

# Estimativa da Produtividade em Soldagem pelo Método de Monte Carlo

## (Productivity Estimation in Welding by Monte Carlo Method)

José Luiz Ferreira Martins<sup>1</sup>, Miguel Luiz Ribeiro Ferreira<sup>1</sup>, José Murilo Ferraz Saraiva<sup>2</sup>

1.Universidade Federal Fluminense, Escola de Engenharia, Departamento de Engenharia Mecânica, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Niterói, Brasil, [jlfmtem@vm.uff.br](mailto:jlfmtem@vm.uff.br), [temmlrf@vm.uff.br](mailto:temmlrf@vm.uff.br), 2.Universidade Federal Fluminense, Departamento de Estatística Aplicada, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Niterói, Brasil, [engenheiromurilo@hotmail.com](mailto:engenheiromurilo@hotmail.com).

### Resumo

O objetivo deste artigo é o de analisar a viabilidade da utilização do método de Monte Carlo para estimar a produtividade na soldagem de tubulações industriais de aço carbono com base em amostras pequenas. O estudo foi realizado através de uma análise de uma amostra de referência contendo dados de produtividade de 160 juntas soldadas pelo processo Eletrodo Revestido na REDUC (refinaria de Duque de Caxias), utilizando o software ControlTub 5.3. A partir desses dados foram retiradas de forma aleatória, amostras com, respectivamente, 10, 15 e 20 elementos e executadas simulações pelo método de Monte Carlo. Comparando-se os resultados da amostra com 160 elementos e os dados gerados por simulação se observa que bons resultados podem ser obtidos usando o método de Monte Carlo para estimativa da produtividade da soldagem. Por outro lado, na indústria da construção brasileira o valor da média de produtividade é normalmente usado como um indicador de produtividade e é baseado em dados históricos de outros projetos coletados e avaliados somente após a conclusão do projeto, o que é uma limitação. Este artigo apresenta uma ferramenta para avaliação da execução em tempo real, permitindo ajustes nas estimativas e monitoramento de produtividade durante o empreendimento. Da mesma forma, em licitações, orçamentos e estimativas de prazo, a utilização desta técnica permite a adoção de outras estimativas diferentes da produtividade média, que é comumente usada e como alternativa, se sugerem três critérios: produtividade otimista, média e pessimista.

**Palavras-Chave:** Produtividade, Simulação, Método de Monte Carlo, Soldagem

**Abstract:** The aim of this article is to analyze the feasibility of using Monte Carlo method to estimate productivity in industrial pipes welding of carbon steel based on small samples. The study was carried out through an analysis of a reference sample containing productivity data of 160 welded joints by SMAW process in REDUC (Duque de Caxias Refinery), using ControlTub 5.3 software. From these data was taken at random samples with, respectively, 10, 15 and 20 elements and were performed simulations by Monte Carlo method. Comparing the results of the sample with 160 elements and the data generated by simulation is observed that good results can be obtained by using Monte Carlo method in estimating productivity of industrial welding. On the other hand in Brazilian construction industry the value of productivity average is normally used as a productivity indicator and is based on historical data from other projects collected and measured only after project completion, which is a limitation. This article presents a tool for evaluation of the implementation in real time, enabling adjustments in estimates and monitoring productivity during the project. Similarly, in biddings, budgets and schedule estimations, the use of this tool could enable the adoption of other estimative different from of the average productivity, which is commonly used and as an alternative are suggested three criteria: optimistic, average and pessimistic productivity.

**Key-words:** Productivity, Simulation, Monte Carlo Method, Welding.

### 1. Introdução

O objetivo deste trabalho é a verificação da aplicabilidade do Método de Monte Carlo para estimar a produtividade na soldagem de juntas soldadas através de pequenas amostras via simulação. Para realização do estudo utilizou-se a base de dados históricos apropriados e registrados no trabalho desenvolvido por Gioia e Siva Junior [1] na soldagem de tubulações industriais de aço carbono coletada em obras realizadas na REDUC (Refinaria

Duque de Caxias, Rio de Janeiro, Brasil), onde foi utilizado o software ControlTub 5.3. As pequenas amostras, a partir da qual se realizaram as simulações, foram retiradas desta base de dados de forma aleatória de acordo com procedimento descrito em Constâncio [2,3]. O número de cada amostra é de 10, 15 e 20 elementos.

O experimento realizado consistiu de comparar o comportamento estatístico da base de dados composta de 160 elementos com as geradas através de simulação via pequenas amostras utilizando o Método de Monte Carlo. Nesta análise foi comparado o comportamento das funções de densidade de probabilidade (FDP) e funções de densidade de probabilidade acumulada (FPA), tanto da amostra composta de 160 elementos, quanto das geradas via simulação. Da mesma forma, no que diz

---

(Recebido em 31/01/2011; Texto final em 18/08/2011).

respeito às curvas geradas por simulação, foram analisadas duas situações, uma utilizando a função beta como geratriz, como sugere a maioria dos autores da literatura pesquisada, e outra com a Weibull.

## 2. Revisão Bibliográfica

### 2.1. Indicadores de Produtividade em Soldagem

Nos métodos e processos utilizados na indústria da construção são introduzidos recursos humanos, materiais, monetários e equipamento, tendo como resultado um produto. Classicamente, a produtividade é definida pela relação ente os recursos humanos utilizados para obtenção do produto. Assim, segundo Diekmann e Heinz [4], a produtividade é a relação do homem-hora (Hh) utilizado no processo de conversão construtiva com a quantidade de produtos obtidos. O Homem-hora é definido pelo trabalho do trabalhador em uma hora de trabalho. Esta relação é a normalmente utilizada pela indústria de construção e montagem.

No caso da soldagem, a produtividade é, de forma geral, a quantidade de metal de solda depositado em relação à quantidade de recursos humanos consumidos na soldagem. Nos processos de soldagem elétrica com eletrodo revestido, a produtividade é a relação entre o volume, em  $[\text{cm}^3]$  ou a massa depositada  $[\text{kg}]$ , pelo  $[\text{Hh}]$  utilizado no processo de soldagem. Assim, a unidade utilizada é  $[\text{cm}^3/\text{Hh}]$ , ou  $[\text{kg}/\text{Hh}]$ .

Na monitoração da produtividade na soldagem são mencionados na literatura vários indicadores. Existem indicadores que consideram somente a deposição com o arco aberto e os que consideram o tempo de execução total da junta, sendo que estes últimos são os mais usados na indústria, conforme evidenciado no Programa de Mobilização da Indústria do Petróleo e Gás Natural (PROMINP) [5] elaborado com a participação da indústria de construção e montagem nacional, onde são estabelecidos, entre outros, padrões para indicadores de produtividade de soldagem. Outros trabalhos importantes sobre índices de produtividade em soldagem mencionados na literatura abordam a importância deste tipo de medida, entre eles destacam-se as considerações de Page and Nation [6], que realiza uma abordagem abrangente sobre a utilização do Homem-hora em diversas conjunturas e situações de soldagem. A American Welding Society (AWS) [7] estabelece oito tipos de medida gerais de produtividade e Brito e Paranhos [8] aborda a dependência do processo de soldagem nos diversos métodos utilizados na indústria.

No caso dos indicadores que consideram o tempo de execução total da junta, em sua grande maioria, os mesmos relacionam o volume de solda, normalmente expresso em  $[\text{cm}^3]$ , ou massa depositada, geralmente expressa em quilogramas  $[\text{kg}]$ , considerados em relação à quantidade de Homens-hora (Hh) consumida na operação de soldagem. Quanto à mão-de-obra, são encontradas as seguintes condições: quantidade de Hh somente dos soldadores; quantidade de Hh dos soldadores mais ajudantes e; quantidade de Hh dos soldadores, ajudantes e supervisão de soldagem no nível mais baixo, que normalmente é intitulado de encarregado de solda pela indústria brasileira.

Os indicadores utilizados neste artigo têm como base os dados históricos levantados por Gioia e Silva Junior [1], em que consta a produtividade de cada sinete de soldador, em determinado número de dias trabalhados a qual é expressa em  $[\text{cm}^3/\text{Hh}]$ . As medições de tempo para avaliação da equivalência das medidas foram realizadas em obra com a permissão da empresa e considerando a situação real de obra, em que o soldador tem necessidade de parar por falta de material, para ajuste da máquina de solda, para tomar um café ou ir ao banheiro ou outra atividade vinculada ao ambiente de trabalho. A mão de obra considerada na obtenção dos indicadores leva em conta as atividades de soldagem exercidas pelo soldador. Por outro lado, para a medida da produtividade é considerado que o início da contagem do tempo deve ser o início da soldagem da junta e o término deve ocorrer na limpeza final, posterior ao passe de acabamento.

### 2.2. Método de Monte Carlo

O Método de Monte Carlo tem como princípio a geração de números pseudo-aleatórios a partir de uma amostra real. Em Morano e Ferreira [9] o procedimento de utilização deste método é resumido nas seguintes fases: 1 - Agrupar os dados coletados em uma tabela com intervalos de classe, a partir dos quais é construído um histograma de frequência; 2 - Escolha de uma distribuição cuja FDP é uma variável aleatória contínua que represente melhor os dados amostrais organizados de acordo com o passo 1; 3 - Após a implementação dos passos 1 e 2 executar a simulação com base na distribuição definida em 2, considerando os intervalos de classe estabelecidos em 1; 4 - Avaliar se a quantidade número de números aleatórios na simulação realizada é satisfatório, sendo que caso contrário o passo 3 deverá ser repetido até que o número considerado ideal seja alcançado, o que é obtido através da realização do teste de aderência do conjunto de números pseudo-aleatórios gerados por simulação com a função geratriz via teste qui-quadrado; 5 - Com base na quantidade de números pseudo-aleatórios gerados em 4, obter a FPA a partir da qual as análises serão realizadas.

Neste trabalho, o número de classes e os critérios para definição da quantidade de números pseudo-aleatórios a serem gerados para a simulação foram estabelecidos de acordo com as recomendações fornecidas em Cochran [10], Rodrigues [11] e Morano [9,12], que são: 1 – Definição do número de classes – Regra Sturges; 2 – Quantidade de número pseudo-aleatórios – 1000 números; 3 – Avaliação da quantidade de números pseudo-aleatórios por classe; 4 – Teste de aderência do conjunto de números pseudo-aleatórios gerados por simulação com a função geratriz via teste qui-quadrado; 5 – Comparação com a máxima verossimilhança da simulação em relação à amostra.

## 3. Procedimento Experimental

### 3.1. Descrição Geral

O experimento realizado consistiu de comparar o comportamento estatístico da base de dados composta de 160 elementos com as geradas através de simulação via pequenas

amostras utilizando o Método de Monte Carlo. Esta análise é conduzida pela comparação entre as FDPs e as FPA da amostra de 160 elementos e das geradas por simulação. Cabe ressaltar, que para melhor facilitar a compreensão dos gráficos e trabalhar com numeração em ordem crescente, optou-se por apresentar nas abscissas dos mesmos a produtividade em  $\text{cm}^3/\text{Hh}$  ao invés de  $\text{Hh}/\text{cm}^3$ , como é normalmente denominada. As pequenas amostras, a partir da qual se realizaram as simulações, foram retiradas desta base de dados de forma aleatória de acordo com procedimento descrito em Constâncio [2] e detalhado no item 3.3. O número de elementos destas pequenas amostras é, respectivamente, de 20, 15 e 10 elementos. Para facilitar a nomenclatura, estas amostras são nomeadas de 160el para a amostra com 160 elementos; 20el, 15el e 10el, para as pequenas amostras com 20, 15 e 10 elementos.

As fases de realização do experimento foram: 1 – Definição geratriz e das classes dos histogramas para simulação; 2 – Simulação com as funções geratrizes Beta e Weibull para a pequena amostra de 20 elementos e comparação da FDP e FPA com a amostra de 160 elementos; 3 Simulação com as funções geratrizes Beta e Weibull para a pequena amostra de 15 elementos e comparação da FDP e FPA com a amostra de 160 elementos; 4 - Simulação com as funções geratrizes Beta e Weibull para a pequena amostra de 10 elementos e comparação da FDP e FPA com a amostra de 160 elementos.

### 3.2. Descrição da Base de Dados

Utilizou-se a base de dados do trabalho de Gioia e Silva Junior [1] coletadas na REDUC (Refinaria de Duque de Caxias) já mencionada anteriormente, que considerou a apropriação mínima de 10 dias efetivamente trabalhados. Os elementos da base de dados foram obtidos de obras realizadas pelas contratadas de serviços de montagem da refinaria, verificadas pela fiscalização e validadas com a utilização do *software* ControlTub 5.3. Na Tabela 1 apresentam-se os dados estatísticos da amostra de 160 elementos.

Tabela 1 - Estatística da amostra de 160 elementos [ $\text{cm}^3/\text{Hh}$ ]

Estatística	Amostra
Máximo	130.30
Mínimo	2.40
Média	26.14
D Padrão	18.81
Mediana	20.71
Moda	8.00
Coef Variação	0.72

As amostras coletadas são apresentadas na forma de valores médios diários dos indicadores de produtividade para cada soldador com atividade no campo de duas empresas prestadoras de serviços. Os elementos da amostra foram introduzidos no *software* com cada soldador representado por um sinete, em que é atribuída uma numeração para cada indivíduo. Estes indicadores são tratados e apresentados com dimensional em

volume de solda depositado em junta de topo por homem hora [ $\text{cm}^3/\text{Hh}$ ], na montagem de tubulação.

Na Tabela 2 estão apresentados os valores dos parâmetros da função Beta e da Weibull desta amostra.

Tabela 2: Parâmetros de forma e de escala das funções Beta e Weibull da amostra com 160 elementos

Função Beta		Função Weibull	
Alfa	Beta	a	b
2.46	91.36	29.32	1.55

### 3.3 – Pequenas Amostras Utilizadas na simulação

As pequenas amostras utilizadas para exemplificar o modelo proposto nas simulações foram estabelecidas de acordo com Constâncio [2], que realizou a coleta por meio de sorteio manual dos valores, com reposição, compondo de forma aleatória as três amostras com 20, 15 e 10 elementos, respectivamente. Os dados estatísticos destas pequenas amostras são apresentados na Tabela 3.

Tabela 3 - Resumo da estatística das pequenas amostras [ $\text{cm}^3/\text{Hh}$ ]

Estatística	Amostra 20el 20elementos	Amostra 15el 15elementos	Amostra 10el 10elementos
Máximo	75.90	88.90	130.30
Mínimo	7.00	8.00	8.00
Média	23.80	26.79	38.99
D Padrão	18.98	22.04	37.89
Mediana	15.80	16.70	34.65
Moda	7.00	8.00	8.00
Coef Variação	0.80	0.82	0.97
Esperança	24.90 24.06	29.33 27.11	39.13 39.21

### 3.4. Definição da Função Geratriz e das Classes dos Histogramas para Simulação

De acordo com Rodrigues [11], Morano [9,12], Zio et al [13], Tipper [14], Wu [15], Constâncio [2,3], a Função Geratriz para simulação é definida utilizando-se a curva Beta. Por outro lado, Gupta et al [16], Royall [17], Triola [18], Nascimento et al [19] e Batista et al [20], consideram o método de máxima verossimilhança para comparação utilizando as funções Beta e Weibull. A função geratriz para as amostras com 20 elementos, 15 elementos e 10 elementos, considerando a função Beta e Weibull, apresentam os parâmetros de forma e de escala mostrados na Tabela 4.

Tabela 4: Parâmetros de forma e de escala das funções Beta e Weibull das amostras

Amostra	Função Beta		Função Weibull	
	Alfa	Beta	a	b
20 elementos	1.48	4.46	26.50	1.44
15 elementos	1.24	2.99	29.82	1.42
10 elementos	1.37	33.74	30.20	1.79

Com relação ao critério da máxima verossimilhança, realizou-se a avaliação de cada amostra, para a distribuição Beta e Weibull, com um nível de significância de 99%, com o objetivo de identificar a função que melhor se enquadra na forma da distribuição dos dados. A máxima verossimilhança relativa é obtida pelo cálculo do menor valor algébrico da máxima log-verossimilhança das funções em que cada amostra é submetida, dividido pelo número de elementos da amostra, para o caso da função Beta. Para a função Weibull, representa o maior valor algébrico da máxima log-verossimilhança calculada para cada amostra, dividido pelo número de elementos da amostra considerada; em conformidade com o estabelecido em MATHWORKS [21]. Os resultados da máxima verossimilhança relativa de cada amostra são mostrados na Tabela 5.

Tabela 5 - Máxima Verossimilhança Relativa da amostra histórica e pequenas amostras

Função\ Amostra	160 elementos	20 elementos	15 elementos	10 elementos
Beta	-2.77	-0.51	-0.33	-2.28
Weibull	4.17	4.07	4.19	4.64

Dentre as funções analisadas, a Weibull é a que apresenta o maior valor em módulo, representando, desta forma, a melhor adaptação a fisionomia das amostras. Considerando-se que o valor da máxima verossimilhança da amostra com 160 elementos é conhecido, pode-se afirmar que a amostra que melhor representa o processo é a amostra com 15 elementos, por apresentar valor mais próximo ao da amostra com 160 elementos. Considerando que apenas os valores das máximas verossimilhanças das pequenas amostras são conhecidos, pode-se afirmar que a amostra que melhor representa o processo é a amostra de 10 elementos. Parece estranho que a amostra com menor número de elementos apresente a maior verossimilhança, porém, observando-se o máximo e o mínimo da referida amostra verifica-se que estes retratam com melhor abrangência os da amostra com 160 elementos.

Na definição das classes, para elaboração dos histogramas, utilizando o critério de Sturges e o estabelecimento da quantidade de números pseudo-aleatórios, utilizam-se as recomendações de Cochran [10], Rodrigues [11] e Morano [12]. Desta forma, com as classes definidas, em cinco para as amostras 15el e 10el e em 6 para a amostra 20el, e seus respectivos valores médios é possível visualizar a função densidade de probabilidade (FDP) e a função de probabilidade acumulada (FPA) de cada amostra e a partir daí pode ser dado início ao processo de simulação.

### 3.5. Simulação pelo Método de Monte Carlo (MMC)

Toda estruturação computacional utilizada no cálculo das funções, da estatística e dos gráficos gerados seguem as orientações do MATHWORKS [22]. Assim, com a amostra, a FDP, o nível de significância estabelecido, o número de classes a ser utilizado e a quantidade de números pseudo-aleatórios a serem gerados pelo gerador de números aleatórios, roda-se a simulação de Monte Carlo com a utilização da função Beta e de Weibull. Os números pseudo-aleatórios gerados são distribuídos nas classes estabelecidas na distribuição das amostras e, assim, é identificada a FDP e a FPA da simulação realizada. Em seguida, é necessário realizar um teste de aderência dos dados de cada simulação com os dados da amostra. Verifica-se a quantidade mínima de elementos em cada classe e a seguir é realizado o teste de qui-quadrado e o teste da máxima verossimilhança relativa da simulação e da amostra. Aprovada a aderência de cada simulação em relação à amostra é calculada a estatística da simulação. Paralelamente são gerados os gráficos das simulações, em comparação com a amostra de referência com 160 elementos.

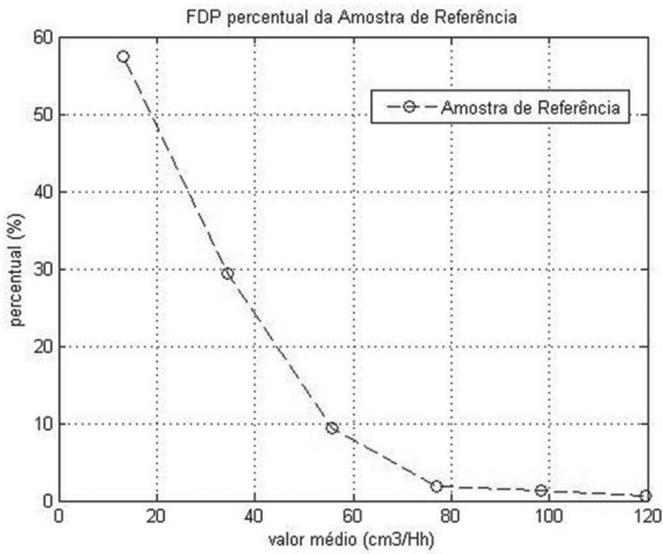
## 4. Resultados e Discussão

### 4.1. Amostra 160el com 160 elementos

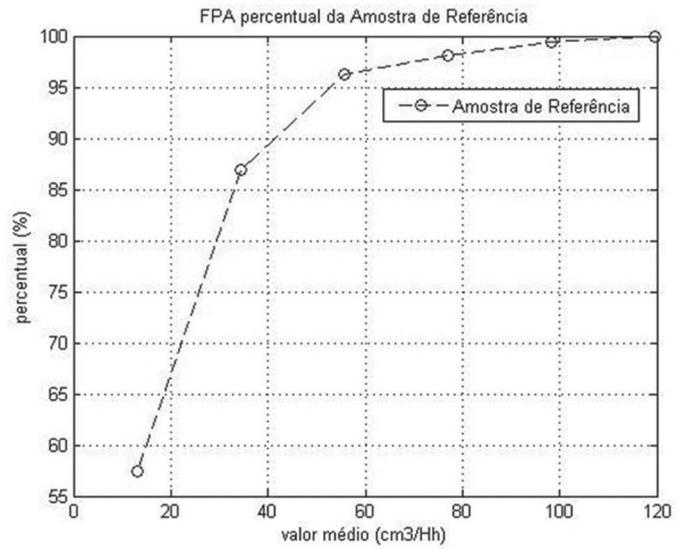
Na Figura 1 são mostradas as representações da FDP e a FPA da amostra de referência com 160 elementos. Esta amostra de referência retrata a fisionomia do processo em análise. As simulações das amostras menores devem apresentar comportamento semelhante para haver representatividade delas com o processo. Na Figura 1b observa-se que a produtividade na cota de 100% do processo de soldagem é de 120 cm<sup>3</sup>/Hh. A produtividade nas cotas de 95% e 90% são, respectivamente, de 50 e 40 cm<sup>3</sup>/Hh. Assim, tem-se a referência básica da produtividade do processo para um dimensionamento mais adequado da mão de obra a ser utilizada.

### 4.2. Amostra 20el com 20 elementos

A amostra 20el é retirada de forma aleatória da amostra de referência 160el. Para a simulação pelo MMC inicialmente é avaliada a função densidade de probabilidade que melhor se adapta a amostra analisada. Conforme observado na Tabela 3, a função que apresentou melhor verossimilhança foi à função de Weibull. De qualquer forma, realizando a simulação com as funções Beta e Weibull, admitindo-se um nível de significância de 99%, com uma quantidade de 1000 números pseudo-aleatórios, obtém-se a estatística apresentada na Tabela 6. Estas simulações foram consideradas válidas devido a: o teste de número mínimo de elementos em cada classe foi maior que um; o teste de qui-quadrado ficou abaixo do valor máximo admitido e o teste de verossimilhança relativa da simulação foi idêntico ao da amostra.



a) FDP da amostra 160el



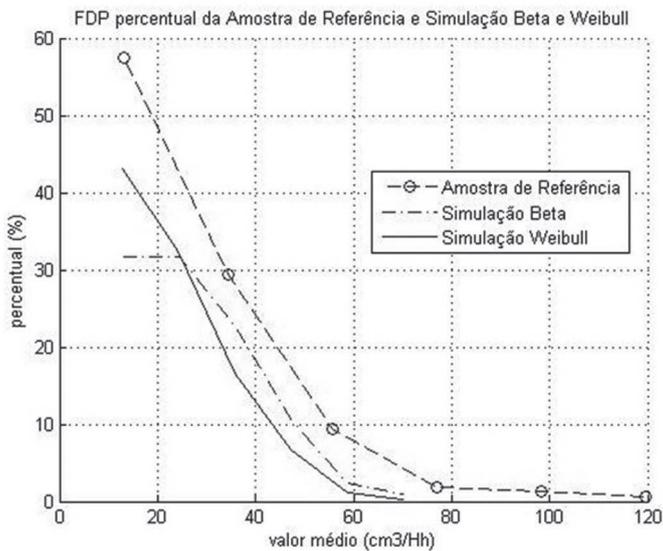
b) FPA da amostra 160el

Figura 1 - FDP e FPA da Amostra de Referência com 160 elementos

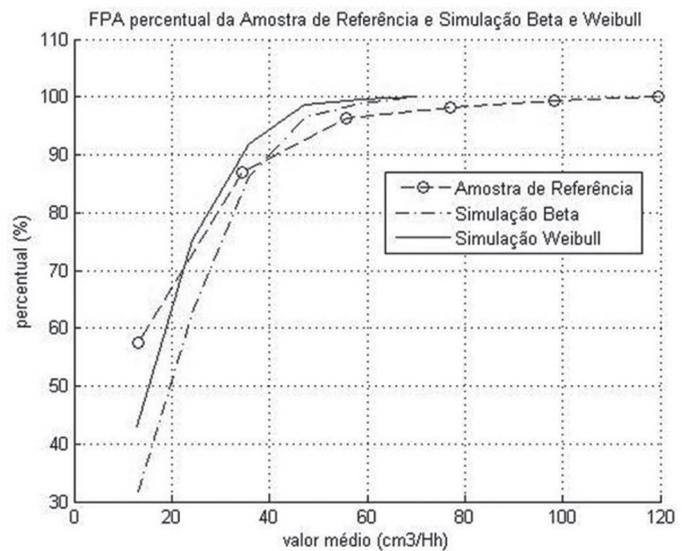
Tabela 6 - Resumo da estatística da amostra com 20 elementos e respectivas simulações [cm<sup>3</sup>/Hh]

Estatística	Amostra	MMC Beta	MMC Weibull
Máximo	75.90	75.90	75.90
Mínimo	7.00	7.13	7.05
Média	23.80	27.62	22.22
D Padrão	18.98	14.00	10.98
Mediana	15.80	24.93	19.84
Moda	7.00	7.13	7.04
Coef Variação	0.80	0.51	0.49
Esperança	24.90 24.06	27.82	22.31

Na Figura 2 são mostradas as curvas representativas da FDP e FPA da amostra de referência e das simulações. Verifica-se que a função Weibull apresenta maior semelhança com a curva da amostra de referência do que com a função Beta, como verificado anteriormente. Assim, pode-se afirmar com um nível de significância de 99% que a simulação da produtividade com a amostra 20el apresenta forma semelhante à curva da amostra de referência, principalmente com a utilização da curva gerada pela função de Weibull, mostrando uma diferença relativa menor, como mostrada na Figura 3, em que condição semelhante é constatada nas outras pequenas amostras utilizadas para exemplificação.

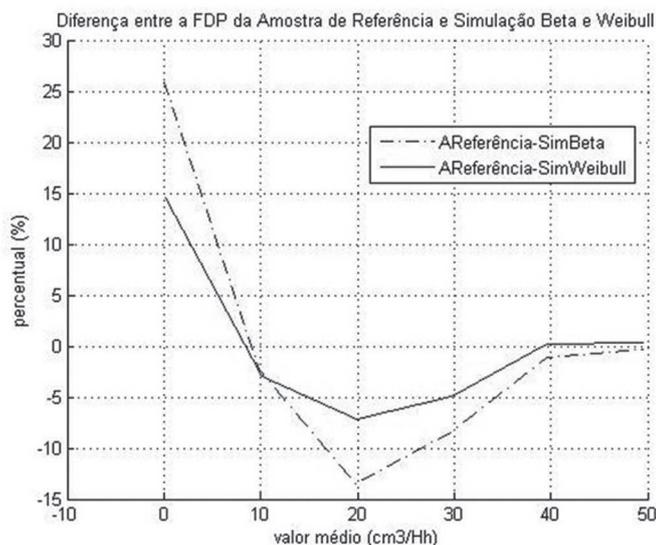


a) FDP amostra x simulação

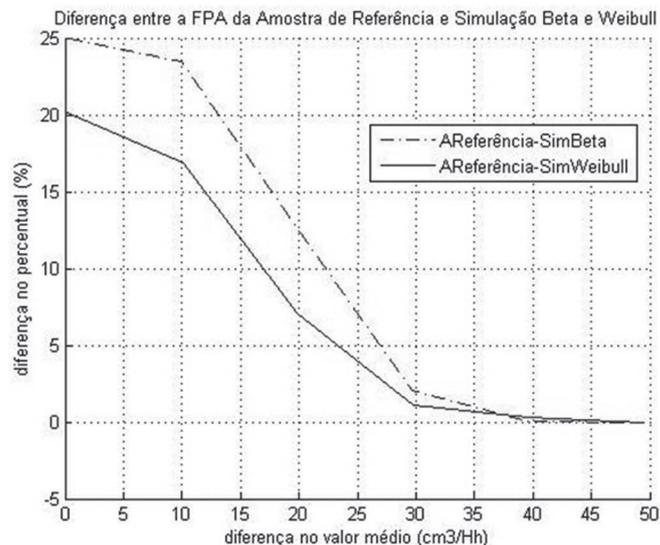


b) FPA amostra x Simulação

Figura 2 - FDP e FPA da amostra 20el e simulação MMC Beta e Weibull



a) Diferença da FDP



b) Diferença da FPA

Figura 3 - Diferença da amostra de referência e simulação MMC Beta e Weibull da amostra 20el

### 4.3. Amostra com 15 elementos

A amostra 15el é aleatoriamente escolhida dos elementos da amostra 160el. Realizando a simulação, com nível de significância de 99% e com uma quantidade de 1000 números pseudo-aleatórios, obtém a estatística apresentada na Tabela 7. Esta simulação foi considerada válida devido a: o teste de número mínimo de elementos em cada classe ficou maior que um; o teste de qui-quadrado ficou abaixo do valor máximo admitido e o teste de verossimilhança relativa da simulação foi idêntico ao da amostra.

Tabela 7 - Resumo da estatística da amostra com 15 elementos e respectivas simulações [cm³/Hh]

Estatística	Amostra	MMC Beta	MMC Weibull
Máximo	88.90	88.90	88.90
Mínimo	8.00	8.21	8.23
Média	26.79	33.20	28.04
D Padrão	22.04	17.21	13.60
Mediana	16.70	29.96	25.40
Moda	8.00	8.21	8.23
Coef Variação	0.82	0.52	0.49
Esperança	29.33 27.11	33.57	28.15

Na Figura 4 são mostradas as curvas representativas da FDP e FPA da amostra de referência e da simulação. Verifica-se que a função Weibull apresenta maior semelhança com a curva da amostra de referência do que com a função Beta, como verificado anteriormente. Observando-se a Figura 4b, pode-se afirmar com um nível de significância de 99% que a simulação da produtividade com a amostra 15el apresenta forma semelhante à curva da amostra de referência, principalmente com a utilização da curva gerada pela função de Weibull, por apresentar diferença relativa menor. Esta constatação é realizada

pela avaliação da diferença entre os parâmetros das classes da amostra de referência e os das classes da simulação da pequena amostra com 15 elementos.

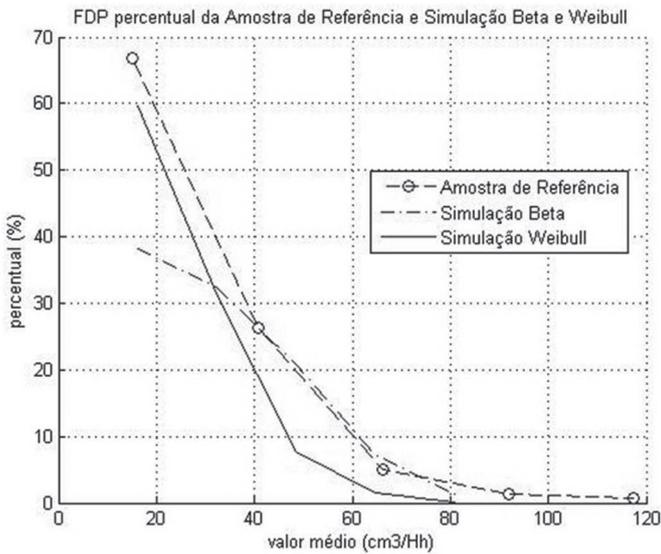
### 4.4. Amostra com 10 elementos

Como nas amostras anteriores, a amostra com 10 elementos foi retirada de forma aleatória da amostra 160el. Da mesma forma que a utilizada nas amostras anteriores, inicialmente é avaliada a função densidade de probabilidade, FDP, que melhor se adapta a amostra analisada. Realizando a simulação utilizando as funções Weibull e Beta, com uma quantidade de 1000 números pseudo-aleatórios e considerando um nível de significância de 99%, obtém a estatística apresentada na Tabela 8.

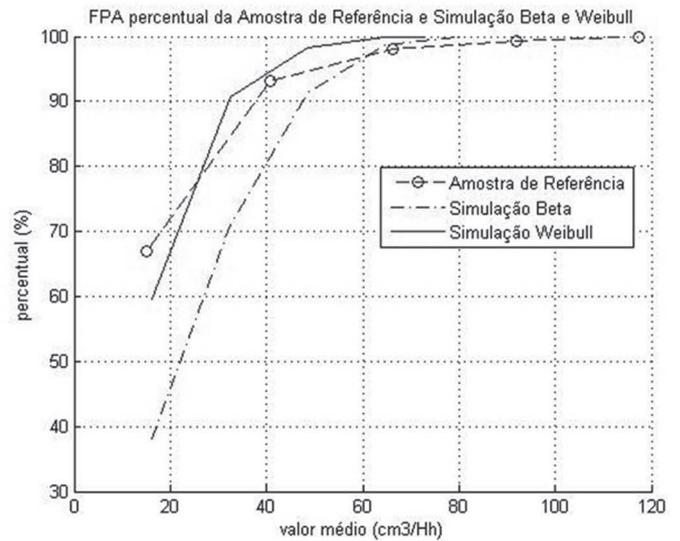
Tabela 8 - Resumo da estatística da amostra com 10 elementos e respectivas simulações [cm³/Hh]

Estatística	Amostra	MMC Beta	MMC Weibull
Máximo	130.30	130.30	130.3
Mínimo	8.00	8.12	8.12
Média	38.99	30.73	32.43
D Padrão	37.89	18.71	19.75
Mediana	34.65	26.36	27.73
Moda	8.00	8.12	8.16
Coef Variação	0.97	0.61	0.61
Esperança	39.13 39.21	32.46	39.21

Na Figura 5 são mostradas as curvas representativas da FDP e FPA da amostra de referência e da simulação. Na simulação com a função de Weibull verifica-se maior semelhança com a curva da amostra de referência do que com a simulação com a função Beta. Esta constatação foi anteriormente verificada pela avaliação da máxima verossimilhança destas funções aplicadas nas amostras em que a função de Weibull apresentou valor maior.

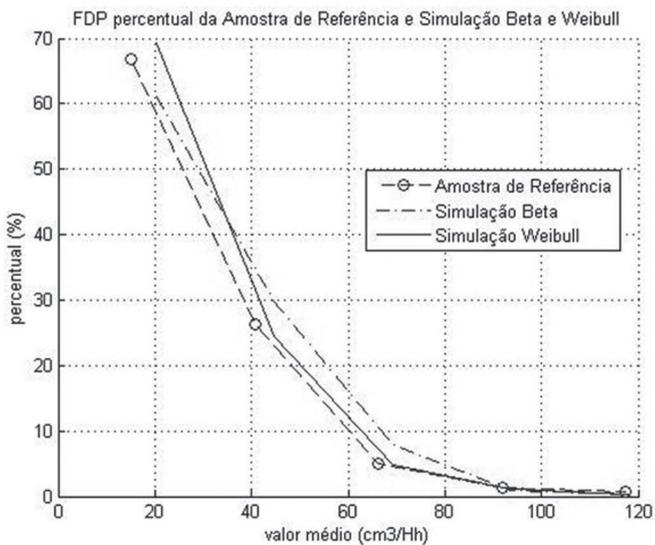


a) FDP amostra x simulação

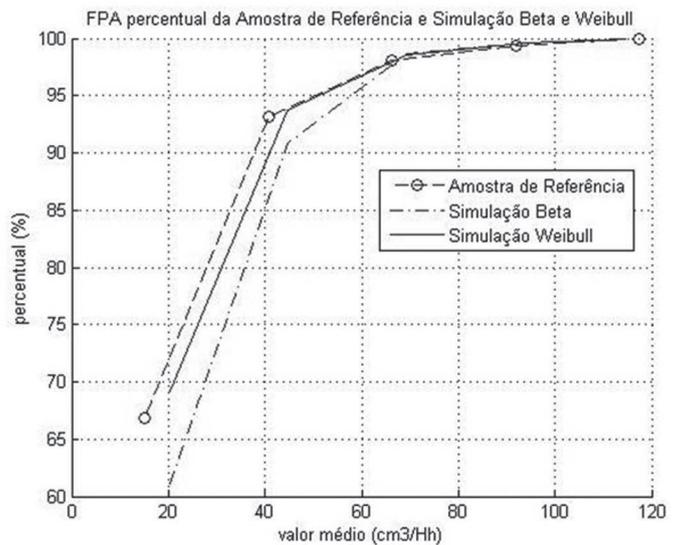


b) FPA amostra x Simulação

Figura 4 - FDP e FPA da amostra 15el e simulação MMC Beta e Weibull



a) FDP amostra x simulação



b) FPA amostra x Simulação

Figura 5 - FDP e FPA da amostra 10el e simulação MMC Beta e Weibull

#### 4.5. Análise do Resultado das Simulações

As observações que são identificadas podem ser resumidas em: a média e o desvio padrão do processo são de 26.14 cm<sup>3</sup>/Hh e 18.81 cm<sup>3</sup>/Hh, respectivamente.

A avaliação da máxima verossimilhança das funções aplicáveis para a análise possibilitou a comparação da função que melhor se adapta a distribuição dos elementos das amostras analisadas. Na análise de produtividade em soldagem elétrica com o processo de eletrodo revestido verificou-se que a função que melhor identifica a fisionomia do processo é a distribuição de Weibull, como constatado pelos gráficos das FDP e FPA das simulações em comparação com a amostra de referência. Com relação à quantidade de números pseudo-aleatórios gerados

na simulação de cada amostra foi utilizado o máximo de 1000 números e foi tomado o cuidado de verificar a quantidade mínima de um elemento por classe. Assim, não houve necessidade de alterar o número de classes calculadas pela regra de *Sturges*.

Mesmo as amostras que apresentam um intervalo de variação com máximo menor que o máximo da amostra de referência tem capacidade de identificar a produtividade do processo analisado, como no caso das amostras 20el e 15el. Observou-se em outras amostras aleatórias com o máximo próximo a metade do máximo da amostra de referência, que grande parte das simulações não apresentava aderência com as amostras. Por outro lado, a amostra 10el mostra a importância da abrangência dos limites do processo em análise. Foram realizados testes com outras amostras aleatórias que mostram

condições de identificação semelhantes às apresentadas com as amostras utilizadas neste trabalho.

O valor da produtividade média ou da esperança é um valor provável, sendo o mais utilizado para estabelecimento de valores em concorrências. A produtividade máxima, ou seja, o máximo de produtividade do processo, lido na cota de 100%, é o valor mais otimista, pelo fato de necessitar de um valor menor de Hh para a realização da tarefa. Assim, quando se avalia a produtividade de um processo de soldagem em [cm<sup>3</sup>/Hh] a FPA obtida representa um valor percentual mínimo, passando pela média, mediana, moda, não necessariamente nesta ordem, até o valor de percentual 100% que corresponde à produtividade máxima.

Pela avaliação da produtividade na cota de 100% e, por exemplo, 95% refletem a condição de tangente zero da variabilidade do comportamento do processo analisado. Assim, é uma boa prática observar a variação da produtividade nas cotas 100%, 95%, 90% e 50% e avaliar a variação entre estes valores obtidos, para melhor tomada de decisão de que valor usar como referência para dimensionamento da produtividade do processo. Desta forma, é possível estabelecer uma regra para a estimativa da produtividade considerando uma estimativa otimista na cota de 90% da FPA, uma estimativa provável no valor médio e uma estimativa pessimista no valor mínimo identificados na simulação das pequenas amostras. Por outro lado, a avaliação do gráfico FPA permite obter o grau de incerteza na adoção de cada um destes critérios, produtividade média, pessimista e otimista,

Assim, a probabilidade de ocorrência de produtividade inferior referente à cota 90%, tanto nas curvas geradas por simulação, quanto na amostra de referência, é de 90%, razão pela qual se trata de uma estimativa otimista do processo em questão. Quando se adota os valores mínimos da curva FPA a probabilidade de ocorrência de probabilidade maior do que este valor tende para 100%. Ao analisar as curvas geradas por simulação, utilizando a curva Weibull como função geratriz, e as amostras de 15el e 20el, as que apresentaram melhor aderência com o universo considerado, correspondente a amostra de referência, se observa que a produtividade média se situa em torno da cota 80%. Assim, ao adotar o critério de produtividade média, que é o mais usado pela indústria, a probabilidade de ocorrência de valores de produtividade inferiores é de 80%, aproximando este critério da condição mais otimista em termos de produtividade. Neste sentido, estes resultados revelam que uma boa prática na elaboração de estimativas de produtividade é considerar as possibilidades das probabilidades de ocorrência para valor adotado segundo a FPA, avaliando-se em cada situação a opção escolhida e o grau de incerteza que a mesma representa. Esta proposição é diferente da utilizada pela indústria atualmente, que baseia suas estimativas de custo, prazo e orçamento no critério da produtividade média.

As estimativas para controle da produtividade ficam mais bem definidas tendo em vista a identificação da estimativa de produtividade otimista, da média e da pessimista, conforme mostrado na Tabela 9.

Tabela 9 - Resumo dos Cenários de Produtividade do Processo de Soldagem [cm<sup>3</sup>/Hh]

Amostra	Otimista (90% FPA)	Produtividade Média	Pessimista (mínimo)
160 elementos (Referência)	42	26.14	2.40
MMC 20 elementos	37	22.22	7.05
MMC 15 elementos	35	28.04	8.23
MMC 10 elementos	41	32.43	8.12

## 5 – Conclusão

Pelos resultados apresentados, verifica-se a aplicabilidade da simulação pelo método de Monte Carlo na avaliação da produtividade do processo de soldagem por eletrodo revestido utilizado na montagem de tubos com base em pequenas amostras, o que é demonstrado pela aderência das amostras geradas por simulação com base em pequenas amostras em relação à amostra de referência com 160 elementos.

Quanto à função geratriz para simulação que apresentou valores mais próximos a situação real é a função Weibull, o que contrasta com a afirmação de vários autores que propõem a utilização da função Beta.

Para seleção do tamanho da pequena amostra a ser considerada para realização da simulação, neste trabalho pode-se constatar que as curvas geradas via amostras com 15 e 20 elementos apresentaram resultados satisfatórios.

No que diz respeito, a estimativas de produtividade na elaboração de orçamentos, projeções de prazo, ajustes de prazo e custo, entre outras, o método permite uma análise mais abrangente das probabilidades de ocorrência da produtividade

pela análise da FPA gerada por simulação e pela possibilidade de adoção de estratégias mais diversificadas, sendo que se sugerem neste trabalho os critérios de produtividade média, pessimista e otimista.

## Referências Bibliográficas

- [1] GIOIA, A. L. S.; JUNIOR, I. F. da S. Avaliação de Metodologia para Medição da Produtividade na Atividade de Montagem de Tubulação em Obras Industriais. Niterói, 2007. 52 f. Monografia (Pós-Graduação em Montagem Industrial e Fabricação Mecânica) – Escola de Engenharia, Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2007.
- [2] CONSTÂNCIO, D. S. Indicadores de Produtividade em juntas de topo soldadas de tubulação de aço carbono. Niterói, 2009. 121 p. Projeto de Graduação (Graduação em Engenharia Mecânica), Departamento de Engenharia Mecânica, Universidade Federal Fluminense
- [3] CONSTÂNCIO, D. S.; FERREIRA, M. L. R.; FREIRE I. J.. Estimativa de Produtividade na Soldagem de Tubulações Industriais utilizando o Método de Monte Carlo. XXXV

- CONSOLDA – Congresso Nacional de Soldagem; ABS – Associação Brasileira de Soldagem. Piracicaba, São Paulo, Brasil. 2009.
- [4] DIEKMANN, J.E.; HEINZ, J. Determinants of Jobsite Productivity. CII, 2001. 144 p.
- [5] PROMINP (Programa de Mobilização da Indústria do Petróleo e Gás Natural). Projeto E&P 27.5 – Métricas de Desempenho da Indústria Nacional. Padrões de Métricas da Indústria EPC Nacional. 2010.
- [6] PAGE, J.S.; NATION, J.G. Estimator's Piping Man Hour Manual, first revision, Gulf Pub Comp. Houston. Texas. 1967.
- [7] AWS - American Welding Society. Welding – Related Expenditures and Productivity Measurement in U.S. Manufacturing, Construction, and Mining Industries. 2002. 90 p.
- [8] BRITO, J.D.; PARANHOS, R. Como Determinar os Custos da Soldagem, Ed. R Paranhos. 2005.
- [9] MORANO, C.A.R.; FERREIRA, M.L.R. Aplicação do Método de Monte Carlo em Análise de Riscos em Projetos de Construção. Niterói, 2003. 7 p.
- [10] COCHRAN, W. G. The Combination of Estimates from Different Experiments. *Biometrics*, Vol. 10, No. 1, pp. 101-129. 1954
- [11] RODRIGUES, V.V. Modelo de Análise de Risco Aplicado a Estudos de Viabilidade para Construção e Incorporação de Prédios Residenciais. Niterói, 2001. 220 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal Fluminense, Niterói. 2001.
- [12] MORANO, C.A.R. Aplicação das Técnicas de Análise de Risco em Projetos de Construção. Niterói, 2003. 205 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal Fluminense, Niterói. 2003.
- [13] ZIO, E.; BARALDI, P.; PATELLI, E. Assessment of the availability of an offshore installation by Monte Carlo simulation, Dipartimento Ingegneria Nucleare, Politecnico di Milano, Milan, Italy, *International Journal of Pressure Vessels and Piping* 83 (2006), pp 312–320. 2006.
- [14] TIPPER, J.C. A simple method for representing some univariate frequency distributions, with particular application in Monte Carlo-based simulation, *Computers & Geosciences* 34 (2008), pp 1154–1166. 2008.
- [15] WU, Yun-Fu. Correlated sampling techniques used in Monte Carlo simulation for risk assessment, Nuclear Safety Department, Taiwan Power Company, 242, Roosevelt Road, Section 3, Taipei, Taiwan 100, Republic of China, *International Journal of Pressure Vessels and Piping* 85 (2008), pp 662–669. 2008.
- [16] GUPTA, A.; MUKHERJEE, B.; UPADHYAY, S.K. Weibull extension model: A Bayes study using Markov chain Monte Carlo simulation, Department of Statistics, & DST Centre for Interdisciplinary Mathematical Sciences, Banaras Hindu University, India, *Reliability Engineering and System Safety* 93 (2008), pp 1434–1443. 2008
- [17] ROYALL, R.M. *Statistical Evidence: a Likelihood Paradigm*. Boca Ranton: Chapman & Hall/CRC, 1997, 191p.
- [18] TRIOLA, M.F. *Introdução à Estatística*. 7a. Ed. Rio de Janeiro: LTC, 1999.
- [19] NASCIMENTO, L.S.V., CAMPOS, J.N.B. e STUDART, T.M.C. Análise da Eficiência dos Métodos dos Momentos e da Máxima Verossimilhança na Estimativa de Parâmetros da Distribuição Gama II: Uma Abordagem Probabilística. In: XV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 2003, Curitiba. XV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos. Porto Alegre: ABRH, 2003.
- [20] BATISTA, J. L. F. ; COUTO, H. T. Z. . A razão de verossimilhança como alternativa aos testes de aderência: um exemplo de distribuição diamétricas de florestas tropicais. . In: 47a. Reunião Anual da Região Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria (RBRAS), 2002, Rio Claro. 47a. Reunião Anual da Região Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria (RBRAS) - Programa e Resumos, 2002. p. 42-42.
- [21] MATHWORKS. MATLAB – The language of technical computing. Using MATLAB. Ver.6. The MathWorks, Inc. Natick, MA, USA. 2001.
- [22] MATHWORKS. *Statistics Toolbox™ 6. User's Guide*. The MathWorks, Inc. 2007.