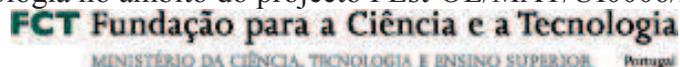


(Eds.), *Advances in Regression, Survival Analysis, Extreme Values, Markov Processes and other Statistical Applications*, Berlin Springer, pp. 347-354

Tippet, L. H. C. (1931), *The Methods of Statistics*, London, Williams & Norgate

#### **Agradecimentos:**

Este trabalho foi financiado por Fundos Nacionais através da FCT – Fundação para a Ciência e a Tecnologia no âmbito do projecto PEst-OE/MAT/UI0006/2014



## **CONTROLO ESTATÍSTICO DA QUALIDADE EM INDÚSTRIA E SERVIÇOS**

### **STATISTICAL QUALITY CONTROL IN INDUSTRY AND SERVICES**

**Maria Ivette Gomes<sup>1</sup>, Fernanda Otilia Figueiredo<sup>2</sup> & Adelaide Maria Figueiredo<sup>3</sup>**

<sup>1</sup>Centro de Estatística e Aplicações, Universidade de Lisboa e Instituto de Investigação Científica Bento da Rocha Cabral, Lisboa, Portugal, ivette.gomes@fc.ul.pt

<sup>2</sup>Faculdade de Economia da Universidade do Porto e Centro de Estatística e Aplicações, Universidade de Lisboa, Portugal, otilia@fep.up.pt

<sup>3</sup>Faculdade de Economia da Universidade do Porto e LIADD/INESC-TEC, Universidade do Porto, Portugal, adelaide@fep.up.pt

#### **RESUMO**

O *controlo da qualidade* tem uma importância indiscutível no desenvolvimento competitivo. O *controlo estatístico da qualidade* (SQC, do Inglês “*Statistical Quality Control*”) é rotineiramente usado por grandes empresas, que além dos seus próprios departamentos têm periodicamente contratos de serviços com investigadores a fim de disporem de técnicas mais sofisticadas que garantam a qualidade dos seus produtos. É pois do maior interesse disponibilizar procedimentos simples, associados a essas técnicas mais sofisticadas, que permitam pequenas e médias empresas melhorar o seu desempenho. Neste trabalho tentamos evidenciar o papel que o SQC pode ter na melhoria de produtos e resultados das empresas. Não há usualmente uma cultura suficiente de SQC nas nossas empresas, restringindo-se a sua aplicação a áreas muito ligadas à produção, distribuição, e serviços tradicionais. As vantagens de alargar o escopo de aplicações de SQC são evidentes e necessárias. O SQC é sem dúvida um instrumento imprescindível num mercado global competitivo, e o seu uso não deve restringir-se às áreas de produção industrial, armazenamento e distribuição, ou qualidade de serviços. É necessário implementar rotinas de SQC nas indústrias criativas, e no contacto entre o Estado e o Cidadão. Neste trabalho discutimos uma forma de comparação de *planos de amostragem para variáveis* através de metodologias como o *bootstrap* e a *simulação de Monte-Carlo*. Consideramos alguns possíveis *planos de amostragem para variáveis*, com o objetivo de inspecionar lotes de produtos de um processo industrial, em situações de se considerar como desconhecida a distribuição subjacente às observações da *característica de qualidade* em estudo. A utilização da *metodologia bootstrap* e de *simulações de Monte-Carlo* permite-nos avaliar e comparar o desempenho desses *planos de amostragem* em termos de *probabilidade de aceitação* de lotes e *qualidade média à saída*.

**Palavras-chave:** amostragem de aceitação, *bootstrap*, controlo da qualidade, decisão estatística, simulação de Monte-Carlo.

## **1. CONTEXTO, BREVE INTRODUÇÃO HISTÓRIA E OBJECTIVOS**

O *Controlo Estatístico da Qualidade* (SQC) tem uma importância indiscutível no desenvolvimento competitivo. Muito frequentemente, identifica-se qualidade com adequabilidade para uso, ou seja, os produtos ou serviços devem satisfazer os requisitos dos utilizadores. Temos sempre em jogo a *qualidade do projeto* versus a *qualidade de conformidade*, e é com este segundo tipo de qualidade que nos preocupamos na área de SQC.

O objetivo fundamental do SQC é o de atingir uma garantia de qualidade em organizações de produção e de serviços, através da utilização de técnicas estatísticas convenientes, diminuindo a variabilidade das diferentes *características de qualidade* relevantes para o funcionamento do processo de produção ou serviço.

Essas *características de qualidade*, a terminologia usada nesta área para o conceito de *variável aleatória* em *Probabilidade*, descrevem, isolada ou conjuntamente, a adequabilidade para uso de determinado produto ou serviço, e podem ser físicas, como o peso e a voltagem, sensoriais, como o sabor, a aparência e a cor, temporalmente orientadas, como a fiabilidade e a manutenção. O procedimento *standard* nesta área é o seguinte:

- observação das *características de qualidade* relevantes;
- compação dessas observações com especificações eventualmente pré-determinadas, as chamadas *normas de qualidade*;
- tomada de ações apropriadas, quando existe diferença significativa entre o desempenho real e o desempenho standard ou padrão.

A Qualidade é o fator chave que conduz ao sucesso de uma Organização. É bem sabido que o *controlo estatístico de produção* provoca uma redução nos custos de manufatura e um aumento da produtividade, com custos de controlo insignificantes. O objetivo fundamental do SQC é pois o da *redução sistemática da variância* das *características de qualidade* relevantes.

Numa 1ª Fase (*pós Revolução Industrial*) procedia-se meramente à inspeção para identificação de produtos defeituosos, prevenindo assim a sua venda aos consumidores.

Numa 2ª Fase avançou-se com a utilização do SQC. Referimos Shewhart, que em 1924 nos *Bell Laboratories* introduziu a primeira *Carta de Controlo Estatístico*. Passou-se então do *produto* para o *processo de produção*, sendo de referir o papel relevante de Dodge e Romig (também nos *Bell Laboratories*), com a introdução da *Amostragem de Aceitação*. É ainda de referir entre outros pioneiros, Deming, que teve um papel fundamental na reconstrução pós-guerra da economia japonesa, sendo bem reconhecido pelo Prémio Deming, criado pelo governo japonês.

Numa 3ª Fase (*Segunda Grande Guerra*) deu-se o uso e a aceitação generalizada dos conceitos de SQC nas Indústrias de manufatura. O SQC foi amplamente utilizado na indústria dos EUA durante a II Grande Guerra, sendo considerado como primordial para a derrota do Japão. Um marco importante foi a formação em 1946 da *American Society for Quality Control*, que deu grande impulso à generalização e aperfeiçoamento dos métodos de SQC. No período pós II Grande Guerra, os EUA desenvolveram-se numa sociedade de “desperdício” ou de consumismo, e passámos à fase seguinte.

Nessa 4ª Fase, o Japão do pós-guerra, com comida e alojamento escassos, com as suas fábricas em ruína, avaliou e corrigiu as causas do seu fracasso, e muito rapidamente tornou-se mestre na *inspeção (Amostragem de Aceitação)* e no SQC, tendo prosseguido com a invenção de técnicas próprias de melhoria de qualidade, e tendo atingido por volta de 1970 o comando da Qualidade.

Chegou-se finalmente à 5ª Fase, em que a atenção dos esforços na qualidade, que se centrava inicialmente em *bens* — produtos manufaturados ou consumidos — tem-se expandido de modo a incluir *serviços* — o desempenho do trabalho desenvolvido em

benefício de outros. Esta expansão tem dado grande ênfase aos fatores humanos e ao seu impacto na qualidade dos produtos. Os desenvolvimentos em termos de Qualidade estão atualmente vocacionados para a motivação dos trabalhadores (*Círculos de Controlo da Qualidade*), tendo surgido o TQM, do Inglês “*Total Quality Management*”, terminologia introduzida e desenvolvida por Taguchi. O SQC deixou de ser meramente um conjunto de instrumentos estatísticos e passou a ser toda uma maneira de pensar global dos diferentes trabalhadores de uma empresa, com o objetivo de produzir os produtos corretamente à primeira e reduzir sistematicamente a variância das características de qualidade com interesse para o processo de produção. O SQC é rotineiramente usado por grandes empresas, que além dos seus próprios departamentos específicos têm periodicamente contratos de serviços com investigadores a fim de disporem de técnicas mais sofisticadas que garantam a qualidade dos seus produtos. E será fácil e sensato disponibilizar procedimentos simples associados a essas técnicas sofisticadas que ajudem pequenas e médias empresas a melhorar o desempenho, quer em linha de produção ou serviço ou fora dessa linha.

## 2. METODOLOGIA E RESULTADOS

A *Amostragem de Aceitação* é uma das mais importantes técnicas de SQC. É usualmente utilizada antes da entrada em linha de produção, de modo a filtrar a matéria-prima proveniente dos fornecedores ou depois da saída da linha de produção, de modo a detetar anomalias no produto acabado, para venda ao consumidor, ou ainda no produto a ser transferido para outro departamento da mesma empresa. A decisão de aceitação do lote de matéria-prima depende da inspeção de apenas uma parte do lote, uma vez que a amostragem de todo o lote seria demasiado dispendiosa ou muito consumidora de tempo, podendo mesmo envolver a destruição de itens. Em algumas indústrias de manufatura, a amostragem de aceitação é também usada em linha de produção, de modo a filtrar produtos ao longo das diferentes fases da sua produção. Em qualquer dos casos, a decisão de aceitação ou rejeição de um lote de produtos é pois baseada em *planos de amostragem* apropriados e pré-definidos.

Os *planos de amostragem* mais vulgares são *planos de amostragem para atributos*, em que cada item para inspeção é classificado em defeituoso ou não defeituoso, mas em muitas situações práticas temos de considerar *planos de amostragem para variáveis*, em que as *características de qualidade* são medições em escala numérica. Em geral, um *plano para variáveis* requer a recolha de uma amostra de uma dimensão mais elevada do que um *plano para atributos*, face a um mesmo nível de proteção.

Nos casos mais frequentes, admitimos um modelo Gaussiano como modelo subjacente à *característica de qualidade* em estudo, mas na prática, podemos ter outros modelos conhecidos ou desconhecidos, sendo então difícil, ou mesmo impossível, a avaliação analítica do desempenho desses planos de amostragem. De facto, se a distribuição da *característica de qualidade* em jogo não for Gaussiana e aplicarmos um plano baseado nesse modelo, podemos ser confrontados com resultados muito diferentes dos esperados. Por exemplo, no caso de indústrias alimentares é muito importante controlar a presença de certas substâncias químicas no material bruto, pois essas substâncias irão obviamente afetar a qualidade do produto final. Análises efetuadas em amostras de material retirado de lotes de dimensão elevada permitem-nos obter medições para decidir sobre a existência ou não da presença dessas substâncias químicas, o que nos levará a rejeitar ou aceitar os lotes correspondentes. Contudo, muitos dos instrumentos de análise não são suficientemente precisos, de modo a detetar concentrações muito baixas dessas substâncias, i.e., níveis abaixo de determinado limiar, ou pelo menos em quantificar de modo preciso esses casos. Torna-se então de elevada importância a comparação de

diferentes planos de amostragem, de modo a podermos escolher aquele que melhor se adequa aos objetivos que pretendemos atingir. Para mais detalhes sobre planos de amostragem, veja-se por exemplo Montgomery (2009), Gomes *et al.* (2010) e Gomes (2011).

Além disso, na prática limitamo-nos a ter acesso a medidas da *característica de qualidade* associadas a um conjunto histórico de itens previamente inspecionados, que nos sugerem um modelo subjacente truncado, sendo usualmente difícil modelar esses dados. Como podemos então comparar a avaliação de um *plano de amostragem* específico, de modo a atingir uma melhoria na qualidade do produto final? Em seguida, com base na experiência de consultoria das autoras, iremos sugerir um método que nos parece eficiente para a comparação do desempenho de vários *planos de amostragem para variáveis* através da utilização da *metodologia bootstrap* (para detalhes sobre esta metodologia veja-se Efron and Tibshirani, 1993) e de *simulações de Monte-Carlo*, num ambiente frequente em muitas indústrias alimentares e de saúde.

Para maiores detalhes, veja-se o conjunto de dados considerados em Figueiredo *et al.* (2014), onde são esboçados planos de amostragem com várias regras de decisão e constantes de aceitação arbitrárias.

## 2.1 ILUSTRAÇÃO DE POSSÍVEIS PLANOS DE AMOSTRAGEM PARA VARIÁVEIS

Seja  $X$  uma variável aleatória (v.a.) contínua associada às medições de uma *característica de qualidade*, com distribuição desconhecida. Essa característica de qualidade pode ser, por exemplo, a concentração de determinada substância química num pedaço de matéria-prima. Admitamos que a empresa estabelece uma norma  $X \leq 2$  e que devido à sensibilidade e precisão do aparelho de medição, todos os valores observados são superiores ou iguais a 0.5. Admitamos que os lotes a inspecionar são de dimensão elevada,  $N \geq 1000$ , sendo  $p$  a fração de itens defeituosos do lote, sendo a taxa de amostragem em cada lote pequena devido a problemas operacionais, tais como a capacidade dos laboratórios, o tempo excessivo dos testes ou o dispêndio elevado associado a cada teste. Como ilustração consideremos os seguintes *planos de amostragem para variáveis*, associados a lotes de dimensão  $N$ , com  $N$  a variar desde 1000 até 25000, ambos com a mesma taxa de amostragem:

**PLANO I:** Do lote de dimensão  $N$  retiremos uma amostra aleatória de  $n = \lceil N/1000 \rceil$  itens para análise em laboratório, onde  $\lceil x \rceil$  denota a parte inteira de  $x$ . Para decidir aceitar ou rejeitar o lote de matéria-prima, consideremos a regra de decisão seguinte:

- Se  $x_i \leq 1.5, i = 1, \dots, n$ , aceite-se o lote sem qualquer restrição;
- Se a média  $\bar{x} = \sum_{i=1}^n x_i$  for menor ou igual a 1.2, e quando muito 20% dos  $x_i$  forem maiores que 1.5, mas não excedendo 4, aceite-se o lote com restrições, i.e. a produção será inspecionada com maior frequência.
- Caso contrário, rejeite-se o lote.

**PLANO II:** Divida-se o lote de dimensão  $N$  em partes com 1000 itens. De cada uma dessas partes retire-se um item para inspeção, obtendo-se pois uma amostra de dimensão  $n = \lceil N/1000 \rceil$ . Consideremos então a seguinte regra de decisão:

- Aceitação global do lote: Se  $x_i \leq 1.5, i = 1, \dots, n$ , aceite-se o lote sem qualquer restrição;
- Aceitação parcial do lote: Se pelo menos 90% dos  $n$  itens fornece valores  $x_i \leq 1.5$ , aceitem-se as partes do lote de onde foram retirados esses elementos, e rejeitem-se as outras partes do lote;

- Rejeição de todo o lote: Se mais de 10% dos  $n$  itens fornecem valores  $x_i > 1.5$ , então rejeite-se todo o lote.

Como comparar estes planos de amostragem, caso não seja conhecida a função distribuição (f.d.) de  $X$ , a situação com que somos frequentemente confrontados? Neste caso, sugerimos a estimação da distribuição da qualidade da matéria-prima com base na informação dada por um *conjunto histórico de dados* associados aos itens previamente inspecionados, e a construção de réplicas do lote submetido a inspeção através da utilização da *metodologia bootstrap*. Então, *simulações de Monte-Carlo* permitem-nos avaliar o desempenho dos diferentes planos de amostragem, tal como ilustrado em seguida.

## 2.2. DADOS HISTÓRICOS E A METODOLOGIA BOOTSTRAP

Consideremos medições baseadas em dados históricos de  $N_0$  itens previamente inspecionados, agrupadas em classes, em que observamos que por exemplo 90.14% dos itens têm um nível de concentração do produto químico em questão inferior ou igual a  $C$ . Consequentemente, aproximadamente 10% da matéria-prima não satisfaz os requisitos da empresa. Para além disto, admitamos ainda que 69.16% dos itens têm um nível de concentração igual a 0.5, o que significa ou ausência da substância química ou uma quantificação errada devida à baixa sensibilidade do equipamento de medição. Admitamos ainda que foi detetada a existência de uma cauda direita pesada, não compatível com um modelo Gaussiano.

### Como funciona a metodologia *bootstrap*?

Seja  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$  uma amostra aleatória de dimensão  $n$ . A amostra *bootstrap*,  $(X_1^*, X_2^*, \dots, X_n^*)$ , é obtida através de amostragem aleatória, com reposição, feita a partir da amostra observada,  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ . Estas variáveis  $X_i^*$  são réplicas independentes e identicamente distribuídas (i.i.d.) de uma v.a.  $X_i^*$  com f.d. igual à f.d. empírica (f.d.e.) da amostra observada, dada por

$$F_n^*(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{\{x_i \leq x\}},$$

onde  $I_A$  denota a função indicatriz do conjunto  $A$ .

Se  $F$  for conhecida, podemos estimar a distribuição de amostragem do estimador,  $\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n)$ , de um parâmetro desconhecido  $\theta$  através de uma *simulação de Monte-Carlo*, descrita no algoritmo a seguir apresentado:

[P1.] Para  $r = 1, \dots, R$ , gerem-se amostras aleatórias  $x_{1r}, \dots, x_{nr} \in F$ , e calcule-se  $\hat{\theta} = \hat{\theta}(x_{1r}, \dots, x_{nr})$ ;

[P2.] Com base nas  $R$  iterações,  $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_R)$ , usemos esta amostra para estimar a distribuição de amostragem de  $\hat{\theta}$ , através da f.d.e. associada ou de qualquer outro estimador de núcleo, mais sofisticado.

Quando  $R$  tende para infinito, devemos encontrar uma quase sobreposição entre o cálculo teórico, se possível de obter, e o resultado simulado, i.e. o erro de Monte-Carlo desaparece. Mas, na prática, mesmo quando  $F$  é conhecido,  $R$  é finito e não podemos deixar de ser confrontados com um erro quantificável.

Mas usualmente não se conhece  $F$ . Como proceder? Podemos por exemplo usar a *metodologia bootstrap*. Esta metodologia, introduzida em Efron (1979) é um processo computacionalmente intensivo para associar medições de precisão a estimativas amostrais (veja-se Efron and Tibshirani, 1993, e Davison and Hinkley, 1997, 2006, entre

outros). Paralelamente, esta técnica permite ainda a estimação computacional da *distribuição de amostragem* de uma estatística através da utilização de métodos simples de amostragem com reposição, baseados na f.d.e. Na realidade, podemos substituir no algoritmo atrás mencionado  $F$  por  $F_n^*$ , a f.d.e. associada à amostra observada,  $(x_1, \dots, x_n)$ , uma função que coloca massa  $1/n$  em cada um dos valores observados, gerando  $(x_{1r}^*, \dots, x_{nr}^*) \cap F_n^*$ , calculando então  $\hat{\theta}_r^* = \hat{\theta}(x_{1r}^*, \dots, x_{nr}^*)$ ,  $1 \leq r \leq R$ , no passo [P1.] do algoritmo atrás indicado, e usando em seguida essa amostra simulada no passo [P2.]. Sempre que se pretende fazer inferência nas caudas do modelo  $F$ , necessitamos usar amostras *bootstrap* de dimensão  $n_1 = o(n)$ , mas tal não é estritamente necessário quando estamos interessados em inferência na parte central de  $F$ .

Se admitirmos que a informação histórica mimetiza a qualidade da matéria-prima do lote em inspeção, podemos facilmente, através da *metodologia bootstrap*, e sem agrupar os dados, gerar em computador réplicas de lotes de dimensão desde  $N=1000$  até  $N=25000$ , com um passo desejado, o que permite a comparação dos diversos planos de amostragem delineados.

Seja  $p$  a proporção de itens do lote em que existe uma concentração da substância química em estudo acima do valor 2. A partir de 1000 réplicas *bootstrap* de lotes de dimensão  $N$ , calculamos:

- a proporção de itens com concentração acima de 2 em cada lote,  $p_i, i = 1, \dots, 1000$ ,
- a média  $\bar{p} = \sum_{i=1}^{1000} p_i / 1000$  e
- o desvio padrão,  $s_p = \sqrt{\sum_{i=1}^{1000} (p_i - \bar{p})^2 / 1000}$ , entre outros indicadores possíveis.

Para todas as dimensões  $N$ , as estimativas  $\bar{p}$  deverão ser semelhantes ao valor  $p$  do conjunto de dados históricos (0.0986, no caso acima mencionado), e o valor de  $s_p$  deve ser muito pequeno, decrescendo com  $N$ , significando isto que os lotes simulados refletem de forma fidedigna a qualidade expressa na amostra histórica.

### 2.3. COMPARAÇÃO DOS PLANOS DE AMOSTRAGEM

Com base em *simulações de Monte-Carlo* de dimensão 25000, podemos calcular o desempenho dos planos de amostragem anteriormente delineados. Na Tabela 1 apresentamos, para os Planos de amostragem I e II, os resultados obtidos para as probabilidades de aceitação total,  $P_I(A)$  e  $P_{II}(A)$ , e parcial do lote,  $P_{II}(A_p)$ , e os valores da qualidade média à saída,  $AOQ_I$  e  $AOQ_{II}$ , do Inglês “*Average Outgoing Quality*”, a qual é no nosso caso aproximadamente medida pela proporção média de itens com uma concentração de substância química acima do valor 2 no lote enviado para linha de produção. Limitamo-nos a considerar  $n = 1, 5(5)25 = N/1000$ , i.e. lotes de dimensão  $N = 1000, 5000 (5000) 25000$ .

No nosso caso,  $P_I(A) = P_I(A_1) + P_I(A_2)$ , onde  $P_I(A_1)$  e  $P_I(A_2)$  denotam a probabilidade de aceitação total do lote, sem restrições e com restrições, respetivamente. A qualidade média à saída foi calculada a partir das expressões  $AOQ_I = pP_I(A)$  e  $AOQ_{II} = p(P_{II}(A) + 0.9P_{II}(A_p))$ , sendo  $p$  a fração de itens defeituosos do lote

| $N$  | $n$ | $P_I(A) = P_I(A_1) + P_I(A_2)$ | $AOQ_I$ | $P_{II}(A)$ | $P_{II}(A_p)$ | $AOQ_{II}$ |
|------|-----|--------------------------------|---------|-------------|---------------|------------|
| 1000 | 1   | 0.872=0.872+0.000              | 0.086   | 0.865       | 0.000         | 0.085      |
| 5000 | 5   | 0.688=0.481+0.208              | 0.068   | 0.488       | 0.000         | 0.048      |

|       |    |                   |       |       |       |       |
|-------|----|-------------------|-------|-------|-------|-------|
| 10000 | 10 | 0.529=0.226+0.303 | 0.052 | 0.238 | 0.368 | 0.056 |
| 15000 | 15 | 0.417=0.111+0.306 | 0.041 | 0.116 | 0.270 | 0.035 |
| 20000 | 20 | 0.332=0.054+0.279 | 0.033 | 0.056 | 0.431 | 0.044 |
| 25000 | 25 | 0.264=0.028+0.236 | 0.026 | 0.028 | 0.306 | 0.030 |

**Tabela 1** - Probabilidades de aceitação (total e parcial) e qualidade média à saída AOQ's associadas aos Planos I e II atrás descritos

### 3. BREVE DISCUSSÃO E CONCLUSÕES

Para lotes de dimensão pequena, inferior a 10000, a aceitação parcial do lote não é permitida por ambos os *planos de amostragem*, sendo o **Plano II** mais severo. Para lotes de dimensão superior ou igual a 10000, o **Plano I** parece-nos o mais severo, comparando os valores das probabilidades  $P_I(A)$  e  $P_{II}(A)+P_{II}(A_p)$  e a qualidade média à saída,  $AOQ_I$  e  $AOQ_{II}$ .

Quando  $N$  aumenta observamos uma redução na probabilidade de aceitação do lote e na qualidade média à saída, mas isso é essencialmente devido ao aumento da dimensão  $n$ , tal como podemos ver em Figueiredo *et al.* (2014), onde é pormenorizadamente ilustrado o desempenho do Plano I para diferentes valores de  $N$  e  $n$ . A análise desses dados permite-nos constatar que o desempenho do **Plano I** é quase independente do tamanho do lote em inspeção. O valor de  $n$  é no entanto decisivo para o desempenho do plano. Quando  $n$  aumenta, a probabilidade de aceitação dos lotes diminui consideravelmente. Para dimensões  $n > 10$ , a aceitação do lote é essencialmente devida ao facto de a amostra validar o critério menos exigente, e para valores de  $n > 20$ , é quase impossível aceitar o lote sem restrições. Este estudo indica-nos qual a melhor maneira para escolher  $n$  de modo a atingir os objetivos pretendidos, em termos do indicador AOQ, sem a necessidade de alterar os outros parâmetros da regra de decisão.

### BIBLIOGRAFIA

- Davison, A., and Hinkley, D.V. (1997), *Bootstrap Methods and their Application*, Cambridge University Press.
- Davison, A., and Hinkley, D.V. (2006), *Bootstrap Methods and their Application*, Cambridge University Press.
- Efron, B. (1979), Bootstrap methods: another look at the jackknife, *Ann. Statist.* 7:1, 1-26.
- Efron, B., and Tibshirani, R.J. (1993), *An Introduction to the Bootstrap*, Chapman and Hall.
- Figueiredo, F., Figueiredo, A., and Gomes, M.I. (2014), Comparison of sampling plans by variables using bootstrap and Monte Carlo simulations. Proceedings of the 10th *International Conference of Computational Methods in Sciences and Engineering (ICCMSE 2014)*, Accepted.
- Gomes, M.I. (2011), Acceptance sampling, In Lovric, M. (ed.), *International Encyclopedia of Statistical Science*, Part 1, 5-7, Springer, New York.
- Gomes, M.I., Figueiredo, F., and Barão, M.I. (2010), *Controlo Estatístico da Qualidade*, 2ª edição, Edições I.N.E.
- Montgomery, D.C. (2009), *Introduction to Statistical Quality Control: a Modern Introduction*, 6th edition, John Wiley & Sons.

### Agradecimentos:

Este trabalho foi financiado por Fundos Nacionais através da FCT – Fundação para a Ciência e a Tecnologia no âmbito dos projetos PEst-OE/MAT/UI0006/2014 (CEAUL) e FCOMP-01-0124-FEDER-037281, e por ERDF—European Regional Development Fund through the COMPETE Programme.



## ***ROLE PLAYING GAMES IN PARTICIPATORY AGENT-BASED SYSTEMS***

---

***José Cascalho***

jmc@uac.pt, LabMAG, Faculdade de Ciências, Universidade de Lisboa, 1749-016 Lisboa & Departamento de Ciências de Educação, Universidade dos Açores, 9700-042 Angra do Heroísmo, Portugal

### **RESUMO**

A utilização de estratégias de modelação participativa no contexto da modelação baseada em agentes (ABM), tem sido utilizada na elaboração de modelos de simulação para diferentes cenários em diferentes áreas de investigação, como estratégia para a aceitação de um modelo, a par da respetiva validação, quer por parte dos diferentes stakeholders e do público em geral interessado na implementação desses modelos bem como por parte dos investigadores. Uma das estratégias participativas para garantir a participação ativa dos stakeholders e do público em geral, é desenhar e implementar jogos de papéis (Role-Playing Games – RPG) no processo de desenvolvimento dos modelos. Este artigo começa por apresentar as diferentes estratégias de participação que têm vindo a ser utilizadas no processo de simulação no contexto de diferentes áreas de investigação, incluindo as de simulação na gestão de recursos ambientais ou em contextos sociais. Em seguida, discute-se como é que o RPG se enquadra no contexto da modelação ABM. Finalmente, são discutidas as vantagens e desvantagens da aplicação desta estratégia no contexto de exemplos apresentados.

**Palavras-chave:** Modelação baseada em agentes; Modelos Participativos; Jogos de papéis (RPG)

### **ABSTRACT**

Participatory approach in Agent-Based Modelling (ABM) has been one of the strategies used to tackle the challenge for building simulation models that fit modellers' goals, to support their validation and suitability as well as their acceptability among stakeholders. Moreover, for certain scenarios, there is a growing requirement from stakeholders and the public in general to become actively involved and to participate in policy making. One of the strategies to gathering the active participation of stakeholders and public is to design and implement Role Playing Games (RPG) in the context of participatory approach. Several examples of its use have been reported in disparate areas, from environmental resource management to social simulation contexts. In this paper, we present an overview of participatory approaches to simulation modelling. Then we explain what is the RPG approach and how it is applied in the context of ABM. Finally, based on presented examples, some of the advantages and pitfalls of such modelling strategy are discussed.

**Keywords:** Agent-Based Modelling; Participatory; Role Playing Games (RPG)

### **1. INTRODUCTION**

Agent-Based Modelling Agent-Based Modelling (ABM) is a computer modelling paradigm that have been increasingly expanded to different areas of application, from