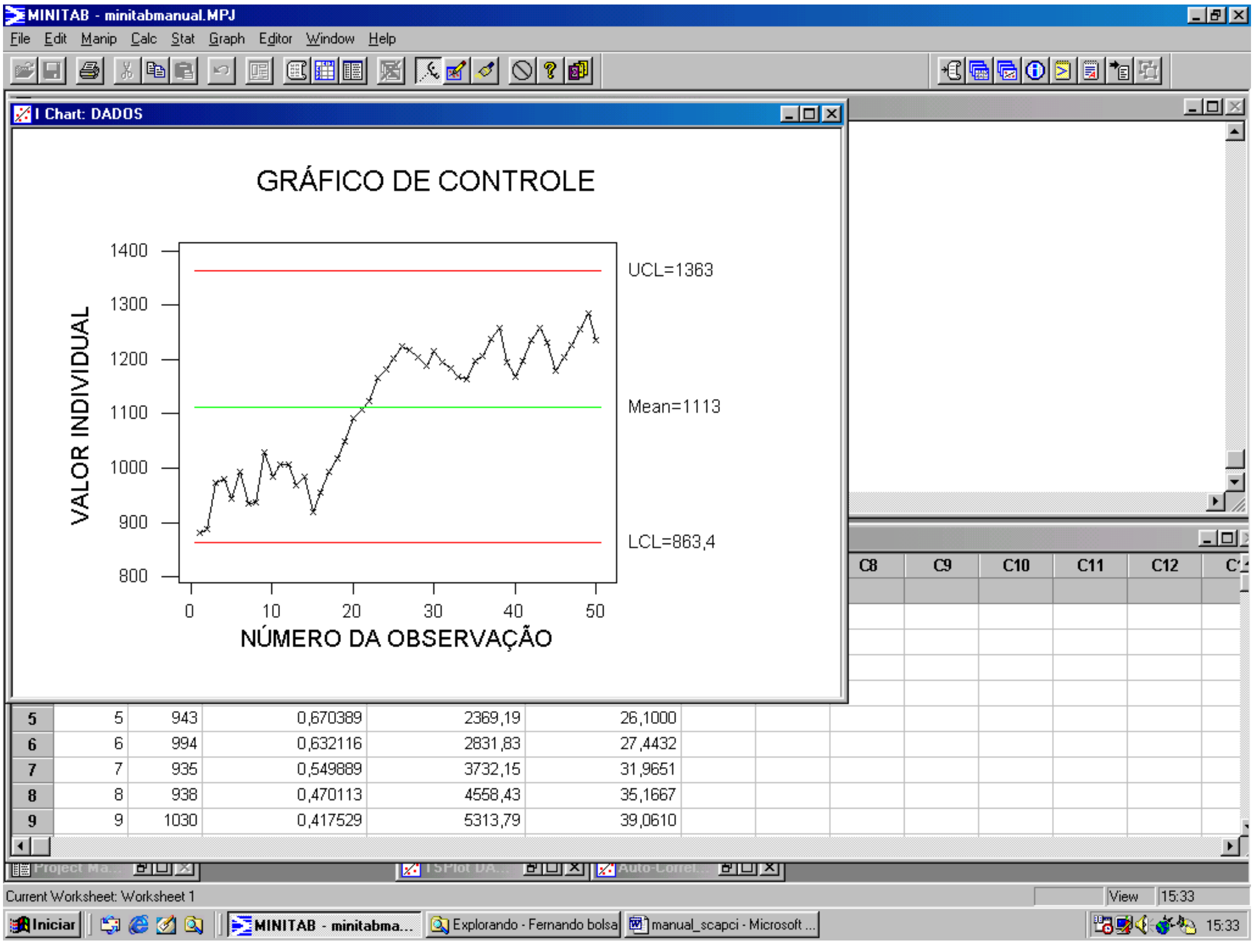
ESTIMADOR SIGMA 1

Data Display

VARIÂNCIA 6934,78
DESVIO PADRÃO 83,2753

DESEJA VISUALIZAR O GRAFICO DE CONTROLE? (Y - SIM/N - NÃO)
y

e-mail: sueli@est.ufmg.br



5	5	943	0,670389	2369,19	26,1000
6	6	994	0,632116	2831,83	27,4432
7	7	935	0,549889	3732,15	31,9651
8	8	938	0,470113	4558,43	35,1667
9	9	1030	0,417529	5313,79	39,0610

DESEJA UTILIZAR OUTRO MÉTODO DE ESTIMAÇÃO (Y - SIM/N - NÃO)
y

DETERMINE O MÉTODO DE ESTIMAÇÃO:
0 - MENU ANTERIOR
1 - CLÁSSICO
2 - GEOESTATÍSTICO SEMI-VARIOGRAMA
3 - GEOESTATÍSTICO SEMI-MADOGRAMA
9 - SAIR

DATA> 2

SELECIONE O TIPO DE ESTIMADOR DESEJADO:
0 - MENU ANTERIOR
1 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM 1
2 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM 3
3 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM M
4 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM M CORRIGIDO - MÉTODO A
5 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM M CORRIGIDO - MÉTODO B
9 - SAIR

DATA> 3
INFORME O VALOR DE M OU 0 PARA USAR UM VALOR PADRÃO.
O VALOR DE M DEVE SER MENOR OU IGUAL AO NÚMERO DE LAGS INFORMADO ANTERIORMENTE PARA CÁLCULO DE AUTO-CORRELAÇÃO, SEMI-VARIOGRAMA E SEMI-MADOGRAMA.

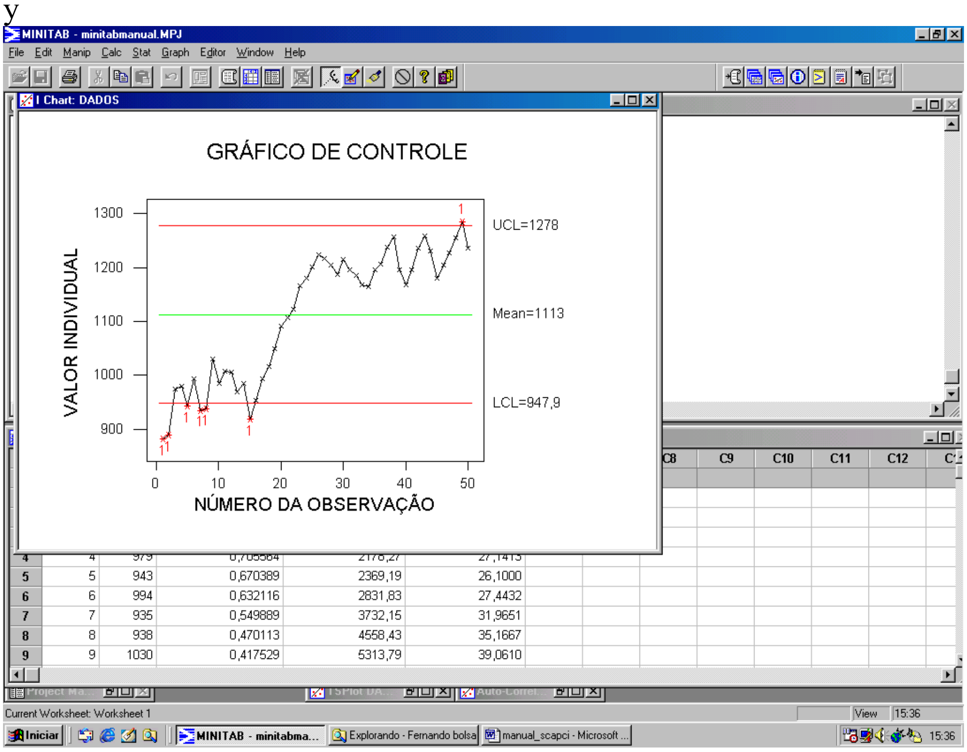
INFORMADO.
DATA> 10

ESTIMADOR SIGMA 3

Data Display

VARIANCIA 3035,38
DESVIO PADRÃO 55,0943

DESEJA VISUALIZAR O GRAFICO DE CONTROLE? (Y - SIM/N - NÃO)
y



DESEJA UTILIZAR OUTRO MÉTODO DE ESTIMAÇÃO (Y - SIM/N - NÃO)
y

DETERMINE O MÉTODO DE ESTIMAÇÃO:
0 - MENU ANTERIOR

e-mail: sueli@est.ufmg.br

1 - CLÁSSICO
2 - GEOESTATÍSTICO SEMI-VARIOGRAMA
3 - GEOESTATÍSTICO SEMI-MADOGRAMA
9 - SAIR

DATA> 2

SELECIONE O TIPO DE ESTIMADOR DESEJADO:
0 - MENU ANTERIOR
1 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM 1
2 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM 3
3 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM M
4 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM M CORRIGIDO - MÉTODO A
5 - SEMI-VARIOGRAMA DE ORDEM M CORRIGIDO - MÉTODO B
9 - SAIR

DATA> 5

INFORME O VALOR DE M OU 0 PARA USAR UM VALOR PADRÃO.
O VALOR DE M DEVE SER MENOR OU IGUAL AO NÚMERO DE LAGS INFORMADO ANTERIORMENTE PARA CÁLCULO DE AUTO-CORRE;AÇÃO, SEMI-VARIOGRAMA, SEMI-MADOGRAMA.

INFORMADO.

DATA> 10

ESTIMADOR SIGMA 6

Data Display

VARIÂNCIA   7794,07
DESVIO PADRÃO   88,2840

DESEJA VISUALIZAR O GRAFICO DE CONTROLE? (Y - SIM/N - NÃO)
y

DESEJA UTILIZAR OUTRO MÉTODO DE ESTIMAÇÃO (Y - SIM/N - NÃO)
y

DETERMINE O MÉTODO DE ESTIMAÇÃO:
0 - MENU ANTERIOR
1 - CLÁSSICO
2 - GEOESTATÍSTICO SEMI-VARIOGRAMA
3 - GEOESTATÍSTICO SEMI-MADOGRAMA
9 - SAIR

DATA> 3

SELECIONE O TIPO DE ESTIMADOR DESEJADO
0 - MENU ANTERIOR
1 - SEMI-MADROGRAMA DE ORDEM 1
9 - SAIR

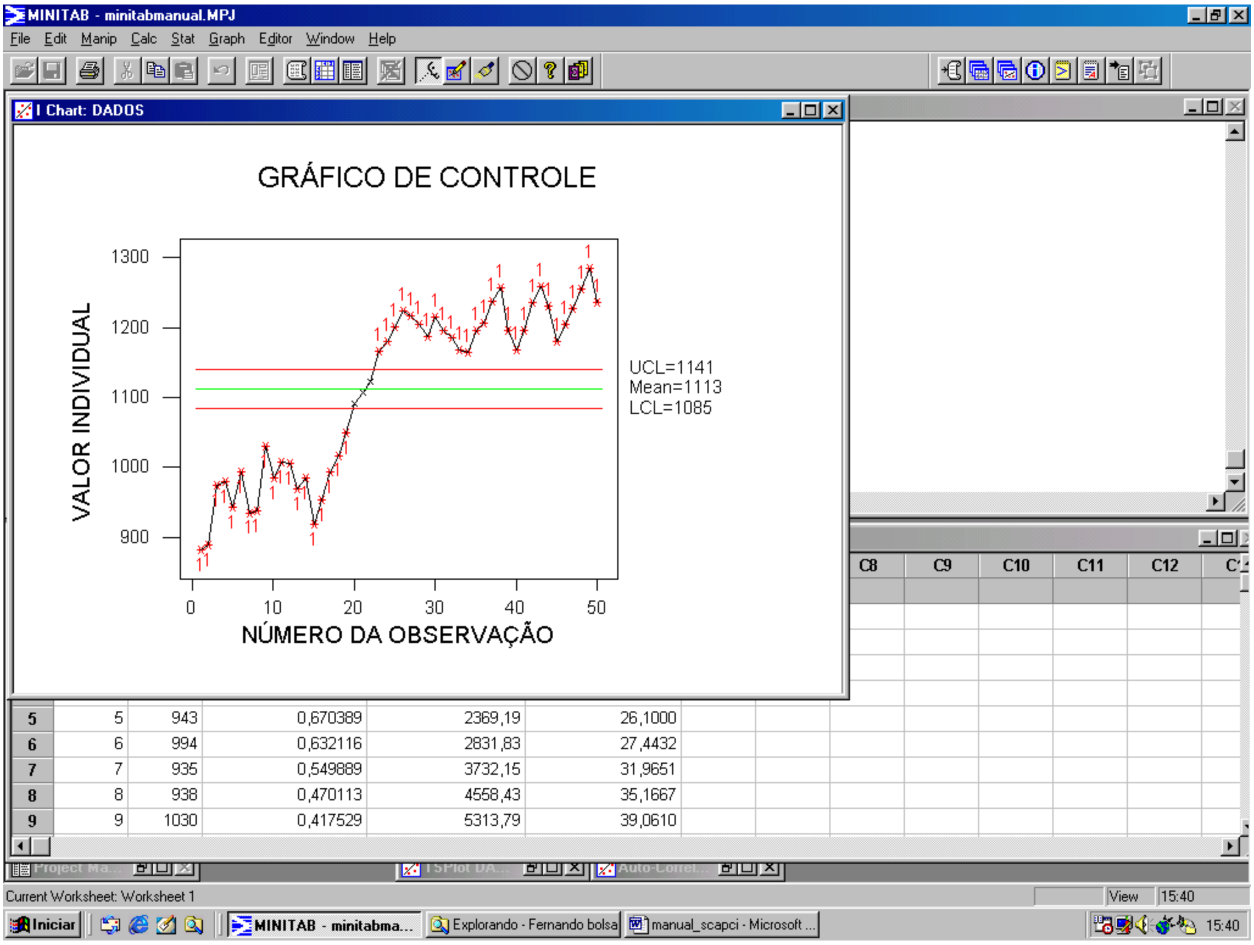
DATA> 1

ESTIMADOR SIGMA 6

Data Display

VARIÂNCIA 86,7895
DESVIO PADRÃO 9,31609

DESEJA VISUALIZAR O GRAFICO DE CONTROLE? (Y - SIM/N - NÃO)
y



DETERMINE O MÉTODO DE ESTIMAÇÃO:
0 - MENU ANTERIOR
1 - CLÁSSICO
2 - GEOESTATÍSTICO SEMI-VARIOGRAMA
3 - GEOESTATÍSTICO SEMI-MADOGRAMA
9 - SAIR

DATA> 9
MTB >

e-mail: sueli@est.ufmg.br

5.0 Considerações Finais

O programa *SCAP -CI* pode ser útil não apenas para situações nas quais se tem observações individuais da característica de qualidade de interesse, mas também em situações nas quais o processo é monitorado via subgrupos racionais. Neste caso, para cada grupo racional i tem-se a média amostral $\overline{X}_i$, $i=1,2.,...,m$. O semi-variograma experimental de ordem h pode ser então, calculado usando-se as observações amostrais $\overline{X}_i$ assim como a autocorrelação amostral de ordem h. A partir dos valores calculados do semi-variograma experimental e da autocorrelação amostral os estimadores de Geoestatística tratados nas seções 2.3.1 a 2.3.5 podem ser calculados. Neste caso, os estimadores de Geoestatística estariam estimando a variância populacional da média amostral. Estas estimativas poderiam ser usadas diretamente no cálculo dos limites de controle de Shewhart bastando substituir-se nos limites tradicionais a quantidade $\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$ por $\hat{\sigma}_i$ onde $\hat{\sigma}_i$ é a raiz quadrada de algum dos estimadores de variância $\hat{\sigma}_i^2, i = 1,2,3,4,5$, apresentados nas seções 2.3.1 a 2.3.5, ou então é o estimador $\hat{\sigma}_6$ apresentado na seção 2.4 equação (15).

Para a estimação de variância e gráficos de controle no caso de subgrupos racionais usando a metodologia clássica de Controle de Qualidade sugerimos ver Montgomery (1996).

e-mail: sueli@est.ufmg.br

Referências Bibliográficas

ALWAN, L. C. & ROBERTS, H. V. (1995) - The problem of missplaced control limits. *Applied Statistics, JRSS, Series C* 44, 3, 269-278.

BOX, G. P. & LUCENO, A. (1997) *Statistical Control by Monitoring and Feedback Adjustment*. New York: John Wiley & Sons.

CRESSIE, N. (1993) *Statistics for Spatial Data*. New York: John Wiley & Sons.

HUNTER, J. S. (1998) The Box-Jenkins bounded manual adjustment chart: A graphical tool designed for use on the production floor. *Quality Progress*, 129-137.

JOURNEL, A. G. e HUIJBREGTS, Ch. J. (1978) *Mining Geostatistics*. New York: Academic Press.

MATHERON, G. (1963) Principles of geostatistics**.** *Economic Geology* 58, 1246-1266.

MINGOTI, S. A. (2000) *Aplicação de Novas Ferramentas Estatísticas no Monitoramento do Controle de Qualidade de Processos de Produção*.Relatório Técnico de Pesquisa: CNPq. Belo Horizonte: EST/UFMG.

MINGOTI, S. A. & CARVALHO, J. P. (2002) O programa SCAP para monitoramento de processos autocorrelacionados e inspeção por atributos. *Anais da III Jornada Regional de Estatística e II Semana de Estatística*, Universidade Estadual de Maringá, 124-132.

MINGOTI, S. A., FIDELIS, M. T. (2001) Aplicando a geoestatística no controle estatístico de processos. *Produto & Produção* 5,.2, 55-70.

MONTGOMERY, D.C. (1996) *Introduction to Statistical Quality Control* . New York: John Wiley.

MONTOMERY, D. C. & MASTRANGELO, C. M. (1996) Some statistical process control methods for autocorrelated data. *Journal of Quality Technology* 23, 3, 179-193.

NEVES, O. F. (2001) *Estudo de Novos Estimadores para a Variabilidade de Processos*. Tese de Mestrado em Estatística (orientadora: Profa. Sueli A. Mingoti). Departamento de Estatística: UFMG.

ZHANG, N. F. (1998) Estimating process capability indexes for autocorrelated data. *Journal of Applied Statistics* 25, 4, 559-574.

Texto redigido pelos autores do SCAP- módulo CI: Profa. Sueli Ap. Mingoti e Fernando Luiz Pereira de Oliveira. Departamento de Estatística da UFMG.

e-mail: sueli@est.ufmg.br