

Aplicações de Instrumentação Virtual em Metrologia e Qualidade

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Henrique Alexandre Carvalho Nunes

MESTRADO EM ENGENHARIA DE TELECOMUNICAÇÕES
E REDES DE ENERGIA



UNIVERSIDADE da MADEIRA

A Nossa Universidade

www.uma.pt

setembro | 2012

UMa

N Apl

Aplicações de Instrumentação Virtual em Metrologia e Qualidade

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Henrique Alexandre Carvalho Nunes

MESTRADO EM ENGENHARIA DE TELECOMUNICAÇÕES
E REDES DE ENERGIA

ORIENTAÇÃO

José Manuel Rocha Teixeira Baptista

CO-ORIENTAÇÃO

João Alves e Sousa

CONSTITUIÇÃO DO JÚRI

PRESIDENTE

Prof. Dr. Joaquim Amândio Rodrigues Azevedo,
Professor Auxiliar da Universidade da Madeira,

ARGUENTE

Prof. Dr. João Dionísio Simões Barros,
Professor Auxiliar da Universidade da Madeira,

ORIENTADOR

Prof. Dr. José Manuel Rocha Teixeira Baptista,
Professor Associado da Universidade da Madeira,

CO-ORIENTADOR

Dr. João Luís Alves e Sousa,
Investigador Principal do Laboratório Regional de Engenharia Civil.

Funchal, 29 de Novembro de 2012

“Don’t aim for success if you want it; just do what you love and believe in, and it will come naturally.”

David Frost

(1939 –)

Sumário

Com a evolução constante da tecnologia, também a ciência da medição, ou Metrologia, necessita de processos de medição mais exatos e fiáveis, por vezes automatizados, de modo a ser possível fornecer informações mais corretas sobre uma determinada grandeza física.

Entre estas informações destaca-se a incerteza de medição, que permite ao utilizador ter uma estimativa sobre qual o valor final da grandeza física medida, que com processos de medição mais complexos, tornam a sua obtenção mais difícil, sendo necessário, por vezes, a utilização de métodos computacionais. Tendo isto em conta, com esta dissertação pretende-se abordar o problema da automatização de processos de medição, bem como da obtenção de incertezas de medição que reflitam a natureza da grandeza física medida através de métodos computacionais.

De modo a automatizar um processo de medição, mais concretamente da calibração de manómetros, utilizou-se o *LabView* para criar um instrumento virtual que permitisse ao utilizador, de forma simples e intuitiva, realizar o procedimento de calibração. Também se realizou outro instrumento virtual, de modo a permitir a obtenção simultânea de dados provenientes de dois equipamentos diferentes.

Relativamente às incertezas de medição, utilizou-se o Método de Monte Carlo, implementado em *MATLAB* e Excel, de modo a obter o valor destas para a calibração de manómetros, de uma câmara geradora de humidade relativa e de um higrómetro de ponto de orvalho, sendo que os dois últimos possuem um modelo matemático complexo, sendo a análise analítica mais complexa e morosa.

Tendo em conta os resultados obtidos, é possível afirmar que a criação de instrumentação virtual permite a adaptação, de uma forma simples, de vários processos de medição, tornando-os mais eficientes para além de reduzirem o erro do operador. Por outro lado, também é possível observar que a utilização de métodos computacionais, neste caso o Método de Monte Carlo, para estudo de incertezas de medição é uma mais-valia, comparativamente ao GUM, permitindo uma análise rápida e fiável de modelos matemáticos complexos.

Palavras-chave: Método de Monte Carlo, LabView, Calibração, Incerteza, Gerador de Humidade de Duas Pressões

Abstract

With the constant evolution of technology, the science of measurement, or Metrology, needs to find measurement methods that are more accurate and reliable. Such reliability can be obtained through the use of automated procedures, which in turn will allow more accurate information on the measured physical quantity.

One of the most important information regarding the quantity measured is the uncertainty associated with it, which allows the user to have an estimate of the expected value of the quantity. The more complex the measurement method, the harder it is to calculate its uncertainty, so that sometimes computational methods should be used, in order to obtain the required measurand. Having this in mind, this report intends to tackle the problems inherent to process automation and uncertainty evaluation through computational methods.

In order to implement a measurement process related to the calibration of pressure gauges, *LabView* software was used, allowing the creation of a virtual instrument capable of performing the whole calibration procedure. It was also implemented a virtual instrument, so that simultaneous data acquisition was performed in two separate equipments, allowing a better synchrony between the two.

Regarding the uncertainty evaluation of a pressure gauge, a relative humidity generator and a dew point hygrometer a Monte Carlo Method was used, implemented in *MATLAB* and Excel, since the humidity generator and the hygrometer have associated with their measurement a complex mathematical equation, making its analytical analysis much more difficult and time consuming.

With the results found, it is possible to conclude that virtual instrumentation allows for the adaption of several measurement procedures, making them more cost-efficient and more user friendly, moreover reducing user error. Furthermore, it's possible to affirm that computational methods, such as the Monte Carlo Method, allow for a fast and reliable uncertainty analysis for simple and complex mathematical models.

Key words: Monte Carlo Method, LabView, Calibration, Uncertainty, Two-Pressure Generator

Lista de Acrónimos

BIPM – Bureau Internacional de Pesos e Medidas

CEM – Centro de Metrologia

CIPM – Comité Internacional de Pesos e Medidas

DP – Distribuição de Probabilidade

FDP – Função Densidade de Probabilidade

GUM – *Guide for the Expression of Uncertainty in Measurement*

IPAC – Instituto Português de Acreditação

ISO – *International Organization for Standardization*

ITS-90 – *International Temperature Scale of 1990*

LAC – Laboratórios Acreditados de Calibração

LAE – Laboratórios Acreditados de Ensaio

LNM – Laboratórios Nacionais de Metrologia

LREC – Laboratório Regional de Engenharia Civil

MMC – Método de Monte Carlo

MMQ – Método dos Mínimos Quadrados

NIST – *National Institute of Standards and Technology*

RSS – *Root Sum of Squares*

SI – Sistema Internacional de Unidades

SMC – Sistema de Medição a Calibrar

VCV – Valor Convencionalmente Verdadeiro

VIM – Vocabulário Internacional de Metrologia

Índice de Conteúdos

1 - INTRODUÇÃO	1
1.1 – Motivação	1
1.2 – Objetivos.....	1
1.3 – A Importância da Metrologia.....	2
1.4 – Sistemas de Qualidade.....	3
2 - MEDIÇÕES E INSTRUMENTAÇÃO CIENTÍFICA	4
2.1 – Caracterização de um Processo de Medição.....	4
2.2 – Métodos Básicos de Medição	5
2.3 – Características Metrológicas de um Sistema de Medição	5
2.3.1 – Características Relativas à Gama de Utilização	6
2.3.2 – Características Relativas à Indicação	6
2.3.3 – Características Impulsionais	6
2.3.4 – Características Relacionadas com os Erros de Medição	7
2.4 – Calibração de Sistemas de Medição	8
2.4.1 – Métodos de Calibração	8
2.4.1.1 – Calibração Direta.....	8
2.4.1.2 – Calibração Indireta.....	9
2.4.1.3 – Calibração in situ	9
2.4.1.4 – Calibração Parcial.....	9
2.4.2 – Rastreabilidade	10
2.5 – Instrumentação Virtual em Engenharia	11
2.5.1 – Porquê utilizar o <i>LabVIEW</i> ?	11
3 - GUIA PARA A EXPRESSÃO DE INCERTEZAS NA MEDIÇÃO	13
3.1 – Definição dos Termos Utilizados pelo GUM	14
3.2 – Filosofia do GUM.....	15
3.2.1 – Definição de Incerteza de Medição	16
3.3 – Modelação Matemática do Processo de Medição.....	16
3.4 – Avaliação das Incertezas.....	17
3.4.1 – Avaliação de Incerteza de Tipo A.....	17
3.4.2 – Avaliação de Incerteza de Tipo B.....	17
3.5 – Lei da Propagação da Incerteza	18
3.5.1 – Variáveis de Entrada não Correlacionadas	20
3.5.1.1 – Coeficientes de Sensibilidade	20
3.5.2 – Variáveis de Entrada Correlacionadas.....	21
3.5.2.1 – Coeficiente de Correlação.....	21
3.5.3 – Análise da Incerteza na Forma Matricial.....	21
3.5.4 – Vantagens da Utilização da Lei da Propagação da Incerteza	22
3.6 – Determinação da Incerteza Expandida	22
3.7 – Procedimento para Avaliação de Incertezas através do GUM	23
3.8 – Incerteza Expandida e Intervalos de Confiança.....	23

3.8.1 – Escolha do Intervalo de Confiança para uma Distribuição Normal	23
3.8.2 – Utilização da distribuição t-student para Obtenção dos Fatores de Expansão	24
3.8.3 – Graus de Liberdade e Graus Efetivos de Liberdade	24
3.9 – Limitações do GUM	25
4 - MÉTODO DE MONTE CARLO.....	26
4.1 – Método de Monte Carlo para Modelos de uma Variável de Saída.....	27
4.1.1 – Amostragem das Variáveis de Entrada.....	27
4.1.1.1 – Distribuição Uniforme/Retangular	28
4.1.1.2 – Distribuição Triangular.....	28
4.1.1.3 – Distribuição Normal/Gaussiana.....	29
4.1.1.4 – Distribuição t-student.....	29
4.1.2 – Estimação da Variável de Saída e a Incerteza Associada	30
4.1.3 – Intervalo de Confiança da Variável de Saída.....	31
4.1.4 – Método de Monte Carlo Adaptativo	32
4.1.5 – Tempo de Computação	32
4.2 – Propriedades do Método de Monte Carlo	33
5 - IMPLEMENTAÇÃO DO MÉTODO DE MONTE CARLO.....	35
5.1 – Método Genérico Adaptativo	35
5.1.1 – Implementação.....	35
5.1.1.1 – Desenvolvimento	35
5.1.1.2 – Formato do Ficheiro de Texto	36
5.1.1.3 – Escolha e Leitura do Ficheiro de Texto	38
5.1.1.4 – Definição do Número de Simulações a Realizar	38
5.1.1.5 – Amostragem das Variáveis de Entrada.....	39
5.1.1.6 – Avaliação do Modelo.....	39
5.1.1.7 – Análise de Convergência	40
5.1.1.8 – Obtenção do Shortest Coverage Interval	41
5.1.1.9 – Obtenção Gráfica da Distribuição da Variável de Saída	42
5.1.2 – Testes	43
5.1.2.1 – Modelo Racional (1).....	43
5.1.2.2 – Modelo Racional (2).....	44
5.1.2.2 – Modelo Não-Linear	44
5.2 – Método Específico para Câmara de Duas Pressões	45
5.2.1 – Formulação	46
5.2.2 – Implementação.....	47
5.3 – Método Específico para Higrómetro de Ponto de Orvalho.....	47
5.3.1 – Formulação	48
5.3.2 – Implementação.....	48
6 - ESTUDO DE UM SISTEMA PNEUMÁTICO PARA CALIBRAÇÃO DE MANÓMETROS.....	49
6.1 – Análise do Sistema	49

6.1.1 – Controlador de Pressão	49
6.1.2 – Sistema de Tubagem.....	50
6.1.3 – Modos de Funcionamento.....	51
6.1.3.1 – Modo de Medição (MEASURE)	51
6.1.3.2 – Modo de Controle (CONTROL)	52
6.1.3.3 – Modo de Ventilação (VENT)	52
6.1.4 – Características do Modo de Controlo	53
6.2 – Avaliação das Incertezas de Medição.....	57
6.2.1 – Utilizando o GUM	58
6.2.2 – Utilizando o Método de Monte Carlo em MATLAB	59
6.2.3 – Comparação	60
6.3 – Instrumento Virtual para Calibração de Manómetros.....	61
6.3.1 – Funcionalidades	61
6.3.2 – Projeto do Instrumento Virtual	63
6.3.2.1 – Ligação via RS-232	63
6.3.2.2 – Atualização dos Parâmetros do Controlador de Pressão	64
6.3.2.3 – Configuração dos Parâmetros do Controlador de Pressão.....	65
6.3.2.4 – Alteração do Modo de Controlo	65
6.3.2.5 – Controlo de Calibração	66
6.3.2.6 – Verificação de Estabilidade	67
6.3.3 – Teste.....	68

7 - ESTUDO DE UMA CÂMARA CONDICIONADA PARA GERAÇÃO DE HUMIDADE RELATIVA

71	
7.1 – Análise do Sistema	71
7.1.1 – Princípio de Funcionamento	72
7.1.2 – Calibração do Sistema	74
7.1.2.1 – Calibração dos Transdutores de Pressão.....	74
7.1.2.2 – Calibração dos Termómetros de Resistência de Platina	75
7.2 – Avaliação das Incertezas de Medição da Câmara Condicionada	77
7.2.1 – Pressão da Câmara e do Saturador.....	77
7.2.2 – Temperatura da Câmara e do Saturador	79
7.2.3 – Utilizando o Software HumiCalc.....	81
7.2.4 – Utilizando o Método de Monte Carlo em MATLAB	82
7.2.5 – Utilizando o Método de Monte Carlo em Excel	83
7.2.6 – Comparação	84
7.3 – Instrumento Virtual para Calibração de um Higrómetro de Ponto de Orvalho ..	85
7.3.1 – Funcionalidades	85
7.3.3 – Projeção do Instrumento Virtual.....	86
7.3.3.1 – Ligações RS-232.....	86
7.3.3.2 – Configuração dos Parâmetros do Gerador de Humidade.....	86
7.3.3.3 – Obtenção de Dados e Representação Gráfica.....	87
7.3.3.4 – Visualização de Estabilidade de Humidade Relativa e Temperatura ..	88
7.3.4 – Teste.....	89

7.4 – Avaliação das Incertezas de Medição do Higrómetro de Ponto de Orvalho	90
7.4.1 – Utilizando o GUM	91
7.4.2 – Utilizando o software HumiCalc	92
7.4.3 – Utilizando o Método de Monte Carlo	95
7.4.3.1 –Em MATLAB	95
7.4.3.2 – Em Excel.....	96
7.4.4 – Comparação GUM vs. HumiCalc vs. MMC.....	97
8 - CONCLUSÕES	99
8.1 – Perspetivas Futuras	100
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	101
ANEXOS.....	105
Anexo A – Método de Monte Carlo Genérico Adaptativo em MATLAB	105
Anexo B – Formato do Ficheiro de Texto	111
Anexo C – Ficheiro de Texto para Modelo Racional (1)	112
Anexo D – Ficheiro de Texto para Modelo Racional (2)	113
Anexo E – Ficheiro de Texto para Modelo Não-Linear	114
Anexo F – Método de Monte Carlo para Gerador de Humidade em MATLAB.....	115
Anexo G – Método de Monte Carlo para Higrómetro de Ponto de Orvalho em MATLAB	118
Anexo H – Procedimento de Calibração de Manómetros.....	121
Anexo I – Instrumento Virtual para Calibração de Manómetros.....	132
Anexo J – Procedimento de Calibração do Gerador de Humidade	133
Anexo L – Método de Monte Carlo para Gerador de Humidade em Excel	144
Anexo M – Instrumento Virtual para Calibração do Higrómetro de Ponto de Orvalho	148
Anexo N – Método de Monte Carlo para Higrómetro de Ponto de Orvalho em Excel	149

Índice de Figuras

Figura 2.1. Diagrama de uma calibração direta.....	8
Figura 2.2. Diagrama representativo de uma calibração indireta.....	9
Figura 2.3. Hierarquia de padrões	10
Figura 3.1. Lei da Propagação da Incerteza para 3 variáveis de entrada [11]	18
Figura 3.2. Procedimento de avaliação de incertezas	23
Figura 4.1. Propagação das distribuições de probabilidade para 3 variáveis de entrada [11].....	26
Figura 5.1. Fluxograma do MMC genérico adaptativo	36
Figura 5.2. Fluxograma da leitura do ficheiro de texto	38
Figura 5.3. Fluxograma do procedimento para escolha do número de simulações	39
Figura 5.4. Fluxograma do processo de amostragem de variáveis	39
Figura 5.5. Fluxograma do procedimento para avaliação do modelo matemático	40
Figura 5.6. Fluxograma relativo à verificação de convergência da simulação do MMC	40
Figura 5.7. Fluxograma do método de obtenção do <i>Shortest Coverage Interval</i>	41
Figura 5.8. Exemplo da diferença entre o <i>Shortest Coverage Interval</i> e um intervalo probabilístico simétrico [16].....	42
Figura 5.9. Fluxograma do método de representação dos valores da variável de saída	42
Figura 5.10. a) Distribuições obtidas através do MMC em <i>MATLAB</i> ; b) Distribuições obtidas através do MMC [16]	43
Figura 5.11. a) Distribuições obtidas através do MMC em <i>MATLAB</i> ; b) Distribuições obtidas através do MMC [16]	44
Figura 5.12. a) Distribuições obtidas através do MMC em <i>MATLAB</i> ; b) Distribuição obtida através do MMC [11].....	45
Figura 5.13. MMC para cálculo de incertezas associado à câmara de duas pressões ...	47
Figura 5.14. Fluxograma do MMC para determinação da %HR do higrómetro de ponto de orvalho	48
Figura 6.1. Controlador de pressão CPC 8000-X.....	50
Figura 6.2. Esquema do sistema pneumático utilizado.....	50
Figura 6.3. Diagrama pneumático do modo de medição	51
Figura 6.4. Diagrama pneumático do modo de controlo	52
Figura 6.5. Diagrama pneumático do modo de ventilação	53
Figura 6.6. Ecrã do controlador de pressão com indicação de estabilidade	54
Figura 6.7. Comparação entre as respostas do sistema com <i>Slew Rate</i> = 0,1 e o Teste 9	55
Figura 6.8. Comparação entre as respostas do sistema com <i>Slew Rate</i> = 100 e o Teste 9	56
Figura 6.9. Distribuição da variável de saída no patamar 0 bar (MMC - Azul; GUM - Vermelho).....	60
Figura 6.10. Distribuição da variável de saída no patamar 1 bar (MMC - Azul; GUM - Vermelho).....	61
Figura 6.11. Ciclos de pressão para calibração de manómetros	62

Figura 6.12. Fluxograma da rotina de configuração da ligação RS-232	64
Figura 6.13. Fluxograma da rotina de atualização automática dos parâmetros do controlador de pressão	64
Figura 6.14. Fluxograma da rotina de configuração de parâmetros do controlador de pressão	65
Figura 6.15. Fluxograma da rotina de configuração do modo de controlo do controlador de pressão	65
Figura 6.16. Fluxograma da rotina de controlo de calibração	66
Figura 6.17. Fluxograma da rotina de verificação de estabilidade	67
Figura 6.18. Configuração dos equipamentos para calibração de um manómetro analógico.....	68
Figura 6.19. Painel frontal do instrumento virtual para calibração de manómetros.....	68
Figura 7.1. Gerador de humidade 2500ST-LT	72
Figura 7.2. Diagrama simplificado do método de duas pressões ($T_s = T_c$).....	73
Figura 7.3. Diagrama representativo do método de duas pressões não-isotérmico.....	73
Figura 7.4. Esquema de calibração dos transdutores de pressão	74
Figura 7.5. Esquema de calibração dos termómetros de resistência de platina	76
Figura 7.6. a) Patamar de 15 %HR do gerador de humidade; b) Patamar de 90 %HR do gerador de humidade.....	83
Figura 7.7. Higrómetro de ponto de orvalho EdgeTech Dew Prime II	85
Figura 7.8. Fluxograma sobre ligação RS-232 a EdgeTech e 2500ST-LT	86
Figura 7.9. Painel de configuração do gerador 2500ST-LT	87
Figura 7.10. Fluxograma representativo do processo de configuração do gerador 2500ST-LT	87
Figura 7.11. Fluxograma da rotina de obtenção de dados	88
Figura 7.12. Fluxograma da rotina de representação gráfica dos dados obtidos	88
Figura 7.13. Fluxograma da rotina de visualização de estabilidade da humidade e da temperatura	89
Figura 7.14. a) Valores de humidade relativa obtidos em ambos os equipamentos; b) Valores de temperatura obtidos em ambos os equipamentos	89
Figura 7.15. Visualização da estabilidade da humidade e temperatura do gerador.....	89
Figura 7.16. Configuração utilizada para fornecimento de fluxo de ar constante do espelho ao higrómetro.....	90
Figura 7.17. Disposição dos equipamentos para calibração do higrómetro de ponto de orvalho	90
Figura 7.18. a) Patamar de 15 %HR do higrómetro de ponto de orvalho; b) Patamar de 90 %HR do higrómetro de ponto de orvalho.....	96

Índice de Tabelas

Tabela 3.1. Valores do divisor para várias distribuições de probabilidade	18
Tabela 3.2. Fatores de expansão para um determinado intervalo de confiança na distribuição Normal [8].....	24
Tabela 3.3. Relação entre v_{eff} e k [12]	24
Tabela 4.1. Critérios de escolha da distribuição associada às quantidades de entrada ..	28
Tabela 5.1. Definição do modelo e parâmetros no ficheiro de texto	36
Tabela 5.2. Definição das variáveis independentes	37
Tabela 5.3. Tipos de distribuição e valores associados	37
Tabela 5.4. Descrição dos parâmetros relativos às variáveis independentes	37
Tabela 5.5. Descrição dos parâmetros relativos às variáveis dependentes	37
Tabela 5.6. Comparação entre GUM, <i>MATLAB</i> e MMC	43
Tabela 5.7. Comparação entre <i>MATLAB</i> , GUM e MMC	44
Tabela 5.8. Comparação entre <i>MATLAB</i> , GUM e MMC	45
Tabela 6.1. Características do controlador de pressão CPC8000-X [20]	49
Tabela 6.2. Parâmetros do modo de controlo e valores aceitáveis	53
Tabela 6.3. Configurações utilizadas nos vários testes.....	54
Tabela 6.4. Valores das características observadas para os testes 1, 2, 3, 4 e 9	56
Tabela 6.5. Valores das características observadas para os testes 5, 6, 7, 8 e 9	57
Tabela 6.6. Características do manómetro utilizado.....	57
Tabela 6.7. Fontes de incerteza em calibração de manómetros.....	58
Tabela 6.8. Valores das componentes de incerteza nos vários patamares	58
Tabela 6.9. Incerteza expandida obtida para os vários patamares de calibração do manómetro (GUM)	59
Tabela 6.10. Incerteza expandida obtida para os vários patamares de calibração do manómetro (MMC).....	59
Tabela 6.11. Valores dos vários parâmetros utilizados nos testes do instrumento virtual	69
Tabela 6.12. Valores de pressão obtidos através do instrumento virtual.....	69
Tabela 7.1. Características da câmara geradora de humidade relativa	71
Tabela 7.2. Patamares de pressão realizados na calibração do gerador 2500ST-LT	74
Tabela 7.3. Coeficientes de correção de pressão do gerador de humidade.....	75
Tabela 7.4. Características e patamares de temperatura para os vários PRTs	76
Tabela 7.5. Coeficientes de correção de temperatura do gerador de humidade	77
Tabela 7.6. Patamares de humidade relativa para análise de incertezas	77
Tabela 7.7. Fontes de incerteza das variáveis de pressão	77
Tabela 7.8. Incerteza padrão associada ao controlador de pressão.....	78
Tabela 7.9. Valores possíveis para incerteza devido à resolução do transdutor	78
Tabela 7.10. Valores da incerteza devido ao fenómeno de histerese.....	79
Tabela 7.11. Valores de dispersão para a pressão do saturador e da câmara.....	79
Tabela 7.12. Valores de incerteza padrão da pressão do saturador e da câmara	79
Tabela 7.13. Fontes de incertezas das variáveis de temperatura.....	80
Tabela 7.14. Incerteza padrão do padrão das variáveis de temperatura.....	80

Tabela 7.15. Dispersão da temperatura do saturador e da câmara.....	81
Tabela 7.16. Incerteza padrão das variáveis de temperatura	81
Tabela 7.17. Valores das distribuições das variáveis de entrada para o cálculo de incertezas do gerador	81
Tabela 7.18. Valores médios de humidade e incerteza expandida calculada através do HumiCalc	82
Tabela 7.19. Incerteza expandida do gerador de humidade para os vários patamares em <i>MATLAB</i>	82
Tabela 7.20. Incerteza expandida e valores médios do gerador de humidade calculado em Excel	83
Tabela 7.21. Comparação das incertezas e valores médios do MMC em <i>MATLAB</i> com HumiCalc	84
Tabela 7.22. Comparação das incertezas e valores médios do MMC em Excel com HumiCalc	84
Tabela 7.23. Fontes de incerteza a utilizar no GUM para cálculo de incerteza do higrómetro	91
Tabela 7.24. Quantificação das fontes de incerteza independentes do patamar de humidade	91
Tabela 7.25. Quantificação das variáveis dependentes do patamar de humidade relativa	92
Tabela 7.26. Incerteza expandida obtida para o higrómetro de espelho através do GUM	92
Tabela 7.27. Incerteza padrão da temperatura da câmara.....	93
Tabela 7.28. Fontes de incerteza da temperatura de ponto de orvalho e da temperatura do ar	93
Tabela 7.29. Quantificação das incertezas da temperatura de ponto de orvalho e do ar	94
Tabela 7.30. Valores médios e incerteza padrão associada à temperatura de ponto de orvalho e do ar	94
Tabela 7.31. Valores médios e incerteza expandida para higrómetro de ponto de orvalho (HumiCalc)	94
Tabela 7.32. Valores médios de humidade relativa obtidos pelo higrómetro de ponto de orvalho	94
Tabela 7.33. Incerteza expandida obtida para o higrómetro de ponto de orvalho (MMC - <i>MATLAB</i>)	95
Tabela 7.34. Incerteza expandida e valores médios do higrómetro de ponto de orvalho através do MMC em Excel	96
Tabela 7.35. Comparação entre GUM e HumiCalc	97
Tabela 7.36. Comparação entre HumiCalc e MMC (<i>MATLAB</i> e Excel).....	98

Prefácio

A presente dissertação de Mestrado, realizada com o apoio do Centro de Metrologia (CEM) do Laboratório Regional de Engenharia Civil (LREC), surgiu da necessidade conjunta do autor, em realizar um trabalho final para conclusão do Mestrado em Engenharia de Telecomunicações e Redes de Energia, e do CEM, para realização de um estudo de incertezas de vários equipamentos, através de vários métodos, e desenvolvimento de instrumentação virtual para automatização de procedimentos metrológicos.

Assim sendo, após integração no CEM/LREC, o autor realizou um estudo do equipamento de controlo de pressão pertencente ao CEM, sendo que posteriormente, tendo em conta as características estudadas, foi implementado um instrumento virtual para permitir a realização do procedimento de calibração de equipamentos medidores da grandeza pressão (ex. manómetros, indicadores de pressão, etc.). Uma vez que se pretendia a calibração dos equipamentos anteriormente referidos, foi realizado um estudo das incertezas de medição associadas a estes, através do GUM (*Guide for the Expression of Uncertainty in Measurement*) e do Método de Monte Carlo (MMC), implementado pelo autor.

Posteriormente, foi realizado um estudo relativamente a uma câmara geradora de humidade, cujas características metrológicas permitem ao CEM um elevado grau de exatidão e fiabilidade nos valores de humidade gerados, permitindo assim a calibração de equipamentos com melhores características metrológicas, do que aquelas que o CEM está atualmente habilitado a realizar. Também para esta câmara geradora de humidade foi realizado um estudo das incertezas de medição, sendo que este, devido à complexidade do modelo matemático utilizado, foi realizado através do *software* HumiCalc (do fabricante) e de outro MMC, também projetado pelo autor.

Uma vez conhecidas as incertezas de medição da câmara geradora de humidade, foi implementado um instrumento virtual de modo a permitir a obtenção simultânea de dados de humidade relativa provenientes de um higrómetro de ponto de orvalho e da câmara geradora de humidade, de forma a ser realizada, internamente, a calibração do higrómetro. Após obtenção dos dados, foi realizado um estudo relativamente às incertezas de medição do higrómetro, sendo que para tal utilizou-se o GUM, o *software* HumiCalc e ainda outro MMC implementado pelo autor.

O Capítulo 1 apresenta uma pequena introdução à Metrologia, Sistemas de Qualidade e esclarece mais detalhadamente a motivação para esta dissertação e os seus objetivos.

No Capítulo 2 estão patentes, entre outros tópicos, as características metrológicas de sistemas de medição, como é caracterizado um processo de medição, a importância da rastreabilidade e quais as vantagens de utilização da instrumentação virtual.

No Capítulo 3 é possível verificar a teoria de suporte do GUM, que é um método para cálculo de incertezas de medição, a sua aplicabilidade, limitações, forma de avaliação

das incertezas de medição, bem como a sua estrutura. Para além disto são explicados alguns conceitos fulcrais, de modo a entender a análise de incertezas realizada.

No Capítulo 4 está exposta a teoria utilizada para o cálculo de incertezas através do MMC, cuja aplicabilidade nesta dissertação é muito utilizada. Entre outros tópicos, é possível observar as suas vantagens, relativamente ao GUM, bem como a teoria probabilística que permite a sua utilização para obtenção das incertezas de medição de um determinado modelo matemático.

Relativamente às implementações do MMC realizadas pelo autor, no Capítulo 5 é possível observar as várias funcionalidades destas implementações, e a forma como estas realizam o cálculo das incertezas dos vários sistemas que se pretende analisar.

No Capítulo 6 é discriminado o estudo realizado para o controlador de pressão pertencente ao CEM, a conceção e implementação do instrumento virtual para calibração de manómetros e o cálculo de incertezas de um manómetro calibrado, através do instrumento virtual, utilizando o GUM e o MMC.

Por sua vez no Capítulo 7 é possível observar o estudo realizado à câmara geradora de humidade, a sua calibração e o estudo e cálculo das incertezas desta através do MMC e do *software* HumiCalc. Para além disto é possível verificar ainda o instrumento virtual implementado para calibração do higrómetro de ponto de orvalho e o cálculo das incertezas de medição do higrómetro através do GUM, *software* HumiCalc e MMC.

O Capítulo 8 apresenta as conclusões retiradas de todo o trabalho desenvolvido pelo autor no CEM e na Universidade da Madeira.

Agradecimentos

Gostaria de tomar esta oportunidade, para agradecer a todos aqueles que, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização desta dissertação.

Aos meus pais, por terem sempre acreditado nas minhas capacidades e me apoiarem totalmente em todas as minhas decisões, quer a nível académico quer a nível pessoal.

Ao Professor José Manuel Baptista, por confiar nas minhas competências para o desenvolvimento deste trabalho no LREC, bem como por toda a sua ajuda e motivação ao longo da minha vida académica.

Ao Doutor João Alves e Sousa, pela oportunidade de trabalhar no CEM, permitindo-me assim conhecer e compreender uma vertente da engenharia que desconhecia, bem como por toda a ajuda que permitiu a realização desta dissertação.

Ao LREC e a todos os seus membros, em especial aos técnicos Jorge Tristão, José Sousa e Leonardo Correia por toda a sua ajuda no esclarecimento de dúvidas relativas aos procedimentos internos utilizados neste trabalho.

À Universidade da Madeira, pela formação académica fornecida, e a todos os elementos que a constituem, em especial os Professores Dionísio Barros, Luís Gomes, Amândio Azevedo e Morgado Dias.

Aos meus amigos e a todos os que são parte integrante da minha vida, pois a sua compreensão, apoio, amizade e camaradagem permitem-me manter uma mente saudável e pronta para a resolução de qualquer desafio que possa surgir.

1 - INTRODUÇÃO

1.1 – Motivação

Num mundo cada vez mais dependente das novas tecnologias, o papel da ciência da medição, ou metrologia, é mais importante do que nunca. O aparecimento de novas tecnologias e desenvolvimentos a nível da física permitem a criação de novos produtos que necessitam de um nível de exatidão, relativamente às medições durante o processo de fabrico, mais elevado. Por exemplo, a criação do LASER, devido à investigação no campo da física, veio trazer uma maior exatidão nas medições dimensionais, que por sua vez originou novos processos de medição e a criação de novos produtos (ex. leitor de CDs portátil, etc.) com necessidades de medições mais exatas e fiáveis [1].

Aplicada à metrologia, esta necessidade de maior exatidão nos processos industriais vem introduzir uma maior dificuldade, quando se pretende realizar a calibração destes equipamentos, quer em termos da obtenção de sistemas de medição suficientemente exatos, quer em termos do cálculo das incertezas de medição inerentes a um determinado fenómeno físico ou objeto, que se pretende medir. De modo a contornar este problema, torna-se imperativo a utilização de sistemas automatizados e que incorporem a mais recente tecnologia, de modo a aliviar a carga imposta nos operadores metrológicos, levando a um incremento da produtividade e reduzindo tempos de execução, erros e custos de operação.

Tendo em conta a premissa anterior, o Centro de Metrologia (CEM), como laboratório metrológico, pretende uma melhoria dos seus serviços, em termos de exatidão e aumento de produtividade. Para tal, o recurso a instrumentação virtual é vital, pois permite a adaptação dos equipamentos à realidade laboratorial, bem como a utilização de equipamentos mais exatos, como a câmara de geração de humidade relativa de duas pressões. Para além disto, o CEM tem como objetivo alargar a sua área de aplicação a outras grandezas físicas, como por exemplo a calibração de manómetros através de um controlador pneumático de pressão de elevada precisão.

1.2 – Objetivos

Este trabalho tem como objetivos primordiais a implementação do Método de Monte Carlo (MMC) para análise de incertezas de medição em sistemas não lineares, caracterização de um sistema pneumático de geração de pressão para calibração de manómetros e estudo de uma câmara condicionada para geração de humidade relativa, sendo que todos estes equipamentos se encontravam sob a posse do CEM do Laboratório Regional de Engenharia Civil (LREC) da Madeira. Para além disto, recorreu-se à implementação de instrumentação virtual em *LabVIEW* de modo a simplificar a tarefa dos operadores.

De modo a atingir os objetivos propostos, para a implementação do MMC foi necessário o estudo deste tipo de método numérico bem como a elaboração de um

algoritmo que permitisse a sua execução, independentemente do sistema que se pretende analisar. Assim sendo, utilizou-se o *software MATLAB* para a sua implementação genérica, sendo que posteriormente foram realizados mais dois algoritmos do MMC para problemas específicos.

Relativamente ao sistema pneumático de geração de pressão, foi necessário realizar um estudo sobre as suas capacidades e limitações, bem como verificar a sua funcionalidade, da perspectiva do operador metrológico, para a calibração de manómetros. Após realizados alguns testes no equipamento, e tendo em conta o procedimento de calibração de manómetros existente no CEM, foi elaborado um instrumento virtual, utilizando o *software LabVIEW*, de modo a simplificar a calibração de manómetros aos operadores e remover algum do erro e incerteza associados a estes.

Finalmente realizou-se o estudo de uma câmara condicionada para geração de humidade relativa, incluindo o seu método de funcionamento, limitações e capacidades. Foi efetuada, também, a calibração deste equipamento e fez-se o levantamento de possíveis fontes de incerteza associadas à geração de humidade, sendo que estas foram posteriormente utilizadas para o cálculo da incerteza expandida da câmara através do MMC. Também para este equipamento foi criado um instrumento virtual, o qual pode ser utilizado para obtenção de dados provenientes da câmara e do higrómetro de ponto de orvalho, ou higrómetro de espelho, que é calibrado com recurso à utilização desta câmara, com indicação no ecrã do computador, quer graficamente quer textualmente.

1.3 – A Importância da Metrologia

Hoje em dia, é necessária a medição fiável e precisa de vários fenómenos físicos e objetos, em áreas cuja aplicação da metrologia não era considerada. Estas novas necessidades prendem-se com o aparecimento de novos materiais e técnicas de construção de bens e devido à utilização de componentes cada vez menores nos processos de produção (ex. eletrónica, etc.). Assim sendo, a aplicação da metrologia, ou ciência da medição, terá de ser alargada de modo a englobar sistemas de medição mais avançados e permitir uma análise de incerteza cada vez mais completa e precisa. Estes novos sistemas de medição deverão estar rastreados a padrões de referência de melhor incerteza, de modo a realizar com sucesso a expansão dos campos de aplicação da metrologia [2].

A aplicação da metrologia, com os seus padrões de referência rastreados e aceites mundialmente, ao comércio internacional é de extrema importância pois permite uma quantificação uniforme e fiável dos bens a trocar, independentemente da sua origem ou do tipo de bem (ex. alimentos, produtos de saúde, etc.). De um modo geral, é necessário fornecer, aos utilizadores, um resultado credível e confiável, visto que este pode afetar diretamente a economia, saúde e segurança da população, quando é necessário agir sobre estes. A única forma de assegurar a credibilidade e fiabilidade dos resultados é através da utilização de medidas bem definidas pelo Sistema Internacional de Unidades (SI) e padrões de referência mantidos pelo Bureau Internacional de Pesos e Medidas (BIPM) e pelos Laboratórios Nacionais de Metrologia (LNM) [2].

Algumas das aplicações, presentes e futuras, da metrologia estendem-se aos ramos da física e engenharia, nano metrologia, química, saúde, segurança na alimentação, poluição ambiental, entre outros [2].

1.4 – Sistemas de Qualidade

As premissas principais na criação de um bom sistema de qualidade consistem em,

- ***Documentar o que fazer*** – Documentar, detalhadamente, como realizar um procedimento de calibração, procedimento de operação, protocolos, etc. [3];
- ***Executar o que está documentado*** – Seguir as instruções documentadas anteriormente aquando da realização de calibrações, validações ou um procedimento específico [3];
- ***Registar o que foi executado*** – Registar os resultados das medições e observar valores indicados pelo equipamento antes e depois de realizar o seu ajuste [3];
- ***Verificar os resultados*** – Verificar que a inspeção, medição e teste do equipamento se encontram dentro das tolerâncias definidas no procedimento [3];
- ***Agir sobre a diferença*** – Se os resultados obtidos superarem as tolerâncias definidas pelos procedimentos ou pelo fabricante do equipamento, deverá ser feita uma reavaliação da utilização do equipamento em questão [3].

A definição inequívoca das premissas anteriores permitirá que as calibrações realizadas num laboratório, que implemente um sistema de gestão de qualidade, sejam realizadas de forma estável, sendo que os resultados obtidos refletirão um processo de medição consistente. De modo a manter este processo consistente, deverá ser avaliada constantemente a eficiência dos procedimentos utilizados, realizando alterações nestes conforme necessário [3].

O papel do operador, num laboratório que implemente um sistema de gestão de qualidade, consiste em seguir à risca o procedimento de calibração, reunir os dados e documentar os resultados de cada vez que é realizado um procedimento. Isto permitirá analisar a tendência dos resultados, que servirá para melhorar os processos de medição e procedimentos de calibração implementados [3].

2 - MEDIÇÕES E INSTRUMENTAÇÃO CIENTÍFICA

Medição e instrumentação sempre tiveram um papel importante na produção industrial e nas trocas comerciais, seja antes, através do suporte do método tradicional de produção, ou mais recentemente, através do suporte do método mais tecnológico desta. Assim sendo, é de todo expectável que a instrumentação científica seja aplicada ao campo da metrologia, ou medição, quer como ajuda para calibração de equipamentos metrológicos quer na realização de ensaios metrológicos.

Neste capítulo pretende-se introduzir alguns conceitos inerentes à ciência metrológica e aos sistemas de medição utilizados por esta. Para além disto pretende-se ainda mostrar as vantagens da instrumentação virtual aplicada à engenharia, incluindo a metrologia.

2.1 – Caracterização de um Processo de Medição

Um processo de medição é constituído por um conjunto de fatores envolvidos numa operação de medição. Esta abrange o meio de medição, o procedimento de medição, o operador que realiza a operação, o método de medição e a definição, clara e inequívoca, da mensuranda [4].

De seguida serão explicados sucintamente alguns dos elementos referidos anteriormente, de modo a obter-se uma melhor visualização das influências destes no resultado final de uma medição.

- **Definição de mensuranda** – A especificação da mensuranda, que é a grandeza que se pretende medir, exige conhecimento da sua natureza e a descrição do estado do fenómeno, corpo ou substância de que a grandeza é uma propriedade, incluindo qualquer componente relevante e as entidades químicas envolvidas [5];
- **Procedimento de medição** – Descrição detalhada de uma medição de acordo com um ou mais princípios de medição e um dado método de medição, baseado num modelo de medição de modo a obter-se um resultado de medição. O procedimento de medição deverá ser detalhado de forma a permitir o operador executar a medição [5];
- **Sistema de medição** – Um sistema de medição consiste num conjunto de um ou mais instrumentos de medição associados e adaptados para fornecer informação destinada a obter valores medidos dentro de intervalos especificados para grandezas de naturezas determinadas [5];
- **Fonte de incerteza** – Definida por um parâmetro não negativo que caracteriza a dispersão dos valores da grandeza que são atribuídos à mensuranda a partir das informações disponíveis. Caso as componentes sistemáticas sejam corrigidas completamente, estas não são consideradas como fonte de incerteza. Por sua vez, as componentes aleatórias sempre terão um impacto na incerteza de um resultado [5].

2.2 – Métodos Básicos de Medição

A definição de método de medição, pelo VIM (Vocabulário Internacional de Metrologia), é dada como sendo uma “sequência lógica de operações, descritas genericamente, utilizadas na execução de medições”. Estas podem ser realizadas de várias formas, sendo que as mais utilizadas se encontram referidas abaixo [4].

- **Método de medição direto** – O valor da grandeza a medir é obtido diretamente e não através de outras grandezas relacionadas matematicamente com esta (ex. medição de comprimento com uma escala graduada) [6];
- **Método de medição indireto** – O valor da grandeza a medir é obtido através da medição de outras grandezas relacionadas matematicamente com esta (ex. medição de temperatura recorrendo a um termopar) [6];
- **Método de medição por comparação direta** – O valor da grandeza a medir é obtido por comparação direta com o valor conhecido de uma grandeza da mesma natureza (ex. medição de uma fita métrica) [6];
- **Método de medição por substituição** – O valor da grandeza a medir é obtido substituindo o objeto sobre medição por outro, de grandeza da mesma natureza, mas com valor conhecido (ex. determinação de massa através da utilização de uma balança e massas padrão) [6];
- **Método de medição diferencial** – O valor da grandeza a medir é comparado com uma grandeza da mesma natureza, de valor conhecido, denominada de padrão. O valor da grandeza a medir será dado como sendo a soma algébrica do valor do padrão com o desvio medido da grandeza medida (ex. calibração de um bloco-padrão com recurso a um comparador) [6];
- **Método de medição absoluto** – O valor da grandeza a medir é obtido diretamente a partir de uma referência posicional de valor equivalente ao valor da grandeza de medição, que corresponde à indicação total do instrumento de medição [6];
- **Método de medição por zero** – O valor da grandeza a medir é obtido ajustando uma ou várias grandezas, de valor conhecido, associadas à grandeza a medir por uma relação conhecida no ponto de equilíbrio (ex. medição de uma impedância elétrica com uma ponte e um indicador de zero) [6].

2.3 – Características Metrológicas de um Sistema de Medição

Os sistemas de medição são caracterizados por um elevado número de parâmetros que permitem ao operador verificar o seu comportamento bem como o seu desempenho. Tais parâmetros, denominados por características metrológicas, são os parâmetros mais importantes a ter em conta aquando da aquisição ou análise de um sistema de medição, sendo que cada uma delas acrescenta informação necessária para a caracterização total do sistema. De seguida serão discriminadas as características mais importantes a ter em conta num sistema de medição.

2.3.1 – Caraterísticas Relativas à Gama de Utilização

Um sistema de medição é desenvolvido para funcionar dentro de uma gama de utilização, cujos limites são bem definidos, de modo a permitir valores de medição mais precisos dependendo da aplicação desejada. Para além disto, a gama de utilização permite proteger o equipamento de situações que poderão, eventualmente, resultar na sua danificação.

A caraterística mais importante da gama de utilização é a **Gama de Medição (GM)**, que pode ser definida como sendo o valor absoluto da diferença entre os valores extremos da gama nominal de indicação (ex. supondo um intervalo nominal de $\pm 10V$, a gama de medição é 20V) [5].

2.3.2 – Caraterísticas Relativas à Indicação

Como já foi referido anteriormente, a indicação dos valores medidos pode ser realizada analógica ou digitalmente. Os indicadores analógicos são normalmente constituídos por ponteiros ou marcas que se movem sobre uma escala, enquanto os indicadores digitais possuem dígitos numéricos para quantificação da medição. Enquanto o primeiro modo de indicação necessita de um maior esforço do operador para obtenção dos valores medidos, por vezes através de interpolação, o segundo permite a obtenção de um valor mais legível e com menor erro de leitura [4].

A característica mais importante da indicação de um equipamento é a **Resolução (R)**, que consiste na menor variação numa grandeza a medir que provoca uma variação perceptível na correspondente indicação [5]. Num sistema com mostrador digital a resolução equivale ao incremento digital. Por outro lado, em sistemas com mostradores analógicos a resolução depende da qualidade do dispositivo indicador, a capacidade do utilizador realizar interpolações e tomar decisões aquando do uso e das necessidades de medição [4].

2.3.3 – Caraterísticas Impulsionais

Outros dos parâmetros importantes num sistema de medição permitem descrever a relação entre o estímulo da variável de entrada e a resposta da variável de saída deste, também denominado de resposta impulsional. De seguida serão explicitados alguns dos parâmetros impulsionais a ter em conta na escolha e análise de um sistema de medição.

- **Sensibilidade (S)** – Definida como a razão entre a variação de uma indicação de um sistema de medição e a correspondente variação do valor da grandeza medida [5]. Para sistemas de medição lineares, a sensibilidade é constante, sendo que para sistemas não lineares a sensibilidade é variável, podendo ser calculada através da derivada da resposta impulsional no ponto a analisar [4];
- **Curva de Calibração (CC)** – Representação gráfica da relação entre a indicação e o correspondente resultado de medição [5]. Este pode ser utilizado para verificar a forma como os erros se manifestam e permite a compensação de erros

sistemáticos. De notar que a curva de calibração apenas poderá ser utilizada nas condições em que foi obtida [4];

- **Histerese (H)** – Pode ser provocada devido ao atrito entre partes móveis do sistema de medição, sejam estas mecânicas, elétricas ou magnéticas, ou devido a folgas existentes entre estas. Normalmente sobre ação da mensuranda, as peças de um sistema de medição movem-se com a sua intensidade, levando a que, no caso em que a mensuranda cresce ou decresce, aquando da inversão desta força o resultado final seja afetado pela histerese. Assim sendo, pode-se definir a histerese como sendo a diferença entre a indicação, para um determinado valor da mensuranda, quando é atingido por valores crescentes e quando é atingido por valores decrescentes [4];
- **Limiar de Mobilidade (LM)** – É a maior variação no valor de uma grandeza a medir que não causa variação detetável na correspondente indicação [5].

2.3.4 – Características Relacionadas com os Erros de Medição

Devido à existência de vários tipos de erros e comportamentos não ideais que podem afetar o resultado de uma medição, os parâmetros definidos de seguida são de extrema importância e definem a capacidade de medição de um sistema.

- **Correção (C)** – Compensação num valor medido de um efeito sistemático conhecido [5]. Normalmente, a correção corresponde à tendência com o sinal inverso. Tal como a tendência, esta correção não é perfeita uma vez que possui uma incerteza associada [4];
- **Repetibilidade (Re)** – Fidelidade de uma medição para um conjunto de condições de repetibilidade (ex. mesmo procedimento de medição, os mesmos operadores, o mesmo sistema de medição, as mesmas condições operativas e a mesma localização e medições repetidas) para o mesmo objeto num curto intervalo de tempo [5];
- **Reprodutibilidade (Rp)** – Fidelidade de uma medição para um conjunto de condições de reprodutibilidade (ex. diferentes locais, operadores e sistemas de medição e medições repetidas) para o mesmo objeto em diferentes momentos de realização de medições [5];
- **Estabilidade** – Propriedade de um sistema de medição que quantifica a aptidão de um sistema em manter as suas características metrológicas constantes no tempo [5]. Esta pode ser avaliada pelo intervalo de tempo no qual a característica metrológica varia de uma quantidade predeterminada ou em termos da variação observada numa característica num determinado período de tempo [4];
- **Degradação** – Alteração contínua ou incremental da indicação de um instrumento de medição no tempo, devida à variação das suas propriedades metrológicas (ex. devido à influência da temperatura, humidade, etc.) [5];
- **Precisão e Exatidão** – Devem ser usadas apenas qualitativamente em metrologia. Exatidão denota o grau de concordância entre o resultado de uma

medição e o valor da mensuranda enquanto a precisão está associada à baixa dispersão dos resultados obtidos [4].

2.4 – Calibração de Sistemas de Medição

O termo calibração pode ser definido como sendo um conjunto de operações que estabelece, sob condições especificadas, a relação entre os valores indicados por um instrumento; sistema de medição; valores representados por uma medida materializada ou um material de referência e os valores correspondentes das grandezas estabelecidos por padrões. Uma vez que as relações não são únicas, é necessário identificar claramente as condições nas quais a calibração deverá ser realizada [4].

De seguida serão expostos alguns métodos de calibração bem como introduzir o conceito de rastreabilidade.

2.4.1 – Métodos de Calibração

Num processo de calibração, um sistema de medição é submetido a valores conhecidos da mensuranda, em condições bem definidas, e é analisada a sua resposta. De notar que o valor da mensuranda deverá ser conhecido e com incertezas melhores do que aquelas esperadas para o sistema sobre calibração.

Normalmente é empregue o uso de padrões de calibração, definidos como sendo uma medida materializada, instrumento de medição, material de referência ou sistema de medição destinado a definir, realizar, conservar ou reproduzir uma unidade ou um ou mais valores de uma grandeza considerada de referência.

2.4.1.1 – Calibração Direta

No método de calibração direta, o padrão é aplicado diretamente sobre o sistema de medição a calibrar, ou SMC e o valor deste é comparado com o valor do padrão, denominado de valor convencionalmente verdadeiro, ou VCV. As incertezas do padrão deverão ser o mais pequenas possível de modo a que as diferenças encontradas entre o SMC e o VCV reflitam apenas os erros do sistema de medição. Na Figura 2.1 é possível observar o diagrama representativo de uma calibração direta [4].

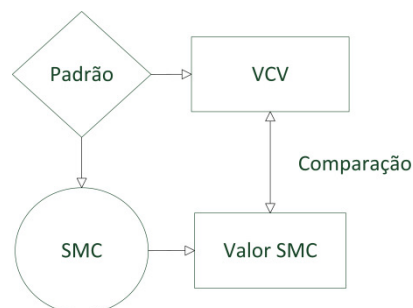


Figura 2.1. Diagrama de uma calibração direta

Como exemplo deste tipo de calibração tem-se a calibração de balanças e paquímetros, através da utilização de massas e blocos padrão.

2.4.1.2 – Calibração Indireta

No caso em que não se possuem medidas materializadas para as grandezas de medição, é utilizado o método de calibração indireta. Nesta situação, a grandeza a medir é gerada através de um dispositivo auxiliar, cujo valor deverá ser estável mas não necessariamente conhecido, que depois será medido simultaneamente pelo sistema de medição padrão e o sistema de medição a calibrar, sendo que estes valores serão então comparados. Na Figura 2.2 está exposto um diagrama representativo deste tipo de calibração [4].

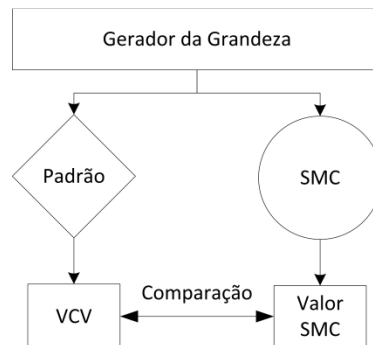


Figura 2.2. Diagrama representativo de uma calibração indireta

Como exemplo deste tipo de calibração tem-se a calibração de um velocímetro de um automóvel, massas padrão e hastes-padrão de um sistema interferométrico.

2.4.1.3 – Calibração *in situ*

Este tipo de calibração é uma alternativa para quando as condições de calibração diferem significativamente das condições de uso do equipamento. Neste caso, dependendo da política do laboratório, os padrões são transportados até o local onde o sistema de medição é utilizado, sendo que é realizada a calibração nesse local. De notar que os resultados obtidos podem ser tão ou mais confiáveis que aqueles obtidos num ambiente laboratorial, caso as devidas precauções sejam tomadas [4].

2.4.1.4 – Calibração Parcial

Normalmente, um sistema de medição é tomado como um todo, sendo que a calibração deste afeta todos os seus componentes e a sua forma de funcionamento. Porém existem casos onde é vantajosa a calibração de vários módulos que compõem o sistema de medição separadamente [4].

Por exemplo, um sistema que fornece a indicação vetorial da força num eixo cartesiano pode ser alvo deste tipo de calibração pois é mais simples calibrar cada componente separadamente do que todas em simultâneo [4].

Mais adiante será demonstrado um sistema de geração de humidade que usa exatamente este tipo de calibração.

2.4.2 – Rastreabilidade

A rastreabilidade permite criar uma relação hierárquica que relaciona sistemas de medição a padrões que, por sua vez, estão relacionados a outros padrões de qualidade superior. O elemento do topo desta hierarquia é definido pela unidade de medida que por sua vez está relacionada com as definições das unidades base do Sistema Internacional (SI).

É denominada de rastreabilidade, a propriedade do resultado de uma medição, ou o valor de um padrão, estar relacionado a referências estabelecidas, padrões internacionais ou nacionais, por meio de uma cadeia ininterrupta de comparações, sendo que todas possuem incertezas estabelecidas. Esta propriedade é de importância fulcral em metrologia, uma vez que permite a uniformidade nas medições em qualquer momento e em qualquer lugar do planeta [4].

As relações hierárquicas demonstradas na Figura 2.3 são estabelecidas com base nos níveis de incerteza envolvidos, sendo que os níveis mais baixos da hierarquia possuem uma incerteza maior associada aos padrões utilizados [4].



Figura 2.3. Hierarquia de padrões

Relativamente à estrutura hierárquica, o nível superior é constituído pelas definições fundamentais das unidades de medida do SI, o segundo nível contém os padrões internacionais, mantidos pelo Bureau Internacional de Pesos e Medidas (BIPM), utilizados para calibração dos padrões dos Laboratórios Nacionais de Metrologia (LNM). Por sua vez, estes LNM contêm os padrões de calibração dos padrões de referência de laboratórios acreditados de calibração (LAC), fornecedores de serviços de calibração a terceiros, que por sua vez, servem de base aos padrões de referência de laboratórios acreditados de ensaio (LAE), que realizam ensaios para a avaliação e certificação de vários produtos. No nível inferior encontram-se os designados padrões de trabalho que permitem a criação dos produtos que procuram certificação perante os LAE [4].

2.5 – Instrumentação Virtual em Engenharia

A instrumentação virtual pode ser aplicada em vários ramos da engenharia, desde que estes necessitem da criação de uma aplicação de obtenção de dados de equipamentos de leitura, automação de processos, observação fiável de processos de construção ou até tomada de decisões em tempo real. Todos estes fatores podem levar à escolha da utilização de instrumentação virtual. Para além disto, quando se pretende utilizar equipamentos físicos para obtenção de medidas, estes normalmente não são flexíveis, não permitindo ao utilizador adaptá-lo a um determinado procedimento de utilização, sendo que isto compõe outra das vantagens da utilização de instrumentos virtuais.

Uma das ferramentas mais utilizadas, atualmente, para o desenvolvimento de instrumentos virtuais é o *LabVIEW*. Este *software* de desenvolvimento possui imensas bibliotecas que permitem a criação rápida e eficiente do tipo de aplicações indicadas anteriormente [7].

De seguida serão expostas as propriedades mais proeminentes do uso do *LabVIEW* para desenvolvimento de instrumentos virtuais.

2.5.1 – Porquê utilizar o LabVIEW?

O sistema de desenvolvimento *LabVIEW* é uma peça integral da instrumentação virtual uma vez que permite interligar rapidamente, e sem muito esforço, vários equipamentos a uma central de elevada capacidade de processamento, comumente designada por computador pessoal [7].

Uma das ferramentas mais poderosas do *LabVIEW* é o seu ambiente de programação gráfico que permite ao programador organizar a disposição dos vários componentes no ecrã de modo a mostrar os dados capturados, ou calculados, bem como permitir ao utilizador alterar alguns parâmetros do instrumento virtual. Os painéis frontais, dos instrumentos virtuais, podem ser obtidos através da introdução de vários componentes gráficos predefinidos no *LabVIEW*. A semelhança entre diagramas de fluxo, muito utilizados em engenharia, permite que a curva de aprendizagem para utilização do *LabVIEW* seja muito curta, permitindo uma mais rápida familiarização por parte do programador/utilizador [7].

As grandes vantagens da utilização do *LabVIEW* são as seguintes:

- **Controlo de instrumentos físicos e conetividade** – O *LabVIEW* permite a interligação de vários equipamentos de vários fabricantes, e fornece controlo sobre praticamente todos os protocolos de comunicação existentes [7];
- **Ambiente de desenvolvimento aberto** – Muitos dos fabricantes de equipamentos mantêm um conjunto de *drivers* para integração fácil e rápida com o *LabVIEW* [7];
- **Reduz custos e preserva o investimento** – Uma vez que se pode usar um computador equipado com o *LabVIEW* para várias aplicações, isto permite reduzir custos de aquisição de outros *softwares* existentes no mercado, levando a

que os instrumentos virtuais criados sejam muito mais personalizados às necessidades do utilizador [7];

- **Portável** – Um instrumento virtual criado no Windows poderá ser executado no Mac OS ou até Linux [7];
- **Desenvolvimento distribuído** – Permite delegação de tarefas para outras máquinas, bem como criação de aplicações de controlo e monitorização [7];
- **Capacidade de análise** – A instrumentação virtual permite realizar análise de sinal em tempo real e atuar rapidamente sobre esta [7];
- **Capacidade de visualização** – O *LabVIEW* contém uma grande panóplia de ferramentas de visualização de dados, permitindo ao utilizador visualizar os dados em tempo real [7];
- **Flexibilidade e escalabilidade** – Uma vez que as necessidades de um instrumento virtual podem mudar é necessário permitir ao utilizador realizar as mudanças necessárias às novas necessidades de forma rápida e simplificada [7].

3 - GUIA PARA A EXPRESSÃO DE INCERTEZAS NA MEDIÇÃO

Com a aceitação das unidades do Sistema Internacional (SI), houve uma harmonização dos sistemas de medição a nível global, tendo originado a necessidade da criação de um método de avaliação e indicação das incertezas de medição, que permitiria a intercomparação de resultados entre os vários laboratórios existentes. De modo a obter-se um método que fosse aceite mundialmente, era necessário que este fosse universal, ou seja, fosse aplicável a todos os tipos de medições da metrologia física e química e a todos os tipos de dados utilizados na medição, e de simples perceção e implementação. Para além disto, a incerteza obtida através deste método deverá ser transferível, ou seja, se se utilizar o resultado de uma medição noutra medição, a incerteza da primeira poderá ser utilizada para determinar a incerteza da segunda, e internamente consistente, ou seja, a incerteza da medição deverá ser obtida através da combinação de todas as componentes que a compõem, mas ao mesmo tempo deverá ser independente da forma como estas componentes estão agrupadas e da decomposição das componentes em subcomponentes [8].

Devido à importância da rastreabilidade internacional de padrões de medida nacionais, o Comité Internacional de Pesos e Medidas (CIPM) pediu em 1977 ao Bureau Internacional de Pesos e Medidas (BIPM) que se focasse neste problema em associação com os laboratórios metrológicos nacionais e indicasse recomendações para uma abordagem harmonizada para o cálculo de incertezas. Para tal, o BIPM criou um grupo de trabalho, denominado *Working Group on the Statement of Uncertainties*. Este desenvolveu um conjunto de recomendações, denominadas *Recommendation INC-1 (1980), Expression of Experimental Uncertainties* [8]. As recomendações elaboradas pelo grupo de trabalho foram as seguintes:

1. A incerteza de uma medição consiste, geralmente, de vários componentes que podem ser agrupados em duas categorias, de acordo com o modo como o seu valor numérico é estimado [8];
2. Os componentes na categoria A são caracterizados pela estimativa da variância s_i^2 (ou estimativa do desvio padrão s_i) e pelo número de graus de liberdade, sendo que as covariâncias também devem ser indicadas, quando apropriado [8];
3. Os componentes na categoria B são caracterizados por quantidades u_j^2 , que podem ser consideradas aproximações das suas variâncias. As quantidades u_j^2 podem ser consideradas como variâncias e as quantidades u_j como desvios padrão. Onde apropriado, as covariâncias devem ser tratadas de forma análoga [8];
4. A incerteza combinada deve ser caracterizada pelo valor numérico obtido ao aplicar o método usual de combinação de variâncias. A incerteza combinada e os seus componentes deverão ser expressos na forma de desvios padrão, e é denominada como incerteza padrão [8];

5. Se para uma aplicação particular, é necessária a multiplicação da incerteza padrão por um fator para obtenção de uma incerteza expandida, este fator de multiplicação deverá ser sempre indicado [8].

Após observação das recomendações realizadas pelo grupo de trabalho, o CIPM notou que estas poderiam servir de base para um eventual acordo para a expressão de incertezas e pediu à Organização Internacional de Padronização (*International Organization for Standardization – ISO*) que preparasse um documento que fosse aceite globalmente e uniformizasse os processos de avaliação e interpretação dos valores de incerteza especificados pelos vários laboratórios metrológicos [8].

Assim sendo, a ISO focou-se, inicialmente, no desenvolvimento de padrões e especificações para as várias áreas relacionadas com produtos, sistemas e métodos de medição. O documento, elaborado pela ISO, deveria fornecer regras para a expressão de incertezas de medição para uso na padronização, calibração, acreditação laboratorial e serviços metrológicos. Tal documento, hoje conhecido como o Guia para a Expressão de Incertezas na Medição (*Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement* ou *GUM*) tem ainda como função, indicar a forma como a expressão de incerteza é obtida e fornecer uma base para comparação internacional dos resultados de medições [8].

3.1 – Definição dos Termos Utilizados pelo GUM

Apesar do GUM ter sido baseado nas recomendações realizadas pelo grupo de trabalho criado pelo BIPM, a classificação das componentes da incerteza, que foi a primeira recomendação do grupo, passa a ter o seguinte significado:

- **Avaliação de incerteza de Tipo A** – Método de avaliação de incerteza através da análise estatística de uma série de observações [9];
- **Avaliação de incerteza de Tipo B** – Método de avaliação de incerteza através de um método que não a análise estatística de uma série de observações [9].

Outra das recomendações diz que a avaliação da incerteza das componentes do tipo A deverá ser caracterizada pela variância ou desvio padrão estimados e os seus graus de liberdade. Analogamente, as componentes da avaliação de tipo B serão caracterizadas pela sua variância ou desvio padrão, cuja existência é assumida como verdadeira. De modo a ir de encontro a estas recomendações, o GUM trouxe o conceito de incerteza padrão como a unidade básica da incerteza e incerteza global, denominada de incerteza expandida. Assim sendo, o GUM constata que haverá uma incerteza padrão correspondente a cada um dos fatores de influência que contribuiram para a incerteza [9]. De seguida serão explicitados alguns dos termos de incerteza utilizados pelo GUM:

- **Incerteza padrão (*Standard uncertainty*)** – Incerteza de uma medição expressa através de um desvio padrão [9];
- **Incerteza padrão combinada (*Combined standard uncertainty*)** – Incerteza de uma medição quando é obtida através do valor de outras quantidades, dada pela soma quadrática dos vários termos (*Root Sum of Squares – RSS*), sendo estes a

variância ou covariância de estas quantidades, pesadas de acordo como o resultado da medição varia com a variação destas quantidades [9];

- **Incerteza expandida (*Expanded uncertainty*)** – Valor que define um intervalo do resultado de uma medição, onde é expeável que uma grande parte dos valores, que podem ser atribuídos à mensuranda, se encontre [9];
- **Fator de expansão (*Coverage factor*)** – Fator numérico utilizado como um multiplicador de incerteza padrão combinada de modo a se obter uma incerteza expandida. O valor do fator de expansão, k , toma valores típicos entre 2 e 3, para níveis de confiança entre 95% e 99%, aproximadamente [9].

3.2 – Filosofia do GUM

A incerteza de uma medição reflete a falta de conhecimento acerca do valor da mensuranda. Anteriormente à publicação do GUM, a definição de incerteza era definida como sendo “uma estimativa que caracterizava a gama de valores entre os quais o valor verdadeiro da mensuranda se poderia encontrar” (*International Vocabulary of Basic and General Terms in Metrology*, 1984, VIM). Esta definição estava ligada ao termo valor verdadeiro, o que indica a possibilidade da existência de erro na medição [8].

Com a publicação do GUM, os conceitos de mensuranda, erro e incerteza passaram a ter os seguintes significados:

- O termo “valor verdadeiro” passa a ser inválido. O que se pretende obter numa medição é o valor da mensuranda, e a melhor estimativa para este é através do resultado da medição [9];
- Uma vez que o resultado de uma medição é sempre uma estimativa, este está associado a um erro. Tal erro pode ser proveniente do processo de medição devido à variabilidade aleatória do processo de medição ou devido à correção inadequada de efeitos sistemáticos. Também existe a possibilidade da existência de um efeito sistemático desconhecido, devido ao conhecimento incompleto do mundo físico. O erro é desconhecido e incognoscível (impossível de conhecer) [8] [9];
- Apesar da estimativa do resultado da medição possuir apenas um valor, existe uma infinidade de valores dispersos à volta do resultado estimado, com vários graus de credibilidade. Esta dispersão é definida como a incerteza da medição. A incerteza devido a efeitos aleatórios e efeitos sistemáticos conhecidos pode ser avaliada [8] [9];
- Com a utilização do GUM, a presença de efeitos sistemáticos desconhecidos que influenciam o processo de medição, devido ao conhecimento incompleto do mundo físico, é amplamente aceite. Normalmente, nas situações em que o GUM é aplicável, a presença destes efeitos sistemáticos desconhecidos não é prevista [8].

3.2.1 – Definição de Incerteza de Medição

Após a introdução do GUM, a definição de incerteza existente no VIM foi alterada. Esta é definida como sendo um “parâmetro associado com o resultado de uma medição que caracteriza a dispersão de valores que podem ser razoavelmente atribuídos à mensuranda”. Assim sendo, esta nova definição é qualificada utilizando o conceito de *razoabilidade* [8]. Esta definição de incerteza pode ser complementada pelas seguintes notas:

- A incerteza pode ser dada, por exemplo, por um desvio padrão (ou um múltiplo deste) ou metade de um intervalo de valores para um determinado nível de confiança [8] [9];
- A incerteza de uma medição engloba, no geral, muitos componentes, sendo que alguns podem ser avaliados através de uma distribuição estatística de valores experimentais observáveis (caraterizados por um desvio padrão experimental), ou através de distribuições probabilísticas baseadas na experiência ou outra informação (caraterizados também por um desvio padrão) [8] [9];
- É entendido que o resultado de uma medição é a melhor estimativa do valor da mensuranda e que todos os componentes de incerteza contribuem para o valor final da dispersão [8] [9].

3.3 – Modelação Matemática do Processo de Medição

Um processo de medição pode ser representado por uma função matemática da seguinte forma:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (3.1)$$

onde o y representa o resultado da medição, que é a melhor estimativa do valor da mensuranda, e a incerteza associada a este. O valor de y não é o valor medido diretamente mas determinado através da quantificação das variáveis x_1, x_2 , etc. Uma vez que o valor de y depende dos valores de x_1, x_2 , etc., y é definida como variável dependente e x_1, x_2 , etc. são definidas como sendo variáveis independentes [8] [9]. Por exemplo, a velocidade definida como $v = d/t$ pode ser representada como $v = f(d, t)$ num sistema tipificado por $y = f(x_1, x_2)$.

A função f representa uma relação funcional entre as variáveis independentes e a variável dependente. As variáveis x_1, x_2 , etc. são variáveis aleatórias de entrada, com uma distribuição probabilística determinada à priori e a variável y é uma variável de saída com distribuição probabilística dada pela relação entre as variáveis de entrada [9]. Uma vez que se pretende obter a melhor estimativa para a mensuranda representada por y e a incerteza associada a esta (Δy), então:

$$y = \bar{y} \pm \Delta y \quad (3.2)$$

onde \bar{y} é denominada como sendo a média aritmética da mensuranda.

3.4 – Avaliação das Incertezas

A incerteza padrão é a unidade elementar para o cálculo da incerteza, expressa através de um desvio padrão. Para cada fator que contribui para a incerteza, a incerteza padrão é calculada. A incerteza combinada e expandida são obtidas através do valor da incerteza padrão de vários elementos que contribuem para a incerteza. A incerteza padrão pode ser classificada como sendo de tipo A ou tipo B [8] [9].

3.4.1 – Avaliação de Incerteza de Tipo A

Como já foi explicado anteriormente, a incerteza de tipo A é baseada na análise estatística de observações repetidas da mensuranda, obtidas com as mesmas condições de medição. A incerteza padrão é expressa através de um desvio padrão. Supondo que x_1 é uma variável de entrada de um processo de medição, se $x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}$ forem n repetições observáveis de x_1 , então a melhor estimativa da variável aleatória é dada pela sua média aritmética \bar{x}_1 :

$$\bar{x}_1 = \sum_{i=1}^n \frac{x_{1i}}{n}. \quad (3.3)$$

A estimativa da variância $s_{x_1}^2$ da distribuição de probabilidade de x_1 é dada pela seguinte expressão:

$$s_{x_1}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{1i} - \bar{x}_1)^2}{(n-1)}. \quad (3.4)$$

A raiz quadrada da variância é denominada de desvio padrão experimental, e caracteriza a dispersão dos valores observados à volta do valor médio \bar{x}_1 [8]. Assim sendo, a melhor estimativa da variância da média é dada pela seguinte expressão:

$$\sigma_{\bar{x}_1}^2 = \frac{\sigma_{x_1}^2}{n}. \quad (3.5)$$

O desvio padrão experimental da média ($\sigma_{\bar{x}_1}$) é a raiz quadrada de $\sigma_{x_1}^2$. O valor de $\sigma_{\bar{x}_1}$ quantifica o quão bem \bar{x}_1 estima o valor da mensuranda, e é utilizado como a medida de incerteza de \bar{x}_1 . Os termos $\sigma_{\bar{x}_1}$ e $\sigma_{x_1}^2$ são denominados de incerteza padrão e variância de tipo A. A incerteza padrão de tipo A possui $n - 1$ graus de liberdade [8] [9].

3.4.2 – Avaliação de Incerteza de Tipo B

A incerteza de tipo B é obtida através de outros métodos que não o de análise estatística de uma série de observações. Esta é avaliada através de informação científica sobre a variabilidade das variáveis que contribuem para a incerteza. Este tipo de incerteza é baseado numa distribuição probabilística, adaptada segundo o conhecimento do comportamento da variável. As distribuições probabilísticas mais utilizadas neste tipo de incerteza são a uniforme (retangular), trapezoidal/triangular e a normal (gaussiana) [8] [9].

A avaliação de incerteza de tipo B é tão fiável como a avaliação de incerteza de tipo A, principalmente se a de tipo A for baseada num número pequeno de observações

independentes. Para além disto, a avaliação de incerteza de tipo B permite alguma simplificação uma vez que nos é permitido que seja baseada em informação proveniente de outros laboratórios de calibração, fabricantes e outros [8] [9].

Uma vez que a incerteza padrão é uma medida de dispersão equivalente a um desvio padrão, as componentes das várias incertezas, dependendo da distribuição de probabilidade tomada para a fonte de incerteza, terão de ser transformadas em incertezas padrão através da aplicação de um fator, denominado divisor, cujo valor para as várias distribuições pode ser observado na Tabela 3.1 [10].

Tabela 3.1. Valores do divisor para várias distribuições de probabilidade

<i>Tipo de Incerteza</i>	<i>Distribuição</i>	<i>Divisor</i>
Conhecem-se apenas valores máximos e mínimos de variação ($\pm a$)	Retangular (R)	$\sqrt{3}$
Conhece-se apenas o intervalo de variação ($2a$)	Retangular (R)	$\sqrt{12}$
Conhecem-se os valores máximos e mínimos ($\pm a$) e o valor mais provável	Triangular (T)	$\sqrt{6}$
Incerteza herdada da calibração de equipamentos e padrões	Normal / <i>t-Student</i> (N)	k^1

Assim, de modo a obter-se a incerteza padrão de uma determinada fonte de incerteza, aplica-se a equação (3.6) à estimativa (*Valor*) da incerteza em questão.

$$u_x = \frac{\text{Valor}}{\text{Divisor}} \quad (3.6)$$

onde o *Divisor* é definido segundo a distribuição da fonte de incerteza, discriminado pela Tabela 3.1.

3.5 – Lei da Propagação da Incerteza

A utilização do GUM veio harmonizar os métodos de avaliação da incerteza através da classificação desta em incerteza do tipo A ou tipo B. Assim sendo, qualquer componente que introduza incerteza no processo de medição pode ser definida [8] [9].

De modo a obter-se o valor da incerteza combinada, o GUM recomenda o uso da lei da propagação da incerteza. Esta lei é derivada da expansão em série de Taylor de uma relação funcional frequentemente utilizada em cálculo diferencial [8]. Este processo de linearização, por sua vez, trás algumas limitações que serão abordadas mais adiante.

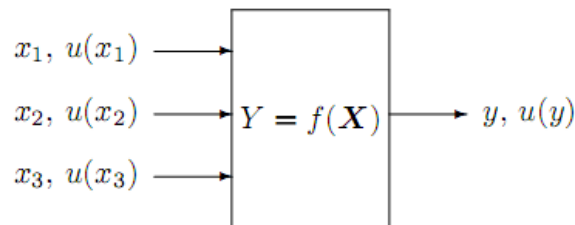


Figura 3.1. Lei da Propagação da Incerteza para 3 variáveis de entrada [11]

¹ Valor de k informado no certificado de calibração.

Um processo de medição, como já foi referido anteriormente, pode ser definido por (3.1), onde x_1, x_2 , etc. são as variáveis de entrada e y é a variável que está sendo medida. Mais uma vez, as variáveis de entrada possuem a sua distribuição probabilística caracterizada pelo seu valor médio \bar{x}_i e variância $u_{x_i}^2$. Analogamente, a variável de saída, y , possui um valor médio \bar{y} e uma variância u_y^2 associada à sua distribuição de probabilidade, que depende das distribuições de probabilidade das várias variáveis de entrada e a natureza da relação funcional entre estas [8] [9].

Após quantificação dos valores médios \bar{x}_i das várias variáveis de entrada, a melhor estimativa da variável de saída, \bar{y} , é obtida através da expressão seguinte:

$$\bar{y} = f(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n) . \quad (3.7)$$

Se a função f for contínua e possuir derivada nos valores médios das variáveis de entrada, então a expansão da série de Taylor pode ser utilizada para obter a variância da variável de saída y [8].

A expansão da série de Taylor é um método comum para expressão de equações não lineares como funções lineares e produz bons resultados se os termos de maior ordem forem estendidos até o infinito. Contudo, quando se está perante um caso de medições físicas, a expansão da série de Taylor é truncada até, no máximo, à segunda ordem. Esta simplificação origina erros desprezáveis [8]. Utilizando a série de Taylor, a relação descrita em (3.7) é dada por:

$$y - \bar{y} = \frac{\delta f}{\delta x_1} (x_1 - \bar{x}_1) + \frac{\delta f}{\delta x_2} (x_2 - \bar{x}_2) + \dots + \frac{\delta f}{\delta x_n} (x_n - \bar{x}_n) . \quad (3.8)$$

A forma simplificada de (3.8) é dada por:

$$y - \bar{y} = \sum_{i=1}^n \frac{\delta f}{\delta x_i} (x_i - \bar{x}_i) \quad (3.9)$$

onde os termos $\delta f / \delta x_i$ são as derivadas parciais da função em relação às várias variáveis de entrada, e o valor de $\delta f / \delta x_i$ é avaliado no valor médio das variáveis de entrada, ou seja, $x_i = \bar{x}_i$ [8] [9]. A estas derivadas parciais chamamos coeficientes de sensibilidade.

A expressão $y - \bar{y}$ corresponde ao erro, e é uma variável aleatória com a mesma distribuição de probabilidade do que a variável de saída, exceto que está deslocada de \bar{y} . Assim sendo, $y - \bar{y}$ terá a mesma variância de y . A variância de y permite obter uma indicação da incerteza combinada de y [8] [9].

A variância de y pode ser obtida através da seguinte equação:

$$\sigma_y^2 = \int (y - \bar{y})^2 \times f(y) dy \quad (3.10)$$

onde σ_y^2 é a variância de y que é variância combinada, e $f(y)$ é a distribuição de probabilidade da variável dependente y . Esta distribuição de probabilidade depende das

funções de densidade de probabilidade das várias variáveis independentes, uma vez que y é uma função destas mesmas variáveis [8].

3.5.1 – Variáveis de Entrada não Correlacionadas

Se duas ou mais variáveis de entrada são independentes e não correlacionadas, a incerteza u_y combinada da variável de saída é dada pela raiz quadrada da variância combinada u_y^2 , obtida através da seguinte equação, denominada de *Lei de Propagação da Incerteza* [8] [9]:

$$u_y^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\delta f}{\delta x_i} \right)^2 u_{x_i}^2 \quad (3.11)$$

onde os termos $\delta f / \delta x_i$ são as derivadas parciais da função em relação às várias variáveis de entrada avaliados no valor médio das variáveis de entrada, ou seja, $x_i = \bar{x}_i$. O termo u_{x_i} é a incerteza padrão da variável x_i obtida através da avaliação de tipo A ou tipo B. O termo u_y corresponde à estimativa do desvio padrão da distribuição de probabilidade de y [8].

Se a não linearidade de f for significativa, deverão ser incluídas ordens superiores no cálculo da variância combinada. Para além disto, se a distribuição de x_i for simétrica em relação à média, então os seguintes termos de segunda ordem, ou até de terceira ordem, deverão ser incluídos [9] [12]:

$$u_y^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \left[\frac{1}{2} \left(\frac{\delta^2 f}{\delta x_i \delta x_j} \right)^2 + \frac{\delta f}{\delta x_i} \frac{\delta^3 f}{\delta x_i \delta x_i \delta x_j^2} \right] u_{x_i}^2 u_{x_j}^2 \quad (3.12)$$

onde $\delta^2 f / \delta x_i \delta x_j$ é a derivada parcial de segunda ordem da função f em relação a x_i e posteriormente em relação a x_j e $\delta f / \delta x_i \times \delta^3 f / \delta x_i \delta x_i \delta x_j^2$ corresponde à derivada parcial de terceira ordem [9].

3.5.1.1 – Coeficientes de Sensibilidade

Supondo uma pequena variação Δx_i na variável de entrada x_i , e mantendo as restantes variáveis constantes, a valor da variável de saída y , também variará de um valor de Δy [8] [9].

$$\Delta y_i = \frac{\delta f}{\delta x_i} \Delta x_i \cdot \quad (3.13)$$

Assim sendo, se u_{x_i} é a incerteza associada à variável x_i e u_{y_i} é a incerteza correspondente da variável de saída y , então u_{y_i} e u_{x_i} terão a seguinte relação [8]:

$$u_{y_i} = \frac{\delta f}{\delta x_i} u_{x_i} \cdot \quad (3.14)$$

A variância combinada u_y^2 pode ser vista como a soma dos termos representando a variância da variável de saída y gerada pela variância de cada variável de entrada x_i [9]:

$$u_y^2 = \sum_{i=1}^n u_{y_i}^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\delta f}{\delta x_i} \right)^2 u_{x_i}^2. \quad (3.15)$$

Os termos $\delta f / \delta x_i$ são definidos como coeficientes de sensibilidade e descrevem como a estimativa da variável de saída y varia com os valores das variáveis de entrada [9].

3.5.2 – Variáveis de Entrada Correlacionadas

A dependência de uma variável em relação a outra é denominada de correlação, ou seja, se a variação do valor de uma variável induz uma variação, positiva ou negativa, na outra variável, diz-se que estas variáveis estão correlacionadas. A dependência mútua entre duas variáveis correlacionadas é denominada de covariância. Este termo é em tudo análogo ao termo de variância e é estimado a partir da observação de n amostras [8] [9].

Se (x_1, y_1) , (x_2, y_2) , etc., são observações de duas variáveis correlacionadas, a sua covariância pode ser dada pela seguinte equação [8] [9]:

$$s(x_i, y_i) = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n-1}. \quad (3.16)$$

3.5.2.1 – Coeficiente de Correlação

O termo coeficiente de correlação é normalmente utilizado como um parâmetro de verificação da dependência entre duas variáveis, ao invés da variância. Este coeficiente de correlação, com valor entre -1 e +1, é representado pela letra r e pode ser estimado segundo a seguinte equação [9] [12]:

$$r(x_i, y_i) = r(y_i, x_i) = \frac{s(x_i, y_i)}{s(x_i)s(y_i)}. \quad (3.17)$$

Assim sendo, a Lei da Propagação da Incerteza para variáveis de entrada correlacionadas é dada por [12],

$$u_y^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\delta f}{\delta x_i} \right)^2 u_{x_i}^2 + 2 \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \left(\frac{\delta f}{\delta x_i} \right) \left(\frac{\delta f}{\delta x_j} \right) u_{(x_i, x_j)} \quad (3.18)$$

onde $u_{(x_i, x_j)}$ é a covariância entre as variáveis x_i e x_j . Por outro lado, em função do coeficiente de correlação, a Lei da Propagação da Incerteza pode ser dada pela seguinte equação [9] [12]:

$$u_y^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\delta f}{\delta x_i} \right)^2 u_{x_i}^2 + 2 \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \left(\frac{\delta f}{\delta x_i} \right) \left(\frac{\delta f}{\delta x_j} \right) u_{x_i} u_{x_j} r(x_i, x_j). \quad (3.19)$$

3.5.3 – Análise da Incerteza na Forma Matricial

Supondo um modelo com apenas uma variável de saída dependente y de N variáveis de entrada $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_N)^T$ e com uma relação matemática f definida por (3.1), é possível obter a incerteza u_y associada à variável de saída y , com estimativa $y = f(\mathbf{X})$, através da seguinte equação [11]:

$$u_y^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \frac{\delta f}{\delta X_i} \Big|_{\mathbf{X} = \mathbf{x}} u(x_i, x_j) \frac{\delta f}{\delta X_j} \Big|_{\mathbf{X} = \mathbf{x}} \quad (3.20)$$

onde as derivadas parciais $\delta f / \delta X_i$, como já foi referido anteriormente, são denominadas de coeficientes de sensibilidade [11].

Uma forma simplificada da determinação da incerteza da variável de saída pode ser obtida pela seguinte equação:

$$u_y^2 = \mathbf{c}^T \mathbf{V}_x \mathbf{c} \quad (3.21)$$

onde \mathbf{V}_x , as variâncias e covariâncias das várias variáveis de entrada, é dado pela seguinte matriz de dimensão $N \times N$ [11]:

$$\mathbf{V}_x = \begin{bmatrix} u(x_1, x_1) & \dots & u(x_1, x_N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ u(x_N, x_1) & \dots & u(x_N, x_N) \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

e o vetor linha \mathbf{c}^T dos vários fatores de sensibilidade é dado pela seguinte fórmula:

$$\mathbf{c}^T = \delta f / \delta X_1, \dots, \delta f / \delta X_N \Big|_{\mathbf{X} = \mathbf{x}} \quad (3.23)$$

Esta nova equação compacta, representada em (3.23), para obtenção da incerteza da variável de saída permite uma implementação do GUM através de *software*, simplificando assim a análise da incerteza.

3.5.4 – Vantagens da Utilização da Lei da Propagação da Incerteza

As principais vantagens da utilização da Lei da Propagação da Incerteza são as seguintes:

- Todos os componentes de incerteza são tratados da mesma forma (variância ou desvio padrão) [8];
- A incerteza combinada u_y de uma medição pode ser incorporada diretamente no cálculo da incerteza de outra medição, após a primeira ter sido obtida, através da Lei da Propagação da Incerteza [8];
- A incerteza combinada pode ser utilizada para avaliação da incerteza global para um nível de confiança específico [8].

Esta implementação é obrigatória em laboratórios acreditados onde seja necessário avaliar a incerteza de medição [12].

3.6 – Determinação da Incerteza Expandida

O valor da incerteza combinada é, regra geral, uma boa estimativa da incerteza de uma medição. Porém, existem casos onde tem de ser estipulado um intervalo de confiança, no qual grande parte das estimativas da mensuranda se engloba. Este novo valor de incerteza é denominado de incerteza expandida e é representado pela letra U . Este novo

valor de incerteza é obtido multiplicando o valor da incerteza combinada u_y por um fator de expansão k de modo a que [8] [9]:

$$U = k \cdot u_y . \quad (3.24)$$

Se \bar{y} é a melhor estimativa da variável de saída, então através de (3.24) é possível afirmar que os valores de possível atribuição a y estão entre os intervalos de $\bar{y} \pm U$ com um elevado grau de confiança. Existem vários valores de k , dependendo do intervalo de confiança que se pretende estipular para os valores da variável de saída. Notar que os valores de k variam entre 2 e 3, geralmente [8] [9].

3.7 – Procedimento para Avaliação de Incertezas através do GUM

O procedimento de avaliação de incertezas através do GUM pode ser descrito pela Figura 3.2.

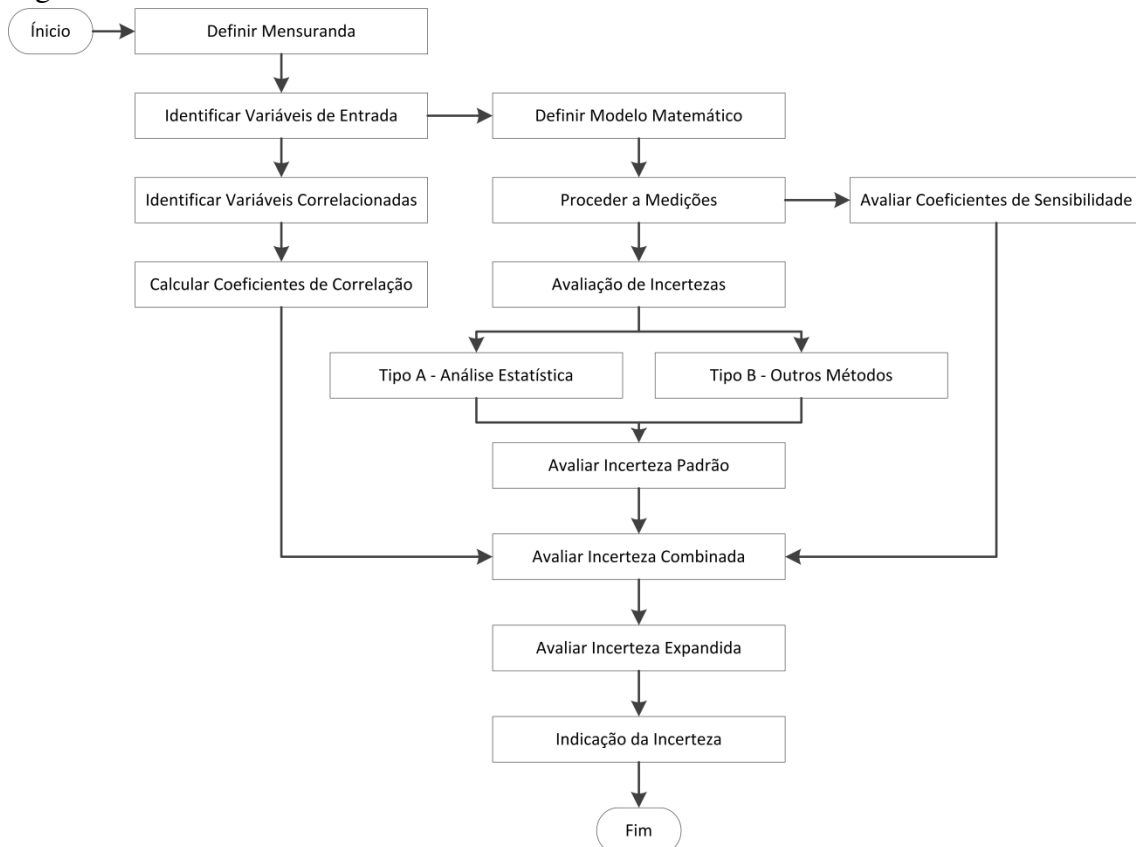


Figura 3.2. Procedimento de avaliação de incertezas

3.8 – Incerteza Expandida e Intervalos de Confiança

3.8.1 – Escolha do Intervalo de Confiança para uma Distribuição Normal

Se as medições seguirem uma distribuição normal, o que acontece na maioria dos casos comuns encontrados em metrologia industrial, deverão ser utilizados um dos seguintes

fatores de expansão dependendo do nível de confiança que se pretende para o valor final de incerteza expandida [8] [9].

Tabela 3.2. Fatores de expansão para um determinado intervalo de confiança na distribuição Normal [8]

<i>Intervalo de Confiança (%)</i>	68.27	90	95	95.5	99	99.73
<i>Fator de Expansão</i>	1	1.645	1.960	2.00	2.526	3.00

3.8.2 – Utilização da distribuição t-student para Obtenção dos Fatores de Expansão

A distribuição *t-student* é muito útil para obter o intervalo de confiança quando o número de amostras é muito pequeno. Assim sendo, o valor de $t_p(\nu)$, denominado fator *t*, depende do intervalo de confiança $p\%$ escolhido e do número de graus de liberdade ν [9] [12].

Se o resultado tem de ser indicado com um intervalo de confiança $p\%$ com ν graus de liberdade, o valor de $t_p(\nu)$ obtido da distribuição *t-student* inversa implica que a incerteza expandida é dada por:

$$U = t_p(\nu)u_y \quad (3.25)$$

Para um elevado número de observações, o valor do fator *t* assume o valor do fator de expansão *k* utilizado na distribuição normal [9] [12].

3.8.3 – Graus de Liberdade e Graus Efetivos de Liberdade

Para uma estimativa obtida através da média aritmética de n observações, o número de graus de liberdade é dado por $n - 1$. Porém, se y é a variável de saída e a sua variância foi estimada segundo a Lei da Propagação da Incerteza, então a distribuição probabilística desta pode-se aproximar a uma distribuição *t-student*. Neste caso, a variável de saída possui graus efetivos de liberdade dados pela fórmula de Welch-Satterthwaite [9] [12]:

$$\nu_{eff} = \frac{u_y^4}{\sum_{i=1}^n (u_i^4/\nu_{x_i})} \leq \sum_{i=1}^n \nu_{x_i} \quad (3.26)$$

Onde $u_i = c_i u_{x_i}$ e $u_y^2 = \sum_{i=1}^n u_i^2$ e ν_{x_i} é o número de graus de liberdade associado à variável x_i . De notar que o valor de ν_{eff} pode não ser inteiro, pelo que deverá ser interpolado um valor inteiro de ν inferior a ν_{eff} [9] [12].

Tabela 3.3. Relação ² entre ν_{eff} e k [12]

ν_{eff}	1	2	3	4	5	6	7	8	10	20	50	∞
k	13,97	4,53	3,31	2,87	2,65	2,52	2,43	2,37	2,28	2,13	2,05	2,00

² Para uma aplicação mais rigorosa, deverá ser utilizada a função *t-student* inversa que fornece valores de k para ν_{eff} até ~ 500 .

3.9 – Limitações do GUM

Apesar do GUM ser o método de utilização mais generalizada no que a avaliação de incertezas diz respeito, uma vez que se trata de um método analítico, os métodos numéricos permitem colmatar algumas das suas limitações. De modo a aplicar o GUM, é necessário satisfazer as seguintes condições [11]:

- A não linearidade do modelo a avaliar deve ser desprezável;
- A aplicação do Teorema do Limite Central, implicando a representação da variável de saída com uma função densidade de probabilidade do tipo Normal ou *t-student*;
- A adequação da fórmula de Welch-Satterthwaite de modo a calcular os graus de liberdade efetivos, quando existem variáveis correlacionadas.

As condições anteriores vêm levantar limitações ao GUM, uma vez que o não cumprimento destas pode [11]:

- Afetar a qualidade da incerteza calculada e da estimativa obtida para a variável de saída, caso o sistema não seja linearizado corretamente;
- Forçar a representação da variável de saída como sendo Normal ou *t-student*, não correspondendo à função densidade de probabilidade correta;
- Causar erros no cálculo dos graus efetivos de liberdade caso as variáveis de entrada não sejam mutuamente independentes.

4 - MÉTODO DE MONTE CARLO

No contexto de avaliação de incertezas, o Método de Monte Carlo (MMC) é visto como uma técnica de amostragem que fornece um método de implementação, robusto e fiável, para a propagação de distribuições através de um método numérico quando não é possível utilizar o método analítico do GUM. Esta técnica também é útil para validar os resultados obtidos através do GUM, bem como em circunstâncias onde as simplificações tomadas pelo GUM façam duvidar de uma boa aplicabilidade deste método [11].

O MMC, que se baseia apenas nas distribuições de probabilidade das variáveis de entrada, fornece informações muito mais fiáveis, uma vez que este propaga as funções de distribuição de probabilidade das várias variáveis de entrada, podendo estas ser assimétricas (Poisson, Gamma, etc.) ou simétricas (Normal, Uniforme, etc.), através do modelo matemático que caracteriza a variável de saída. Através da função de distribuição de probabilidade da variável de saída é possível obter os intervalos de confiança desejados bem como outros dados estatisticamente relevantes [11].

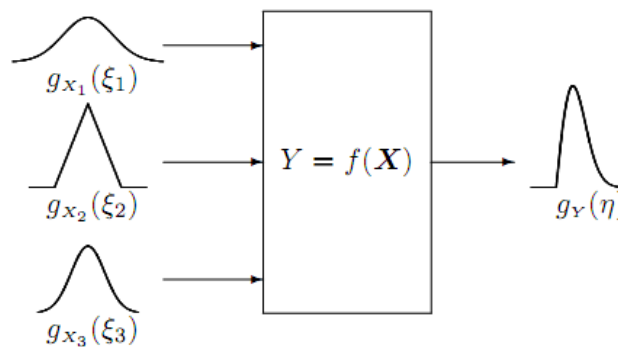


Figura 4.1. Propagação das distribuições de probabilidade para 3 variáveis de entrada [11]

Tal como a abordagem tomada pelo GUM, o MMC é realizado passo-a-passo e implica a existência de uma relação funcional entre a mensurada e as quantidades de entrada que influenciam a medição. A grande diferença prende-se com o facto de este repetir muitas vezes um reduzido número de passos, sendo que uma repetição corresponde a um ensaio, o que leva a que os resultados obtidos das várias simulações sejam depois agrupados. De notar que o MMC é implementado através de *software* de modo a torná-lo uma alternativa prática e aceitável [11].

Assim sendo, após definição do modelo a analisar e definição das várias distribuições de probabilidade das várias variáveis de entrada, o MMC permite estimar a distribuição de probabilidade da variável de saída, importante para a obtenção de vários parâmetros estatísticos desta. A partir da distribuição de probabilidade da variável de saída é possível obter [11]:

- Estimativa, mediana, moda, etc.;
- Desvio padrão, variância, assimetria e curtose;
- Intervalo de confiança correspondente a uma probabilidade de confiança;
- Qualquer outra estimativa ou quantidade derivável estatística.

O uso do MMC é normalmente simples e direto, mas de modo a se obter uma implementação robusta é necessário [11]:

- a) Utilizar geradores de números aleatórios de modo a realizar a amostragem das várias distribuições de probabilidade;
- b) Ter em conta o número de simulações a realizar de modo a se obter, por exemplo, dois dígitos significativos corretos na estimativa da incerteza da variável de saída.

Enquanto o GUM é baseado na Lei da Propagação de Incertezas através de uma aproximação de primeira ordem do modelo do sistema de medição, o MMC permite a inclusão da não linearidade do sistema no cálculo da estimativa e incerteza da variável de saída. De notar que o processo de amostragem realizado pelo MMC introduz um erro de amostragem, erro esse que diminui quanto maior for o número de simulações efetuadas [11].

4.1 – Método de Monte Carlo para Modelos de uma Variável de Saída

Considerando o modelo exposto anteriormente por (3.1), a função densidade de probabilidade da variável de saída (FDP) é dada pela seguinte equação [13]:

$$G_y(\eta) = \int_{-\infty}^{\eta} g_y(z) dz \quad (4.1)$$

onde $g_y(z)$ corresponde à função de distribuição de probabilidade (DP) da variável de saída. De notar que uma aproximação adequada da FDP irá permitir obter todos os dados estatisticamente relevantes da variável de saída [13].

O procedimento a tomar para a implementação do MMC é descrito de seguida [13]:

1. Escolher o número de simulações a realizar;
2. Gerar M vetores x_r através da amostragem das FDPs das várias variáveis de entrada do modelo;
3. Avaliar o modelo e obter os valores $y_r = f(x_r)$ da variável de saída;
4. Calcular a estimativa de y (média aritmética) e a incerteza u_y (desvio padrão) associadas aos valores de y_r , com $r = 1, \dots, M$;
5. Ordenar os valores de y_r de forma não decrescente e utilizar estes para representação discreta da distribuição de probabilidade \mathbf{G} da variável de saída;
6. Utilizar a representação discreta \mathbf{G} para calcular um intervalo de confiança de, por exemplo, 95%.

4.1.1 – Amostragem das Variáveis de Entrada

Como já foi referido anteriormente, todas as variáveis de entrada são caracterizadas por funções de distribuição de probabilidade, e estas podem possuir diversas formas. De modo a que seja escolhida a distribuição que melhor representa o comportamento de

uma determinada variável de entrada, estão expostos na Tabela 4.1 os vários critérios de seleção das várias distribuições.

Tabela 4.1. Critérios de escolha da distribuição associada às quantidades de entrada

<i>Informação Conhecida</i>	<i>Distribuição</i>
Estimativa (x) e desvio padrão (u_x)	Normal ($N(x, u_x^2)$)
Limites (a e b) de um intervalo contendo x	Retangular ($R(a, b)$)
Soma de duas quantidades com distribuição retangular	Triangular ($T(a, b)$)
Série de indicações independentes com estimativa desconhecida e variância	<i>t-Student</i> ($t_v(\bar{x}, s^2/n)$)

De seguida estão expostos os métodos para amostragem das distribuições de probabilidade discriminadas na Tabela 4.1.

4.1.1.1 – Distribuição Uniforme/Retangular

Se apenas se conhecem o limite inferior a e o limite superior b , então estamos perante uma FDP Uniforme ou Retangular $R(a, b)$. Assim sendo, sabendo que a DP é dada por [13],

$$g_x(\xi) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & a \leq \xi \leq b \\ 0 & \text{outros} \end{cases} . \quad (4.2)$$

Então é possível afirmar que a variável X possui uma expectância $E(X)$ e uma variância $V(X)$ dadas pelas seguintes equações [13]:

$$E(X) = \frac{a+b}{2} \quad (4.3)$$

$$V(X) = \frac{(b-a)^2}{12} . \quad (4.4)$$

De modo a amostrar um valor desta distribuição, é necessário realizar uma amostra r da distribuição $R(0, 1)$ e aplicar a seguinte equação [13]:

$$\xi = a + (b - a)r . \quad (4.5)$$

4.1.1.2 – Distribuição Triangular

Supondo que a variável X é definida como a soma de duas variáveis independentes uniformes e com larguras iguais, então estamos perante uma DP Triangular $T(a, b)$ definida por [13]:

$$g_x(\xi) = \frac{2}{b-a} \max \left(1 - \frac{2|\xi-x|}{b-a}, 0 \right) \quad (4.6)$$

onde $x = \frac{b-a}{2}$. Para além disto, a expectância $E(X)$ e a variância $V(X)$ da variável X , com distribuição Triangular, são dadas pelas seguintes equações [13]:

$$E(X) = \frac{a+b}{2} \quad (4.7)$$

$$V(X) = \frac{(b-a)^2}{24} . \quad (4.8)$$

Por outro lado, de modo a realizar uma amostra de uma distribuição Triangular $T(a, b)$, realizar duas amostras, independentes, r_1 e r_2 da distribuição Uniforme $R(0, 1)$ e aplicar a seguinte equação [13]:

$$\xi = a + \frac{b-a}{2}(r_1 + r_2) . \quad (4.9)$$

4.1.1.3 – Distribuição Normal/Gaussiana

Se a melhor estimativa (x) de uma variável X e o seu desvio padrão (u_x) são as únicas informações disponíveis sobre esta, então estamos perante uma distribuição Normal $N(x, u_x^2)$, cuja DP é dada por [13]:

$$g_X(\xi) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot u_x} e^{-\frac{(\xi-x)^2}{2u_x^2}} . \quad (4.10)$$

A expectância $E(X)$ e a variância $V(X)$ de X são dadas pelas seguintes equações [13]:

$$E(X) = x \quad (4.11)$$

$$V(X) = u_x^2 . \quad (4.12)$$

De modo a amostrar um valor da distribuição Normal $N(x, u_x^2)$, é necessário retirar um valor z da distribuição $N(0, 1)$ e aplicar a seguinte equação [13]:

$$\xi = x + u_x z . \quad (4.13)$$

Se apenas se possui um gerador de números aleatórios de uma distribuição uniforme, deverá ser aplicada a transformação de *Box Muller*, descrita de seguida.

Supondo duas amostras independentes, da distribuição uniforme $R(0, 1)$, r_1 e r_2 aplicar as seguintes transformações e obter os parâmetros θ e R [14]:

$$\theta = 2\pi r_1 \quad (4.14)$$

$$R = \sqrt{-2\ln(r_2)} . \quad (4.15)$$

De modo a se obter uma amostra z de uma distribuição Normal $N(0, 1)$ aplicar a seguinte equação [14]:

$$z = R \cos(\theta) . \quad (4.16)$$

Após obtenção da amostra z , aplicar a equação (4.13) de modo a obter uma amostra da distribuição Normal $N(x, u_x^2)$.

4.1.1.4 – Distribuição t-student

A utilização da distribuição *t-student* normalmente advém da observação de uma série de indicações ou através da interpretação de certificados de calibração [13].

Supondo que os dados de n observações independentes provenientes de uma distribuição Normal estão disponíveis, então através do Teorema de Bayes, a distribuição de probabilidade de X é uma distribuição *t-student* $t_v(\bar{x}, s^2/n)$ com

$\nu = n - 1$ graus de liberdade, sendo que a média aritmética \bar{x} e a variância s_x^2 de X é dada pelas seguintes equações [13]:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (4.17)$$

$$s_x^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 . \quad (4.18)$$

Assim sendo, a DP de X pode ser definida por [13]:

$$g_X(\xi) = \frac{\Gamma(\frac{n}{2}) \cdot \sqrt{n}}{\Gamma(\frac{n-1}{2}) \cdot \sqrt{(n-1)\pi \cdot s_x}} \left(1 + \frac{1}{n-1} \left(\frac{\xi - \bar{x}}{\frac{s_x}{\sqrt{n}}} \right)^2 \right)^{-n/2} \quad (4.19)$$

onde $\Gamma(z)$ corresponde à função Gama. A variável X possui expectância $E(X)$, se $n > 2$, e variância $V(X)$, se $n > 3$, dadas pelas seguintes equações [13]:

$$E(X) = \bar{x} \quad (4.20)$$

$$V(X) = \frac{(n-1)s^2}{(n-3)\sqrt{n}} . \quad (4.18)$$

De modo a realizar a amostragem de uma distribuição *t-student* $t_\nu(\bar{x}, s^2/n)$, retirar um valor t da distribuição *t-student* central com $\nu = n - 1$ graus de liberdade, utilizando o seguinte procedimento [15]:

1. Gerar duas amostras independentes r_1 e r_2 através de $R(0,1)$;
2. Se $r_1 < 0,5$ então formar $t = 1/(4r_1 - 1)$ e $v = r_2/t^2$;
3. Se $r_1 \geq 0,5$ então formar $t = 4r_1 - 3$ e $v = r_2$;
4. Se $v < 1 - |t|/2$ ou $v < (1 + t^2/v)^{-(v+1)/2}$ aceitar t como amostra da distribuição *t-student*;
5. Se $v \geq 1 - |t|/2$ repetir o procedimento anterior.

Após obtenção da amostra t , aplicar a seguinte equação [13]:

$$\xi = \bar{x} + \frac{s}{\sqrt{n}} t . \quad (4.21)$$

4.1.2 – Estimação da Variável de Saída e a Incerteza Associada

A estimativa da variável de saída y é dada pela média aritmética \bar{y} dos valores obtidos nas M simulações do MMC. Por sua vez, a incerteza padrão da variável de saída pode ser obtida através do desvio padrão u_y dessas mesmas M simulações. As equações (4.22) e (4.23) demonstram o cálculo para obtenção da estimativa e da incerteza padrão da variável de saída [11] [13].

$$\bar{y} = \frac{1}{M} \sum_{r=1}^M y_r \quad (4.22)$$

$$u_y = \sqrt{\frac{1}{M-1} \sum_{r=1}^M (y_r - \bar{y})^2} . \quad (4.23)$$

De notar ainda que o valor obtido através das equações anteriores poderá não ser exatamente igual ao valor obtido experimentalmente uma vez que isto só se verifica quando o número de simulações do MMC é muito elevado e o modelo a ser avaliado é linear [11] [13].

4.1.3 – Intervalo de Confiança da Variável de Saída

Supondo α um valor entre 0 e $1 - p$, sendo p a probabilidade de confiança, por exemplo 95%, os pontos limite de um intervalo de confiança de $100p\%$ para a variável de saída são $G_y^{-1}(\alpha)$ e $G_y^{-1}(p + \alpha)$ [11] [13].

Supondo uma escolha de $\alpha = 0,025$, então os pontos limite de um intervalo de confiança simétrico de 95% serão respetivamente 0,025 e 0,975. Caso a distribuição de valores da variável de saída seja simétrica relativamente à sua expectância, o intervalo de confiança também é simétrico em relação à estimativa da variável de saída e os pontos limites estarão equidistantes desta [11].

Para distribuições assimétricas, um valor de α diferente de 0,025 é mais comum, uma vez que se pretende obter o intervalo de confiança mais curto, que corresponde à melhor localização possível da variável de saída para uma determinada probabilidade expandida. Assim sendo, o valor de α terá de satisfazer uma das seguintes condições [11] [13]:

- a. Se g_y possui apenas um máximo e é assimétrica:

$$g_y \left(G_y^{-1}(\alpha) \right) = g_y \left(G_y^{-1}(p + \alpha) \right). \quad (4.24)$$

- b. Para os restantes casos assimétricos:

$$G_y^{-1}(p + \alpha) - G_y^{-1}(\alpha) = \min. \quad (4.25)$$

- c. Se g_y é simétrica:

$$\alpha = \frac{(1-p)}{2}. \quad (4.26)$$

Os limites de um intervalo de confiança podem então ser obtidos através da representação discreta da DP da variável de saída. Supondo $q = p \times M$, então $[y_-, y_+] = [y_{(r)}, y_{(r+q)}]$, para qualquer $r = 1, \dots, M - q$, corresponde a um intervalo de confiança de $100p\%$. Para uma DP simétrica, de modo a se obter um intervalo de confiança de $100p\%$, o índice r é dado por [11]:

$$r = \frac{M-q}{2}. \quad (4.27)$$

Para uma DP assimétrica, o índice r que gera o intervalo de confiança $100p\%$ mais curto é determinado a partir da seguinte inequação [11]:

$$y_{(r^*+q)} - y_{(r^*)} \leq y_{(r+q)} - y_{(r)} \quad (4.28)$$

onde $r = r^*$ e $r = 1, \dots, M - q$.

4.1.4 – Método de Monte Carlo Adaptativo

O MMC adaptativo, tal como o MMC normal, baseia-se na realização de um número elevado de simulações, sendo que a grande diferença prende-se com o facto do MMC adaptativo verificar condições de estabilização estatística dos valores obtidos. Tal estabilização é obtida quando o dobro do desvio padrão associado a uma quantidade é menor do que a tolerância associada à incerteza padrão da variável de saída u_y [11].

De modo a obter a tolerância necessária é necessário inicialmente definir o número de dígitos significativos n_{dig} da incerteza da variável de saída, expressa da forma $c \times 10^l$, onde c corresponde a um número inteiro com n_{dig} e l um número inteiro, e de seguida calcular a tolerância através da fórmula [13]:

$$\delta = \frac{1}{2} 10^l . \quad (4.29)$$

Por exemplo, supondo que possui uma estimativa, de uma medição de massa de 100g, com valor de 100,02147g e uma incerteza de $u_y = 0,00035g$. Definindo $n_{dig} = 2$, então $u_y = 35 \times 10^{-5}g$ e $c = 35$ e $l = -5$. Aplicando (4.29) obtém-se $\delta = 0,000005g$ [13].

Após definição da tolerância associada à incerteza da variável de saída, realiza-se um número relativamente pequeno de simulações, $M = 10^4$, sendo que para cada conjunto de simulações h é obtida a média aritmética da variável de saída \bar{y}_h , a incerteza u_{y_h} e os limites do intervalo de confiança associados à variável de saída y_{-h} e y_{+h} . Após realizado o cálculo do conjunto de simulações h , sem contar com o primeiro, são formadas as médias e desvios padrões, da média, associados a cada um dos quatro parâmetros expostos anteriormente para os vários conjuntos de simulações h . Caso $2s_{\bar{y}}, 2s_{u_y}, 2s_{y_-}$ e $2s_{y_+}$ não exceda o valor definido por δ , a computação é dada como estabilizada e são obtidos, como anteriormente, a estimativa da variável de saída, a sua incerteza e o intervalo de confiança $100p\%$ desejado [11] [13].

4.1.5 – Tempo de Computação

O tempo de computação do MMC é determinado pelo tempo necessário para realizar as seguintes operações [13]:

- a) Realizar M amostras da FDP das várias variáveis de entrada;
- b) Realizar M avaliações do modelo da medição;
- c) Ordenar os M valores obtidos de maneira não decrescente.

Se o modelo a avaliar é simples e as variáveis de entrada são independentes, então é expectável que o tempo que demora a realizar a operação c) seja maior que as restantes. Por outro lado, sendo T_1 o tempo que demora a realizar M amostras das FDPs das várias variáveis de entrada e T_2 o tempo que demora a realizar a avaliação do modelo, então o tempo total a realizar M simulações é dado por $T = M \times (T_1 + T_2)$ [13].

4.2 – Propriedades do Método de Monte Carlo

As principais propriedades e problemas da implementação do MMC são expostos de seguida.

- Os geradores de números aleatórios devem permitir realizar amostras de qualquer uma das FDPs possíveis de serem atribuídas às variáveis de entrada do modelo [11];
- Alguns geradores de números aleatórios não satisfazem as condições padrão de aleatoriedade necessárias [11];
- Os resultados podem não ser repetíveis, fazendo com que o teste do MMC seja mais difícil. O mesmo gerador de números aleatórios, com a mesma semente deverá ser utilizado para obtenção de resultados exatamente iguais [11];
- O tempo computacional necessário, para modelos complexos, pode ser inabarcável [11];
- Definição do método numérico para avaliação do modelo de modo a garantir convergência e estabilidade numérica [11];
- O MMC pode ser implementado em *software* de forma a que seja apenas necessário o utilizador definir a FDP relativa às variáveis de entrada e os seus parâmetros [11];
- Qualquer parâmetro estatístico pode ser obtido através da representação discreta da DP da variável de saída [11];
- O MMC é aplicável a uma grande variedade de modelos, independentemente da sua natureza [11];
- Não são feitas suposições relativamente à simetria das FDPs das variáveis de entrada e da variável de saída [11];
- Não existe a necessidade da realização de derivadas parciais de primeira ordem do modelo a avaliar [11];
- O MMC evita o conceito de graus de liberdade efetivos, utilizado pelo GUM [11];
- O tempo de computação linear é dominado pelo produto do número de simulações e o tempo para avaliar o modelo de medição para um conjunto de variáveis de entrada [11];
- O MMC não fornece coeficientes de sensibilidade uma vez que estes não são necessários à sua implementação [11];
- O MMC permite a implementação de modelos de vários estágios, situação esta não abordada neste trabalho [11].

5 - IMPLEMENTAÇÃO DO MÉTODO DE MONTE CARLO

Neste capítulo pretende-se ilustrar os vários tipos de implementação do MMC que podem existir, sendo que a primeira consiste num algoritmo adaptativo genérico, para modelos simples, e as seguintes consistem num algoritmo não adaptativo implementado especificamente para o cálculo de incertezas associados com uma câmara de geração de humidade de duas pressões e um higrómetro de ponto de orvalho, que possuem modelos mais complexos.

5.1 – Método Genérico Adaptativo

Esta forma de implementação do MMC, apesar de ser mais complexa, apenas realiza as simulações necessárias para obtenção de estabilidade estatística, levando, normalmente, a um número de simulações inferior à implementação não adaptativa. Isto pode ser importante caso se pretenda obter resultados fiáveis e de uma forma mais rápida do que aquela com um número de simulações fixo. De notar ainda que este tipo de implementação permite uma maior flexibilidade, relativamente ao número de simulações, levando a que este se adapte à complexidade dos modelos a avaliar e às necessidades do utilizador (ex. intervalo de confiança, dígitos significativos, etc.).

Com a implementação do MMC genérico adaptativo, pretendia-se criar um algoritmo cuja utilidade pudesse ser expandida ao maior número de modelos matemáticos possíveis, independentemente da natureza probabilística das suas variáveis de entrada.

5.1.1 – Implementação

Nesta subsecção serão explicitadas as decisões tomadas aquando da implementação do MMC adaptativo, bem como demonstrar a sua funcionalidade.

5.1.1.1 – Desenvolvimento

O MMC desenvolvido deverá ser, para o utilizador, de fácil utilização e permitir a simulação de uma grande variedade de modelos matemáticos sem ser necessária a realização de mudanças extremas no algoritmo desenvolvido. Através da Figura 5.1 é possível observar o processo geral pelo qual o algoritmo, aqui denominado, se baseia. No Anexo A é possível observar o código utilizado em *MATLAB* para a sua implementação.

Ao introduzir os dados do modelo matemático num ficheiro de texto, é possível a utilização do mesmo código para a simulação de vários modelos, poupando assim tempo, que se perderia a modificar o algoritmo cada vez que fosse necessário simular outro modelo, e disponibilidade que poderia ser empregue na resolução de outros problemas.

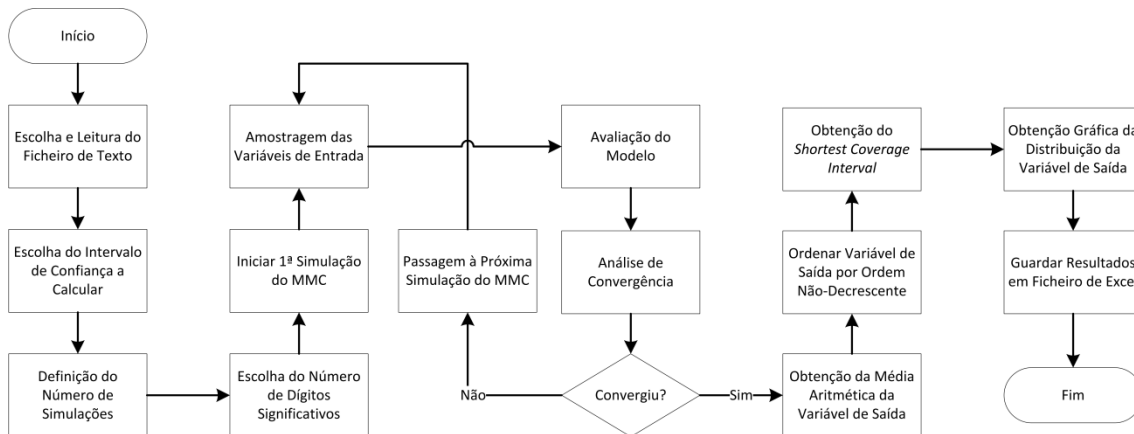


Figura 5.1. Fluxograma do MMC genérico adaptativo

5.1.1.2 – Formato do Ficheiro de Texto

De modo a que o MMC descrito anteriormente funcionasse para vários modelos matemáticos, foi necessária a criação de um formato, para o ficheiro de texto, que permitisse a discriminação dos parâmetros a ter em conta aquando da simulação do MMC. De seguida serão explicadas as várias partes do ficheiro de texto, sendo que é possível encontrar um exemplo deste no Anexo B.

- **Definição do Modelo e Parâmetros do MMC**

Na Tabela 5.1 estão expostos os vários parâmetros necessários para o bom funcionamento do MMC, sendo que a definição destes é obrigatória, e deverá ser realizada pela ordem expressa.

Tabela 5.1. Definição do modelo e parâmetros no ficheiro de texto

<i>Tag</i>	<i>Valor</i>
Trials	< N° de Patamares a Simular >
Variables	< N° de Variáveis de Entrada >
	< Linha em Branco >
Model	< Modelo Matemático (ex. $y = x_1 + x_2$) >
	< Linha em Branco >

De notar que a separação entre a *Tag* e o *Valor* é realizada através de uma tabulação.

- **Definição das Variáveis Independentes do Patamar**

Nesta secção deverão ser definidas as variáveis que se mantêm constantes ao longo dos vários patamares de simulação, sendo que se se quiser simular apenas um patamar as variáveis devem ser estipuladas nesta secção. Mais uma vez, a separação entre os vários parâmetros é realizada através da tabulação.

Na Tabela 5.2 estão expostos os parâmetros necessários aquando da declaração das variáveis de entrada independentes.

Tabela 5.2. Definição das variáveis independentes

<i>Tag</i>	<i>Tipo de Distribuição</i>	<i>Parâmetros</i>	<i>Média</i>	<i>Desvio Padrão</i>
TrialIndependent	<>			
x_1	< ABS; R; ST; T; N >	< N^o >	< N^o >	< N^o >
...				
x_n				
< Linha em Branco >				

Nas Tabelas 5.3 e 5.4 estão expostos os valores aceitáveis para os vários parâmetros expostos na Tabela 5.2.

Tabela 5.3. Tipos de distribuição e valores associados

<i>Tipo de Distribuição</i>	<i>Valor</i>
Valor Absoluto (Sem Distribuição)	ABS
Retangular / Uniforme	R
Normal / Gaussiana	N
Triangular	T
t-student	ST

Tabela 5.4. Descrição dos parâmetros relativos às variáveis independentes

<i>Parâmetros</i>	<i>Descrição</i>	<i>Valor</i>
Parâmetros	Parâmetros associados à distribuição da variável (ex. graus de liberdade)	Numérico real
Média	Valor médio da distribuição de probabilidade	
Desvio Padrão	Desvio padrão ou limite superior/inferior simétrico relativamente ao valor médio da distribuição	

- **Definição das Variáveis Dependentes do Patamar**

Tal como para as variáveis independentes, isto é, cujo valor é constante em todos os patamares que se pretendem simular, as variáveis dependentes (valor diferente em cada patamar) possuem o mesmo formato aquando da sua definição. A diferença prende-se com o facto de estas mudarem de valor conforme o patamar que se pretende simular, o que se traduz, no formato do ficheiro de configuração, na repetição da combinação Parâmetro, Média e Desvio Padrão para todos os patamares.

A Tabela 5.5 mostra a forma de se construir o ficheiro de texto. De notar, que é utilizada apenas uma tabulação para separação dos vários valores.

Tabela 5.5. Descrição dos parâmetros relativos às variáveis dependentes

<i>Tag</i>	<i>Tipo de Distribuição</i>	<i>1º Patamar</i>	<i>...</i>	<i>iº Patamar</i>
TrialDependent	<>			
x_{n+1}	< ABS; R; ST; T; N >	Parâmetro / Média / Desvio Padrão	...	Parâmetro / Média / Desvio Padrão
...				
x_i				

Através da Tabela 5.5 é possível observar que o Tipo de Distribuição apenas é definido uma vez, sendo que os restantes valores são definidos para os vários patamares de simulação, caso estes existam.

5.1.1.3 – Escolha e Leitura do Ficheiro de Texto

De modo a proceder à leitura do ficheiro de texto, que contém a informação do modelo a simular, é necessário pedir ao utilizador que indique a sua localização no computador, sendo então realizada, posteriormente, o tratamento da informação neste. A Figura 5.2 mostra o procedimento realizado de modo a extrair a informação relativa ao modelo a avaliar.

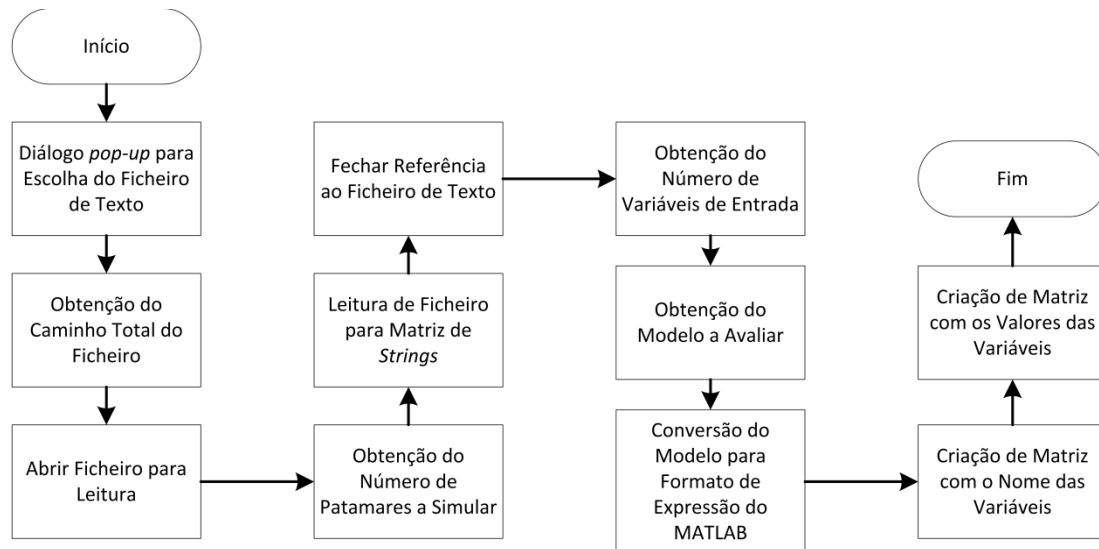


Figura 5.2. Fluxograma da leitura do ficheiro de texto

Atentando à Figura 5.2, é possível observar que o tratamento da informação existente no ficheiro de texto é sequencial, o que implica que o processo seguinte depende do processo que o antecedeu.

Relativamente à conversão do modelo matemático para o formato de expressão do *MATLAB*, este processo apenas se refere ao tratamento do modelo matemático utilizado, por exemplo $y = x_1 \times x_2$, modificando-o para $y = x_1 .\times x_2$, uma vez que as variáveis serão vetores com M valores, correspondentes às M simulações do MMC. Este procedimento também é realizado caso existam as operações de potência (^) ou divisão (/) no modelo a avaliar.

5.1.1.4 – Definição do Número de Simulações a Realizar

Após leitura do ficheiro de texto, é necessário definir o número de simulações do MMC a realizar, sendo este definido pela seguinte expressão [13],

$$M = \text{máx} \left(\frac{100}{1-p}; 10^4 \right) \quad (5.1)$$

onde p corresponde ao intervalo de confiança desejado, normalmente 95%.

Tendo isto em conta, a Figura 5.3 mostra o procedimento adotado para a obtenção do número de simulações a realizar.

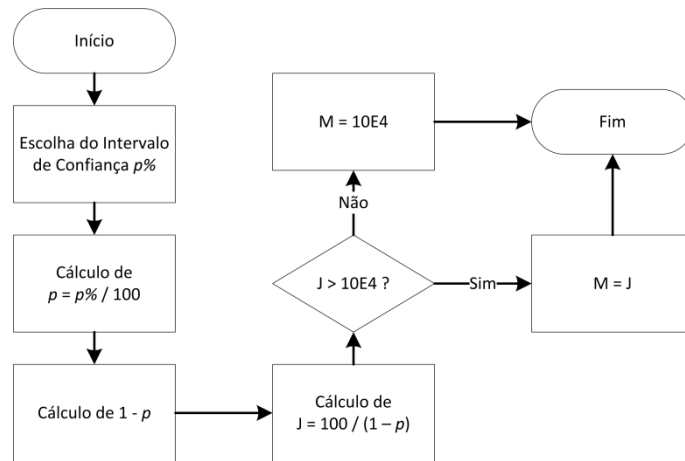


Figura 5.3. Fluxograma do procedimento para escolha do número de simulações

De notar que se J for superior a 10^4 , então o valor deste será arredondado, por excesso, ao número inteiro mais próximo sendo depois atribuído ao número de simulações M a realizar.

5.1.1.5 – Amostragem das Variáveis de Entrada

Após obtenção do número de simulações a realizar, é necessário realizar a amostragem das variáveis de entrada, independentemente da sua natureza probabilística. Este processo de amostragem está descrito, em forma de fluxograma, na Figura 5.4.

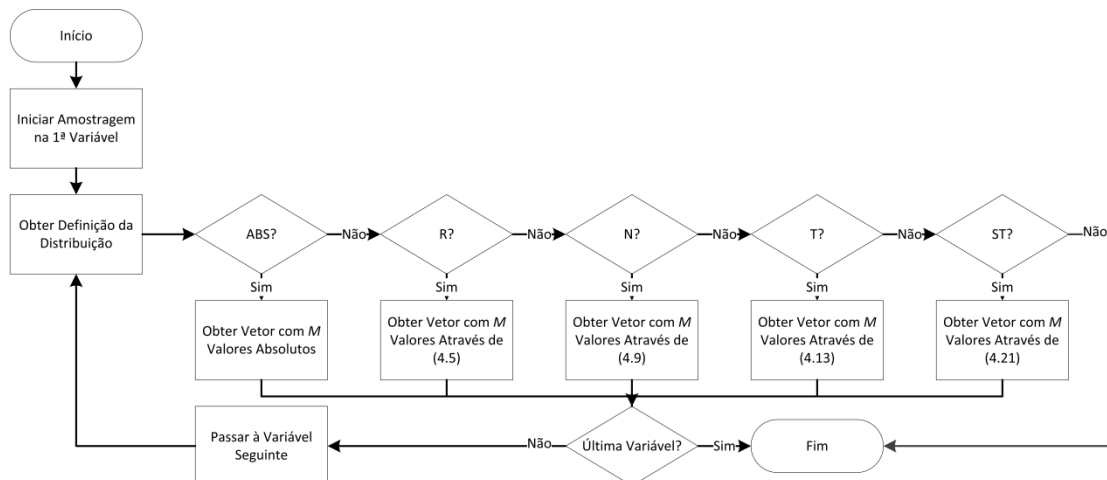


Figura 5.4. Fluxograma do processo de amostragem de variáveis

De notar que este processo é realizado para todas as variáveis, quer dependentes quer independentes, sendo que os valores aplicados nas respetivas fórmulas explícitas na Figura 5.4 são obtidos através das matrizes obtidas aquando da leitura do ficheiro de texto contendo as informações do modelo a avaliar.

5.1.1.6 – Avaliação do Modelo

Após a amostragem das variáveis de entrada, os valores destas são aplicados ao modelo matemático definido no ficheiro de texto, de modo a permitir a sua avaliação. A Figura 5.5 mostra mais detalhadamente o processo de avaliação do modelo matemático.

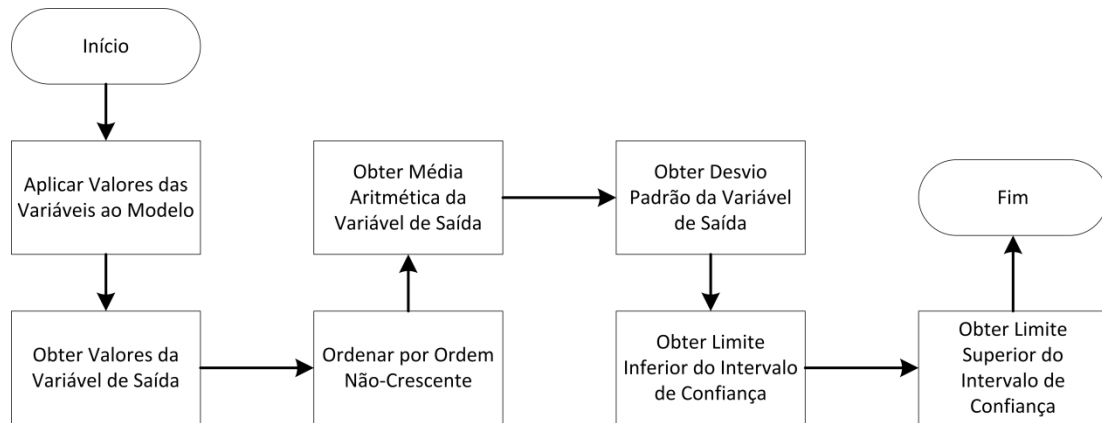


Figura 5.5. Fluxograma do procedimento para avaliação do modelo matemático

A obtenção da média, desvio padrão e dos limites inferior e superior do intervalo de confiança, permitem a análise de convergência da simulação do MMC, determinando então se a simulação será dada como terminada ou não.

5.1.1.7 – Análise de Convergência

Como já foi referido anteriormente, este procedimento tem como objetivo determinar se a simulação do MMC está estatisticamente estável, ou se será necessário realizar mais um conjunto de cálculos de modo a obter a estabilidade necessária, definida pela expressão (4.27). A Figura 5.6 mostra, através de um fluxograma, o procedimento adotado de modo a analisar a convergência dos valores do modelo a avaliar através do MMC.

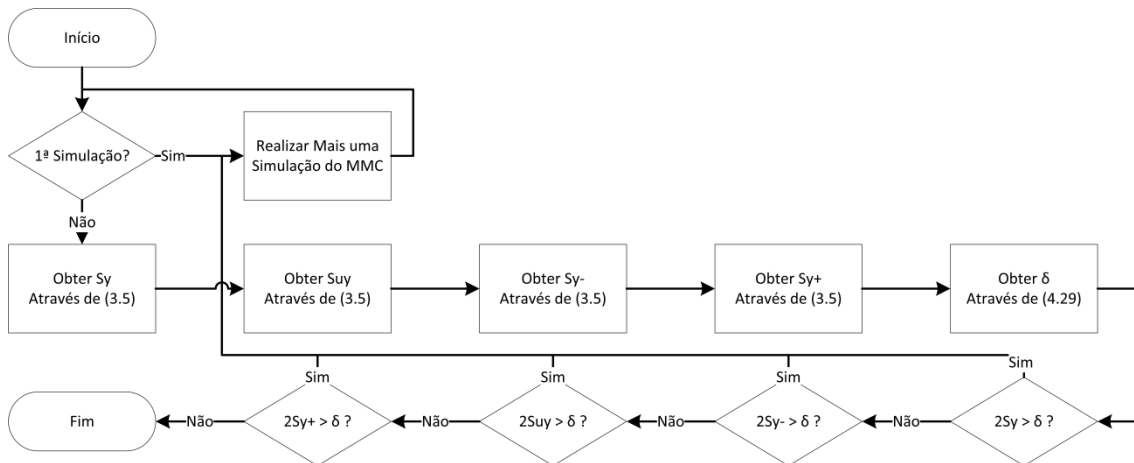


Figura 5.6. Fluxograma relativo à verificação de convergência da simulação do MMC

De notar que cada simulação h do MMC corresponde a M simulações individuais. No procedimento descrito na Figura 5.6, quando se refere que será realizada mais uma simulação do MMC, está-se declarando que serão realizadas mais M simulações individuais, das quais serão retiradas a média, desvio padrão e os limites inferior e superior da variável de saída, de modo a realizar novamente a verificação da convergência da simulação do MMC. Para além disto, a realização de uma nova simulação h do MMC subentende a realização de uma nova amostragem das variáveis e avaliação do modelo definido anteriormente.

Independentemente do número de M simulações a realizar, são sempre realizadas 2 simulações, h , de modo a avaliar a convergência da simulação.

5.1.1.8 – Obtenção do Shortest Coverage Interval

De modo a obter o intervalo de confiança mais curto, ou *Shortest Coverage Interval*, é necessário percorrer a distribuição probabilística da variável de saída, tendo em conta o intervalo de confiança desejado para a simulação em questão. A Figura 5.7 mostra os passos adotados para a obtenção deste intervalo.

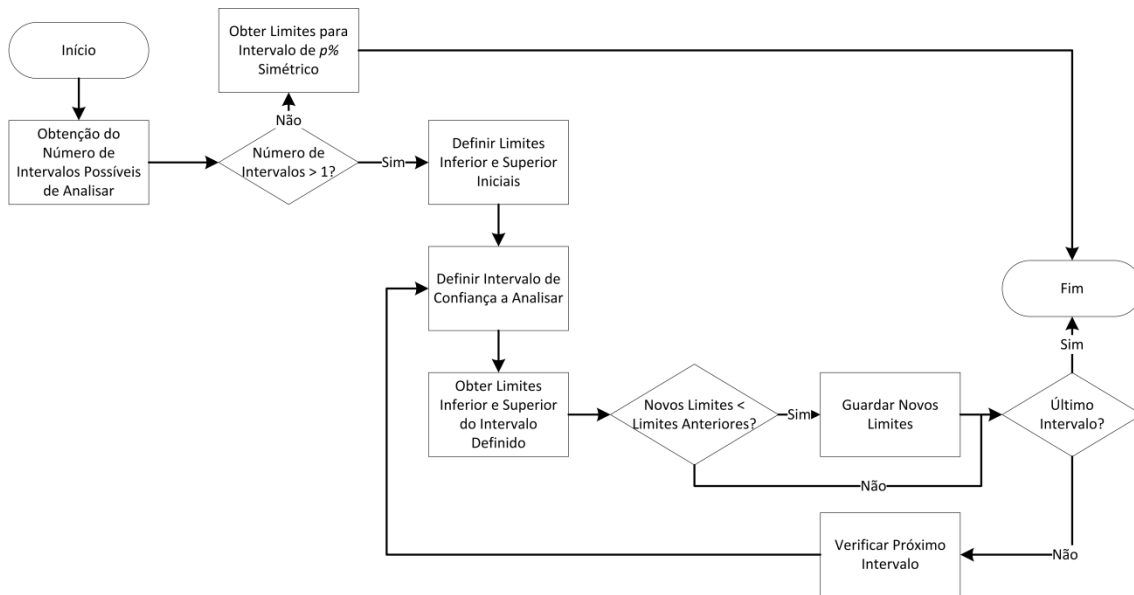


Figura 5.7. Fluxograma do método de obtenção do *Shortest Coverage Interval*

Por exemplo, supondo $h \times M$ simulações de Monte Carlo e um intervalo de confiança de $p = 0,95$, então o primeiro intervalo seria dado por,

$$Intervalo(1) = y(p \times h \times M) - y(1) . \quad (5.2)$$

E o último intervalo seria dado por,

$$Intervalo(N) = y(h \times M) - y[(1 - p)h \times M] . \quad (5.3)$$

Sendo que o incremento dos intervalos, que será dado conforme o nível de confiança que se pretende, pode ser dado por,

$$incremento = 1 - p + \frac{p}{N} \quad (5.4)$$

onde o número de intervalos pode ser obtido através da seguinte expressão,

$$N = p \times 100 \times 2 . \quad (5.5)$$

Na Figura 5.8 é possível observar a diferença entre o intervalo de confiança simétrico ao valor médio e o intervalo de confiança mais curto (*Shortest Coverage Interval*) descrito na Figura 5.7.

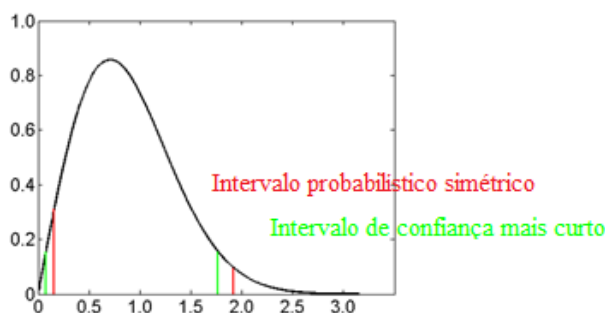


Figura 5.8. Exemplo da diferença entre o *Shortest Coverage Interval* e um intervalo probabilístico simétrico [16]

O procedimento descrito anteriormente é utilizado para a obtenção iterativa do *Shortest Coverage Interval*, onde se obtém um valor de incerteza expandida assimétrico relativamente à moda, cujo valor corresponde à melhor incerteza que se pode calcular tendo em conta a distribuição probabilística da variável de saída.

5.1.1.9 – Obtenção Gráfica da Distribuição da Variável de Saída

No final da simulação do MMC, as informações relevantes, relativas à variável de saída, são representadas graficamente, obtendo-se assim uma representação visual de mais fácil interpretação. Para além disto, os valores obtidos são comparados com uma distribuição Normal, que é assumida pelo GUM. A Figura 5.9 mostra, em forma de fluxograma, o procedimento adotado para a representação da distribuição probabilística da variável de saída, bem como os seus limites inferior e superior do intervalo de confiança desejado.

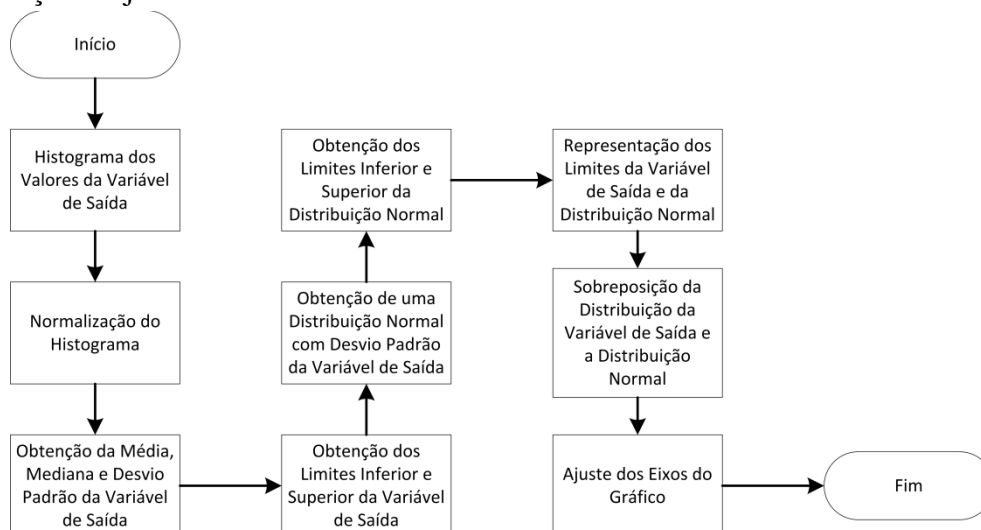


Figura 5.9. Fluxograma do método de representação dos valores da variável de saída

Através da implementação do procedimento demonstrado na Figura 5.9, é possível realizar uma comparação entre a distribuição real do modelo avaliado e aquela obtida através do GUM, que como já foi referido anteriormente implementa algumas simplificações que limitam o seu desempenho, bem como obter os limites do intervalo de confiança deste, de modo a obter-se um valor de incerteza expandida da medição realizada.

5.1.2 – Testes

Nesta secção serão mostrados os resultados obtidos aquando da realização de testes do MMC implementado em *MATLAB*, sendo que estes serão comparados com os resultados obtidos em [16], para os modelos racionais, e em [11] para o modelo não-linear.

5.1.2.1 – Modelo Racional (I)

Neste exemplo, sendo que se pretende simular um modelo racional, a expressão utilizada para este é dada pela seguinte expressão,

$$y = \frac{x_1}{x_2} \quad (5.6)$$

onde $x_1 = R(90; 91)$ e $x_2 = R(90; 91)$.

Tendo isto em conta, de modo a utilizar o MMC implementado foi necessária a criação do ficheiro de texto específico, visível no Anexo C, e ao executar o MMC, para um intervalo de confiança de 95% e definindo 2 dígitos significativos como critério de convergência, obtiveram-se as distribuições demonstradas na Figura 5.10 a).

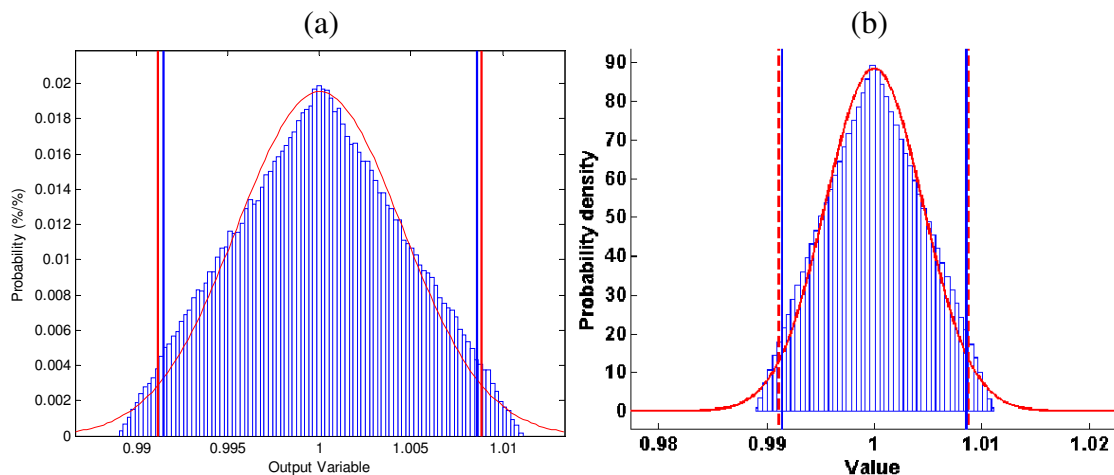


Figura 5.10. a) Distribuições obtidas através do MMC em *MATLAB*; b) Distribuições obtidas através do MMC [16]

Atentando a Figura 5.10 a), é possível observar o bom funcionamento do MMC implementado no *MATLAB*, uma vez que as distribuições de probabilidade obtidas são bastante semelhantes àquelas obtidas através do MMC exposto na Figura 5.10 b). Comparativamente ao GUM é possível observar que as distribuições obtidas através do MMC não são Normais, uma vez que o MMC não realiza suposições sobre a natureza probabilística da variável de saída. Na Tabela 5.6 é possível observar uma comparação dos resultados obtidos através do *MATLAB*, GUM e do MMC em [16].

Tabela 5.6. Comparação entre GUM, *MATLAB* e MMC

	Média (\bar{y})	Desvio Padrão (u_y)	Limite Inferior	Limite Superior	v_{eff}
GUM	1	0,0045	0,9912	1,0088	∞
MATLAB	1	0,0045	0,9915	1,0086	-
MMC	1	0,0045	0,9915	1,0086	-

Tendo em conta os resultados obtidos é possível afirmar que o MMC implementado em *MATLAB* funciona como seria esperado, verificando-se também o bom funcionamento do algoritmo para determinação do *Shortest Coverage Interval*.

5.1.2.2 – Modelo Racional (2)

Supondo agora, mais uma vez, o modelo racional descrito em (5.6) mas com $x_1 = R(5; 6)$ e $x_2 = R(8; 20)$, após criação do ficheiro de texto exposto no Anexo D, obtiveram-se os resultados observáveis na Figura 5.11 a).

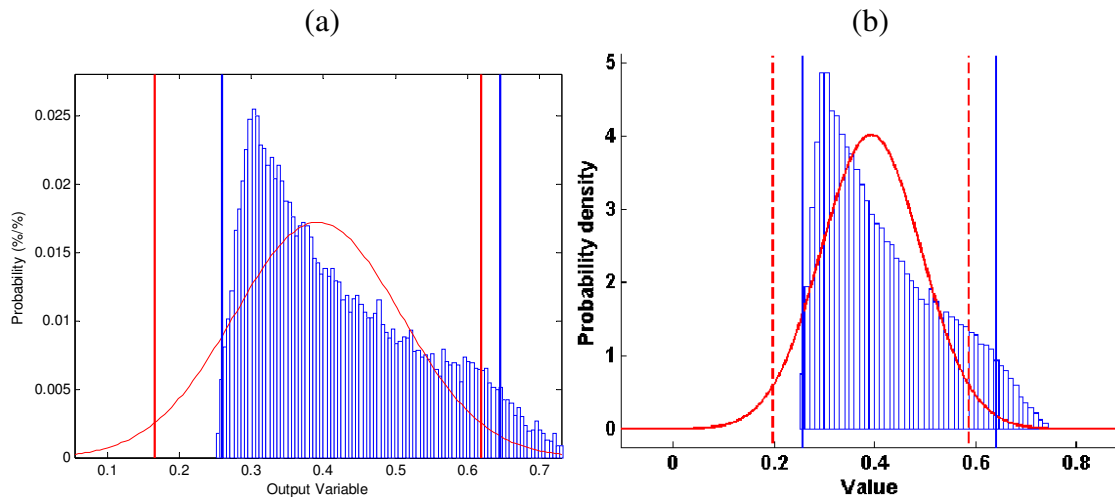


Figura 5.11. a) Distribuições obtidas através do MMC em *MATLAB*; b) Distribuições obtidas através do MMC [16]

Mais uma vez, os resultados obtidos são muito semelhantes, podendo-se comprovar mais detalhadamente através da Tabela 5.7.

Tabela 5.7. Comparação entre *MATLAB*, GUM e MMC

	<i>Média</i> (\bar{y})	<i>Desvio Padrão</i> (u_y)	<i>Limite Inferior</i>	<i>Limite Superior</i>	v_{eff}
GUM	0,3929	0,0994	0,1981	0,5876	∞
MATLAB	0,4204	0,1155	0,2593	0,6458	-
MMC	0,4194	0,1143	0,2569	0,6420	-

Apesar dos valores serem ligeiramente diferentes, devido ao processo de obtenção destes, é possível observar que quer em termos de distribuição probabilística, quer em termos dos valores da incerteza do modelo em questão, estes são muito semelhantes, validando assim a implementação do MMC realizada.

Para além disto, a simulação de modelos racionais é de extrema importância, como será possível observar nos casos práticos do Capítulo 5.2 e 5.3 definidos pelas equações (5.8) e (5.13).

5.1.2.2 – Modelo Não-Linear

Considerando agora um modelo matemático não linear, dado pela seguinte expressão,

$$y = x^2 \quad (5.7)$$

sendo $x = N(1,2; 0,5)$, ou seja, com média igual a 1,2 e desvio padrão igual a 0,5.

Após criação do ficheiro de texto presente no Anexo E, foi realizada a simulação do MMC em *MATLAB*, obtendo-se as distribuições mostradas na Figura 5.12 a).

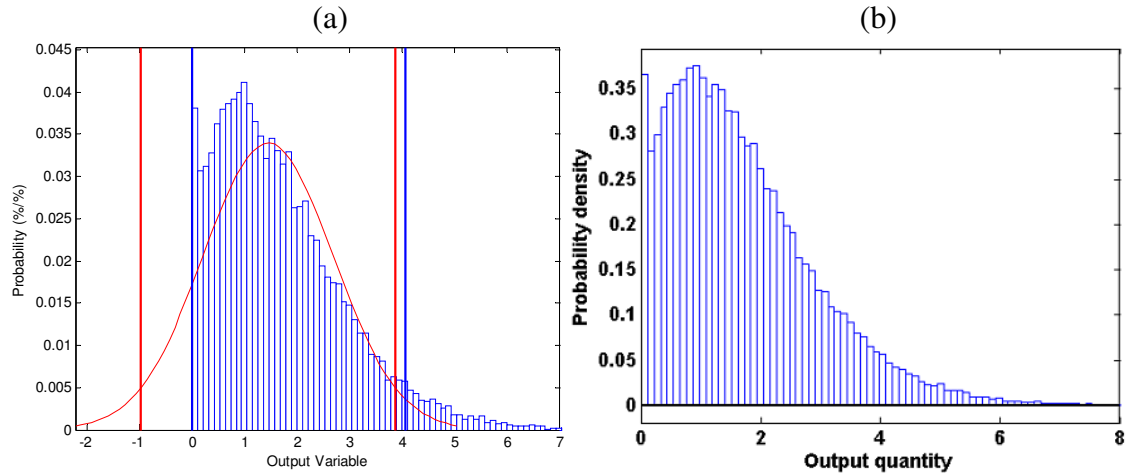


Figura 5.12. a) Distribuições obtidas através do MMC em *MATLAB*; b) Distribuição obtida através do MMC [11]

Na Tabela 5.8 é possível observar, tal como para os outros casos, os valores de incerteza da implementação em *MATLAB* quer da implementação realizada em [11].

Tabela 5.8. Comparação entre *MATLAB*, GUM e MMC

	<i>Média</i> (\bar{y})	<i>Desvio Padrão</i> (u_y)	<i>Limite Inferior</i>	<i>Limite Superior</i>	v_{eff}
GUM	1,44	1,20	-0,96	3,84	∞
<i>MATLAB</i>	1,69	1,25	0,06	4,71	-
MMC	1,70	1,26	0,10	4,80	-

Através da Tabela 5.8 é possível observar que apesar dos intervalos de confiança obtidos em todos os casos serem diferentes, estes dependem em muito da forma como são obtidos. Também se verifica que o GUM, para este tipo de modelo matemático, não apresenta resultados satisfatórios, uma vez que nunca será possível uma função quadrática simples, como esta, obter resultados negativos, situação que o MMC compensa devidamente uma vez que não toma suposições sobre a distribuição probabilística da variável de saída. É possível verificar ainda, que o desvio padrão obtido para a variável de saída, não afeta, no caso do MMC, o intervalo de confiança obtido, visto que o obtido através do *MATLAB* e em [11] são muito semelhantes.

5.2 – Método Específico para Câmara de Duas Pressões

De modo a analisar a incerteza da câmara de duas pressões, foi necessário o estudo da forma como esta realiza os cálculos para controlo da humidade relativa gerada. Após alguma investigação, foi possível descobrir que esta utiliza a escala ITS-90 (*International Temperature Scale of 1990*). Assim sendo, foi necessário proceder a uma fase de formulação do problema a resolver, e outra de implementação do algoritmo desejado em *MATLAB*.

5.2.1 – Formulação

Nesta secção pretende-se discriminar os passos necessários para a avaliação da incerteza, em humidade relativa, da câmara de duas pressões.

Sabendo que a escala utilizada pela câmara é a ITS-90, através de [17] é possível definir a equação utilizada para o cálculo da humidade relativa, dada por,

$$\%HR = \frac{f_w(T_s, P_s)}{f_w(T_c, P_c)} \times \frac{e_w(T_s)}{e_w(T_c)} \times \frac{P_c}{P_s} \times \eta_s \quad (5.8)$$

onde $f_w(T_s, P_s)$ e $f_w(T_c, P_c)$ correspondem aos fatores de melhoramento do saturador e da câmara, respetivamente, $e_w(T_s)$ e $e_w(T_c)$ correspondem à pressão de saturação de vapor de água existente no saturador e na câmara, respetivamente, P_s e P_c às pressões do saturador e da câmara em Pascals (Pa), respetivamente, e η_s corresponde à eficiência do saturador, normalmente 100%.

Assim, após obtenção da equação (5.8), é necessária a definição das várias componentes que permitem o seu cálculo.

Através de [18], é possível definir a pressão de saturação de vapor de água, para uma temperatura qualquer em °C (t), como sendo,

$$e_w(t) = \exp\left(\sum_{i=0}^6 C_i(t + 273,15)^{i-2} + D \ln(t + 273,15)\right) \quad (5.9)$$

onde,

$$C = \begin{bmatrix} -2,8365744E3 \\ -6,028076559E3 \\ 1,954263612E1 \\ -2,737830188E - 2 \\ 1,6261698E - 5 \\ 7,0229056E - 10 \\ -1,8680009E - 13 \end{bmatrix} e D = 2,7150305 .$$

Por sua vez, os fatores de melhoramento, obtidos através de [18], para uma temperatura qualquer em °C, e uma pressão P em Pascals, são definidos por,

$$f_w(t, P) = \exp\left[\alpha \left(1 - \frac{e_w(t)}{P}\right) + \beta \left(\frac{P}{e_w(t)} - 1\right)\right] \quad (5.10)$$

sendo,

$$\alpha = \sum_{i=0}^3 A_i t^i \quad (5.11)$$

$$\beta = \exp\left(\sum_{i=0}^3 B_i t^i\right) \quad (5.12)$$

onde,

$$A = [3,53624E - 4 \quad 2,9328363E - 5 \quad 2,6168979E - 7 \quad 8,5813609E - 9] \\ B = [-1,07588E1 \quad 6,3268134E - 2 \quad -2,5368934E - 4 \quad 6,3405286E - 7] .$$

De modo a calcular (5.8) é necessária a obtenção dos valores de quatro parâmetros da câmara de duas pressões, sendo estes a temperatura do saturador (T_s) e temperatura da

câmara (T_c) em °C, a pressão do saturador (P_s) e a pressão da câmara (P_c) em psia³. A amostragem destas quatro variáveis, tomadas como possuindo distribuições Normais, é realizada segundo a equação (4.13), sendo que os seus desvios padrões, ou incertezas padrão, são obtidos através da utilização do GUM.

5.2.2 – Implementação

Após a concretização do estágio de formulação, onde se verificaram as fórmulas utilizadas pela câmara para controlo da humidade relativa gerada, procedeu-se à implementação em *MATLAB* do algoritmo do MMC para análise de incertezas. A Figura 5.13 mostra, através de um fluxograma, o procedimento tomado para a implementação do MMC. O código em *MATLAB* encontra-se exposto no Anexo F.

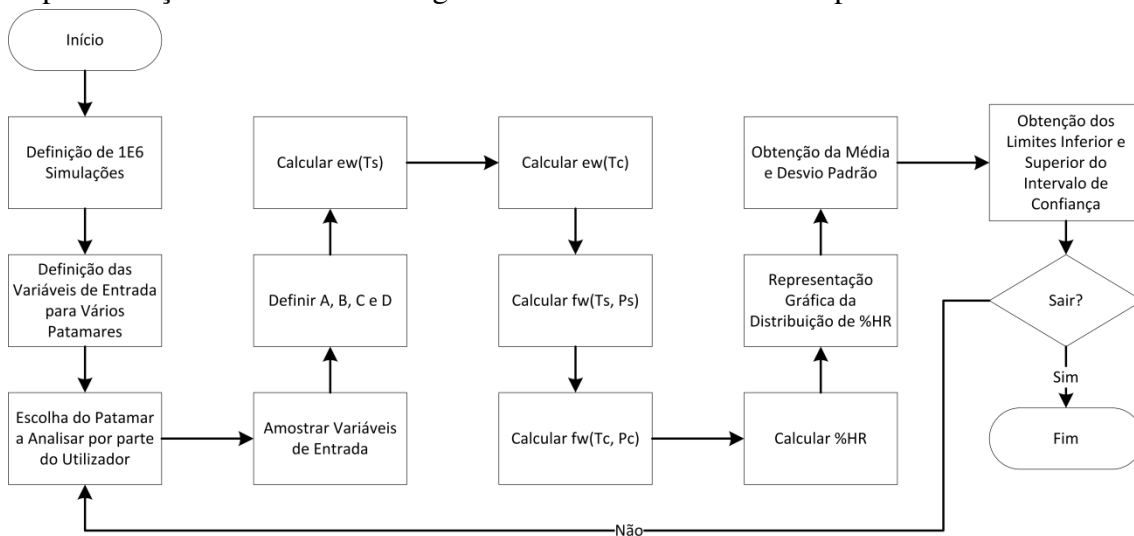


Figura 5.13. MMC para cálculo de incertezas associado à câmara de duas pressões

De notar que o MMC implementado não é adaptativo, o que resulta numa implementação mais simples e direta do MMC, sendo que serão realizadas $M = 10^6$ simulações, cujo valor é mais que suficiente para obtenção dos dados necessários à análise de incertezas de medição [11].

Através do MMC exposto na Figura 5.13 é possível calcular a incerteza da câmara com um elevado grau de confiança uma vez que este tem em consideração todas as não linearidades das equações utilizadas para o cálculo da humidade relativa.

5.3 – Método Específico para Higrómetro de Ponto de Orvalho

Também para o higrómetro de ponto de orvalho, baseado na escala ITS-90, o método de cálculo da humidade relativa tem de ser analisado antes da implementação do MMC em *MATLAB*, uma vez que este é diferente daquele analisado anteriormente para a câmara de duas pressões.

³ psi/psia – Pound per Square Inch (1 psia = 6894,75729 Pa = 0,0689475729 bar)

5.3.1 – Formulação

No caso do higrómetro de ponto de orvalho, a fórmula é mais simples do que aquela exposta em (5.8), sendo que é apenas realizado o quociente entre os fatores $e_w(T_d)$ e $e_w(T_c)$, como é possível verificar em (5.13) [19].

$$\%HR = \frac{e_w(T_d)}{e_w(T_c)} \times 100 \quad (5.13)$$

onde T_d é a temperatura de ponto de orvalho, determinada pelo espelho arrefecido do higrómetro de ponto de orvalho, e T_a é a temperatura do ar existente na câmara. Aplicando a equação (5.9) a ambas as temperaturas, é possível obter a humidade relativa presente na câmara.

De modo a avaliar a incerteza de medição do higrómetro, serão analisados os valores de saída do modelo expresso em (5.13), sendo que as variáveis de entrada, T_d e T_a , são tomadas como possuindo distribuições Normais, com incertezas padrão obtidas, como anteriormente, através do GUM.

5.3.2 – Implementação

Relativamente à implementação do MMC em *MATLAB*, este é muito semelhante àquele expresso para a câmara de duas pressões, sendo que a grande diferença prende-se com o facto de não serem calculados os fatores de melhoramento expressos por (5.10). O código em *MATLAB* deste MMC encontra-se no Anexo G.

Atentando à Figura 5.14 verifica-se que este fluxograma do MMC é de implementação mais simples, uma vez que não é adaptativo e não realiza o cálculo dos fatores de melhoramento existentes no caso da câmara de duas pressões.

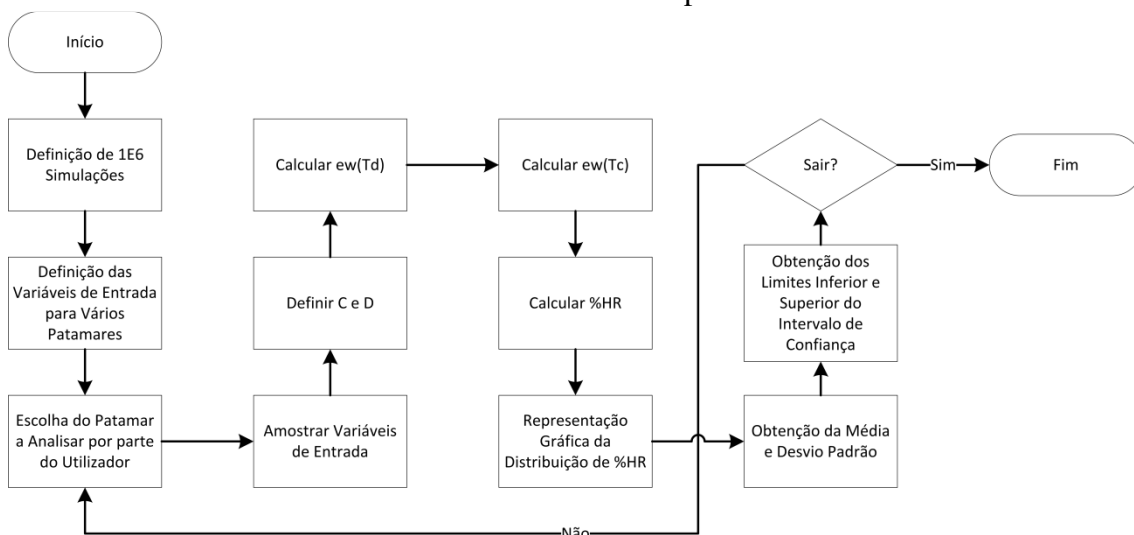


Figura 5.14. Fluxograma do MMC para determinação da %HR do higrómetro de ponto de orvalho

Também neste caso, se verifica a existência de não linearidades, devido às funções exponencial e logarítmica existente em (5.9), que através do MMC são contabilizadas no cálculo da incerteza do higrómetro de ponto de orvalho. Também para este caso foram realizadas $M = 10^6$ simulações do MMC [11].

6 - ESTUDO DE UM SISTEMA PNEUMÁTICO PARA CALIBRAÇÃO DE MANÓMETROS

Neste capítulo serão demonstradas as capacidades de um sistema pneumático de controlo de pressão, adquirido em 2011 pelo CEM, que tem como objetivo fundamental a calibração de manómetros e transdutores de pressão. Serão enunciadas as suas características, em termos de gama de operação, estabilidade e exatidão, entre outros, bem como o seu método de funcionamento.

Também serão avaliadas as incertezas de medição associadas à calibração de manómetros, utilizando este equipamento, e serão demonstradas as capacidades de um instrumento virtual implementado especificamente com a tarefa de calibração de manómetros em mente.

6.1 – Análise do Sistema

6.1.1 – Controlador de Pressão

O sistema em questão é um controlador de pressão do fabricante *Wika Mensor*, cujas características metrológicas (estabilidade, exatidão e incerteza) são suficientes para os objetivos do CEM, no que a calibração de manómetros diz respeito. O modelo estudado foi o CPC8000-X (Figura 6.1), cujas características, rastreadas a padrões do *National Institute of Standards and Technology*, ou NIST, podem ser observadas na Tabela 6.1.

Tabela 6.1. Características do controlador de pressão CPC8000-X [20]

Parâmetro	Unidade	Valor
Escala Total de Pressão	bar	0 ... 100 (relativo ⁴)
Exatidão	% IS ⁵	⁶
Incerteza	% IS	⁷
Estabilidade	% FS ⁸	Variável (0,0001...0,001)
Slew Rate	% FS/s	Variável (0,1...100)
Fonte de Pressão	% FS	110
Meio de Pressão	-	Ar ou nitrogénio
Temperatura de Funcionamento	°C	15...30
Humidade de Funcionamento	%	35...80 (não condensante)

Como se pode verificar, uma vez que se possui um sistema capaz de medir até 100 bar e este possui uma estabilidade de cerca de 0,001% de 100 bar, então a variação máxima expectável será de cerca de 0,001 bar em qualquer patamar de pressão ao qual se pretenda submeter um manómetro.

⁴ O termo relativo é utilizado pois esta pressão é obtida em relação à pressão atmosférica lida pelo sensor barométrico existente no equipamento.

⁵ *IntelliScale* – Escala automática.

⁶ Exatidão de 0,008% da leitura, para valores acima de 1/3 FS, e de 0,008% de 1/3 de FS, para valores abaixo de 1/3 FS.

⁷ 0 / 20 bar – 0,0023; 40 bar – 0,0028; 60 bar – 0,0030; 80 bar – 0,0036; 100 bar – 0,0038.

⁸ *Full Scale* - Escala total.

Para além disto, é possível observar que a variação por segundo da pressão (*Slew Rate*), para o equipamento em teste, pode ser regulada, permitindo um melhor controlo sobre a pressão introduzida no sistema por parte do controlador de pressão, não originando assim variações de pressão bruscas que possam danificar o equipamento em teste.



Figura 6.1. Controlador de pressão CPC 8000-X

6.1.2 – Sistema de Tubagem

De modo a realizar a função para a qual o equipamento foi adquirido, foi necessária a montagem das ligações pneumáticas representadas na Figura 6.2.

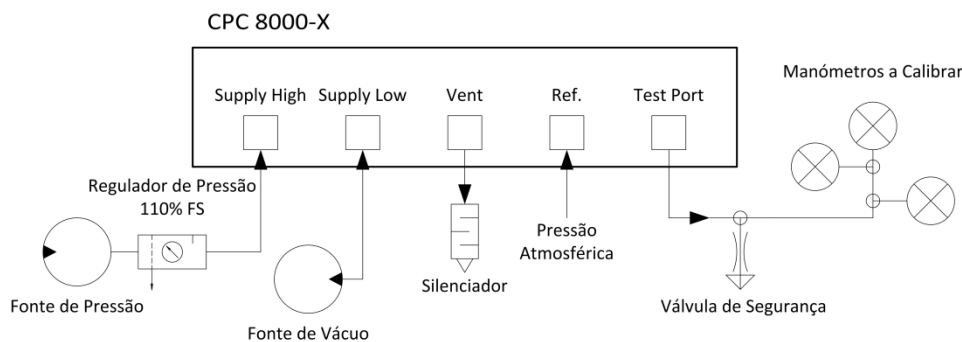


Figura 6.2. Esquema do sistema pneumático utilizado

Após verificação do *datasheet* do equipamento, verificou-se que as entradas *Supply High* e *Supply Low* são utilizadas para o fornecimento de pressão a este, sendo que na entrada *Supply Low* está ligada uma bomba de vácuo, para obtenção de maior estabilidade a baixas pressões, e na entrada *Supply High* é fornecida uma pressão constante, devido à utilização de um regulador de pressão, de cerca de 110% da pressão máxima definida para o equipamento, normalmente 100 bar.

Por outro lado, a saída *Vent* permite a drenagem da pressão existente na *Test Port*, onde é aplicada a pressão aos manómetros que se pretende calibrar (modo de controlo), ou onde é medida a pressão dum sistema pneumático externo (modo de medição).

Por último, a entrada *Ref.* tem como objetivo fornecer a referência de pressão ao equipamento, permitindo a este ser utilizado a várias altitudes, podendo adaptar-se à nova pressão atmosférica na qual foi inserido.

Relativamente ao número de manómetros que podem ser calibrados, o CEM resolveu adotar uma configuração em tudo semelhante àquela demonstrada na Figura 6.2,

permitindo a calibração simultânea de 3 manómetros, desde que estes possuam a mesma gama de medição (ex. de 0 a 10 bar). Também podem ser utilizados manómetros de diferentes unidades, desde que seja realizada a conversão correta dos valores lidos no manómetro, para a unidade lida no controlador de pressão, e a escala destes sejam equivalentes em ambas as unidades (ex. 0 a 10 bar \Leftrightarrow 0 a 145,038 psi).

6.1.3 – Modos de Funcionamento

O equipamento em estudo permite a seleção de um de três modos de funcionamento. De seguida, com a ajuda de alguns diagramas, serão demonstrados os vários modos de funcionamento do equipamento, permitindo assim compreender melhor as funcionalidades deste.

6.1.3.1 – Modo de Medição (MEASURE)

O modo de medição permite a leitura do valor de pressão existente na *Test Port*, injetada no sistema através de outro gerador de pressão que não aquele ligado à entrada *Supply High*. Um esquema pneumático representativo deste modo de funcionamento está representado na Figura 6.3.

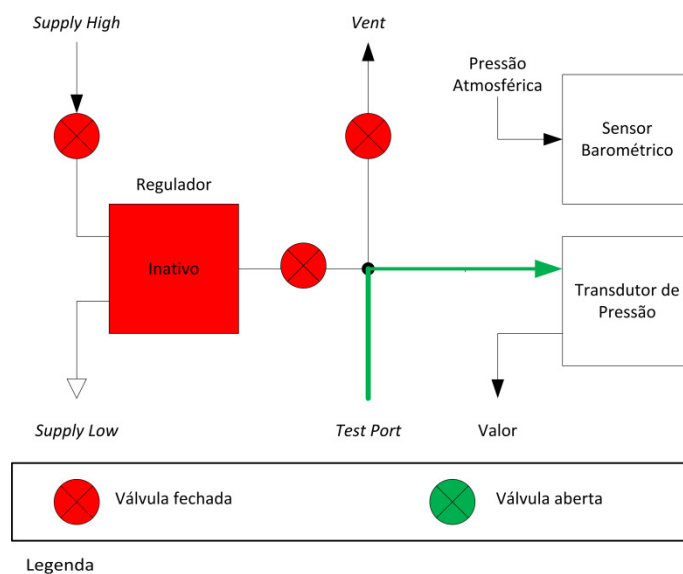


Figura 6.3. Diagrama pneumático do modo de medição

Através da Figura 6.3 é possível observar que todas as válvulas de controlo se encontram fechadas, fazendo com que a pressão lida pelo transdutor de pressão seja dada pela pressão existente na *Test Port*, a qual pode estar sobre a pressão atmosférica, ou sobre outro valor de pressão imposto por outro sistema pneumático. Como seria de esperar, o regulador de pressão interno encontra-se inativo, visto não ser necessário o seu funcionamento para medição de valores de pressão não controlados por este equipamento.

Como exemplo da utilização deste modo de funcionamento, temos a verificação de sistemas de controlo de pressão externos ao equipamento (ex. sistema de ar comprimido, etc.).

6.1.3.2 – Modo de Controlo (CONTROL)

Por sua vez, o modo de controlo permite um controlo estável da pressão na *Test Port*, para a calibração de um qualquer equipamento de leitura de pressão, ou para comparação de vários equipamentos de leitura. Na Figura 6.4 é possível observar o diagrama pneumático representativo deste modo de funcionamento.

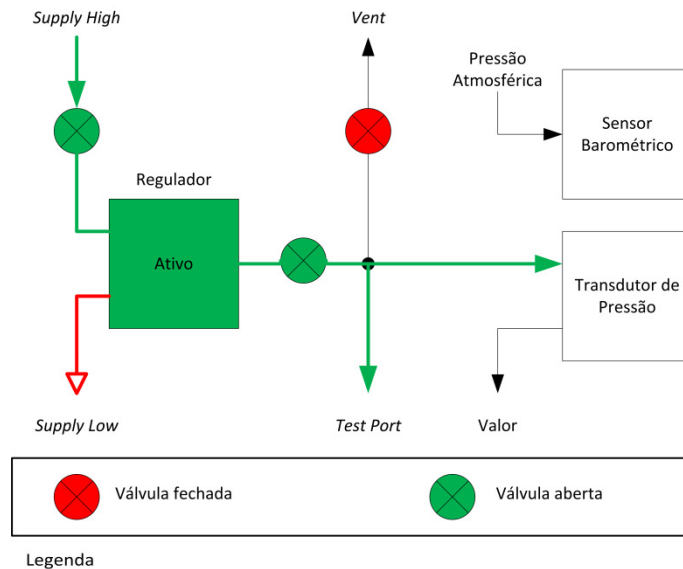


Figura 6.4. Diagrama pneumático do modo de controlo

Através da Figura 6.4 é possível observar que duas das válvulas, existentes no circuito interno, estão abertas, permitindo assim um fluxo de ar que irá injetar pressão na *Test Port*, pressão essa sentida também pelo transdutor de pressão. Uma vez que o equipamento se encontra no modo de controlo, o regulador utiliza a porta *Supply Low* de modo a remover alguma sobrepressão que possa existir no sistema de modo a manter a pressão o mais estável possível.

Como exemplo de utilização, este modo é utilizado quando se pretende verificar o bom funcionamento de equipamentos que meçam a grandeza pressão, ou se pretende calibrar algum destes equipamentos (ex. manómetros analógicos e digitais, etc.).

6.1.3.3 – Modo de Ventilação (VENT)

Este modo de funcionamento realiza um *bypass* entre a porta *Vent* e a *Test Port*, permitindo assim a libertação da pressão existente na tubagem, submetendo os equipamentos de teste à pressão atmosférica. Na Figura 6.5 é possível observar o diagrama pneumático deste modo de funcionamento.

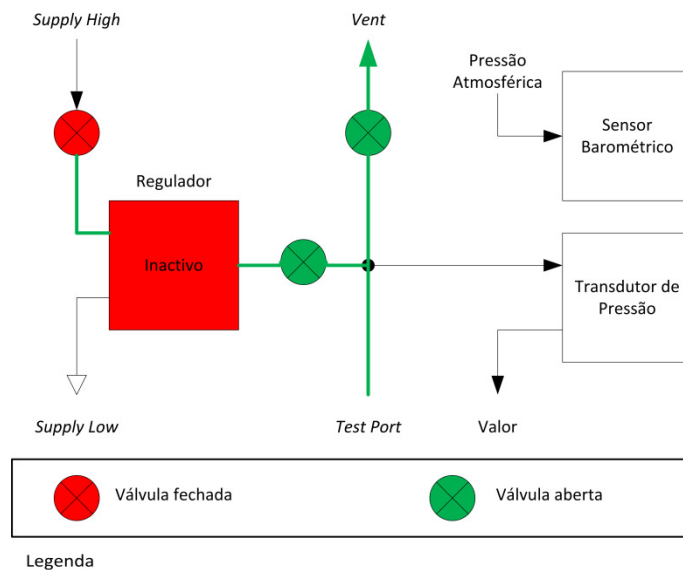


Figura 6.5. Diagrama pneumático do modo de ventilação

Através da Figura 6.5 é possível observar que toda a pressão existente na tubagem é ventilada pela porta *Vent*, sendo que o regulador se encontra mais uma vez inactivo, impedindo assim que a descarga de pressão seja realizada pela porta *Supply Low*, protegendo a bomba de vácuo ligada a esta. Também a válvula existente na porta *Supply High* encontra-se fechada de modo a não ser realizada uma descarga contínua da pressão existente na fonte de pressão do sistema, preservando assim recursos.

Este modo de funcionamento é mais utilizado para verificação da pressão atmosférica existente na localização onde o equipamento se encontra, permitindo a sua adaptação a essas indicações.

6.1.4 – Características do Modo de Controlo

O modo de controlo pode ser configurado através da modificação de vários parâmetros existentes no *firmware* do equipamento. Na Tabela 6.2 estão expostos os parâmetros reguláveis, bem como os valores aceitáveis para tais parâmetros.

Tabela 6.2. Parâmetros do modo de controlo e valores aceitáveis

<i>Parâmetro</i>	<i>Valores aceitáveis</i>	<i>Unidade</i>
<i>Slew Rate</i>	0,1...100	%FS / s
<i>Transient Time Constant</i>	1...10	-
<i>Damping Factor</i>	1...99	-

Observando a Tabela 6.2 é possível observar que os valores dos dois últimos parâmetros não são de fácil interpretação, pois não permitem uma correlação direta com parâmetros estudados no controlo de sistemas. Assim sendo, de modo a verificar as características do modo de controlo, foram realizados testes à resposta do equipamento quando este realizava uma transição em degrau de 0 bar para 1 bar para várias combinações dos parâmetros explícitos anteriormente.

De modo a ser possível verificar a estabilidade dos valores, o controlador de pressão fornece uma função onde os dígitos representados no ecrã deste mudam de cor para

verde, como é possível observar na Figura 6.6. Esta função é baseada no valor de estabilidade que se pretende, sendo que neste caso foi utilizado o critério de estabilização de 0,0008 %FS, resultando numa variação máxima aceitável para indicação de estabilidade de $\pm 0,0008$ bar.

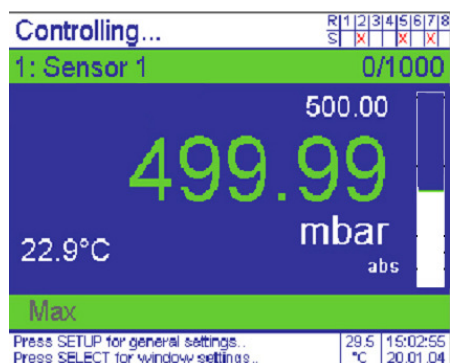


Figura 6.6. Ecrã do controlador de pressão com indicação de estabilidade

Tendo isto em conta, foram realizados vários testes de modo a verificar as características do controlador. Assim sendo, obtiveram-se 240 leituras para cada um dos testes com uma taxa de amostragem de 2 Hertz, resultando assim em 120 segundos de leituras. No total foram obtidos valores para 9 configurações diferentes, estando estas representadas na Tabela 6.3.

Tabela 6.3. Configurações utilizadas nos vários testes

Teste	Slew Rate (%FS / s)	Transient Time Constant	Damping Factor
1	0,1	1	1
2			99
3		10	1
4			99
5	100	1	1
6			99
7		10	1
8			99
9	0,1	4	8

De notar que a configuração utilizada no teste 9 irá ser utilizada pelo CEM nas várias aplicações do controlador de pressão, uma vez que é a configuração utilizada por defeito neste.

Na Figura 6.7 é possível observar a resposta do equipamento quando este, que se encontra a uma pressão de 0 bar relativos (aproximadamente 1 atmosfera), é comandado a controlar uma pressão a 1 bar relativo para os testes 1, 2, 3, 4 e 9. Esta transição pode ser tomada como sendo uma função *Step*, ou degrau.

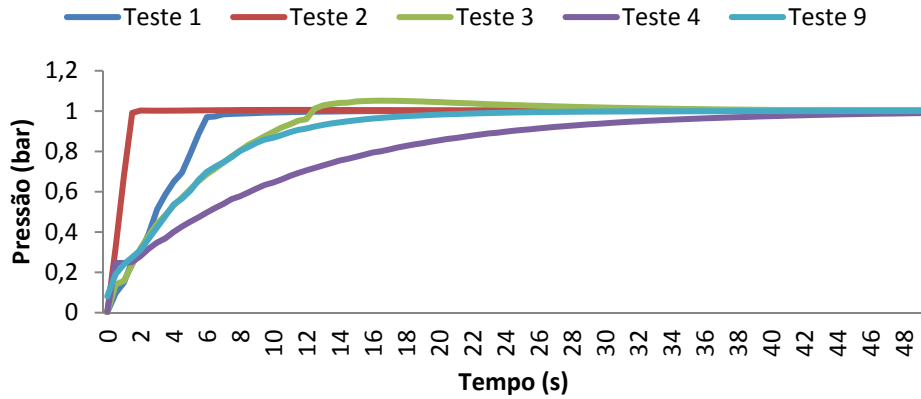


Figura 6.7. Comparação entre as respostas do sistema com *Slew Rate* = 0,1 e o Teste 9

Apesar de se possuir 120 segundos de dados, apenas estão representados 48 segundos de modo a realçar a resposta do sistema nos primeiros instantes. Para análise do desempenho do sistema, pretende-se analisar o tempo de subida, tempo de estabilização, fator de amortecimento, o *overshoot* e o valor final deste, para várias configurações do equipamento.

Para tal, define-se o tempo de subida (t_r) como uma característica que permite verificar a rapidez com que o sistema evolui de modo a atingir o valor desejado, e pode ser obtido através da medição do tempo que leva ao sistema a transitar entre os 10% e 90% do seu valor final.

Por sua vez, o tempo de estabilização (t_s) permite verificar quanto tempo demora o sistema a estabilizar num intervalo predefinido do valor final, neste caso a variação máxima aceitável é de $ValorFinal \pm 0,0008 \text{ bar}$.

De modo a calcular o fator de amortecimento das várias configurações, utilizou-se uma equação que relaciona diretamente a percentagem de *overshoot*, ou seja, a percentagem de pressão lida acima do valor final desejado, no primeiro pico, com o fator de amortecimento (ζ) dada por [21],

$$\%Overshoot = 100 \times \exp\left(-\zeta \frac{\pi}{\sqrt{1-\zeta^2}}\right) \quad (6.1)$$

onde, após alguma manipulação, se obtém,

$$\zeta = \frac{c}{\sqrt{1-c^2}} \quad (6.2)$$

sendo,

$$c = -\frac{\ln(\%Overshoot/100)}{\pi} \quad (6.3)$$

Na Tabela 6.4 estão representadas as características obtidas para os vários testes representados na Figura 6.7.

Tabela 6.4. Valores das características observadas para os testes 1, 2, 3, 4 e 9

<i>Testes</i>					
	1	2	3	4	9
%Overshoot (%)	0,0062	0,5928	5,1656	0,0137	0,0065
ζ	0,80	0,58	0,38	0,78	0,80
t_r (s)	5	1	10	24	11
t_s (s)	25,5	107	N/A	84	38
Valor Final (bar)	1,0001	1,0001	1,0034	1,0005	0,9999

Atentando à Tabela 6.4 e à Figura 6.7 é possível afirmar que as configurações com melhor desempenho são aquelas utilizadas no teste 1 e 9, uma vez que possuem baixo *overshoot*, cerca de 0,006%, protegendo assim os equipamentos a calibrar de valores de pressão superiores aos aceitáveis por estes. Para além disto, possuem um fator de amortecimento de 0,80 indicando um sistema ligeiramente subamortecido e o valor final do sistema, para ambos os casos, está muito perto do valor desejado de 1 bar. Comparando as duas configurações, verifica-se que aquela utilizada no teste 1 possui um tempo de subida e um tempo de estabilização mais rápido do que aquela utilizada no teste 9, à custa de uma taxa de variação maior, o que para alguns equipamentos pode não ser suportável, sendo então desejável a utilização da configuração do teste 9, pois permite um melhor controlo da pressão em várias situações diferentes.

Na Figura 6.8 é possível observar as respostas para os testes 5, 6, 7, 8 e 9.

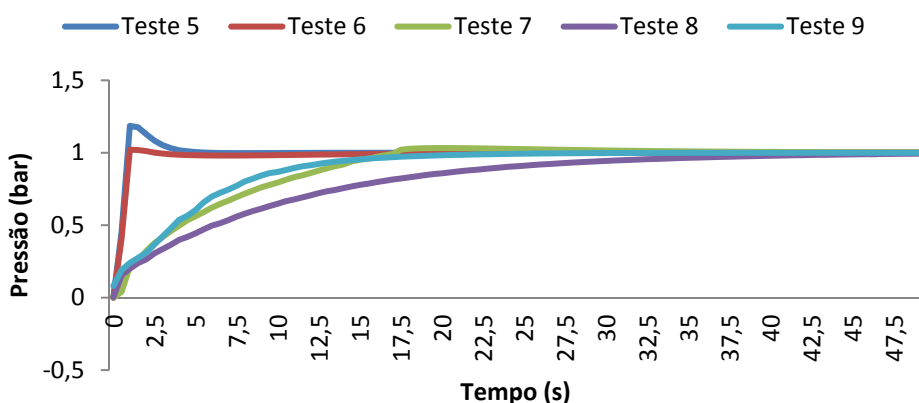


Figura 6.8. Comparação entre as respostas do sistema com *Slew Rate* = 100 e o Teste 9

Tendo em conta a Figura 6.8 é possível observar a existência mais pronunciada de *overshoot* no teste 5 e 6, que podem não ser aceitáveis para um determinado tipo de aplicação do controlador de pressão. Na Tabela 6.5 estão expostos os valores das características observadas para os testes demonstrados na Figura 6.8.

Tabela 6.5. Valores das características observadas para os testes 5, 6, 7, 8 e 9

<i>Testes</i>					
	5	6	7	8	9
%Overshoot (%)	18,5592	2,1838	3,2301	0,3097	0,0065
ζ	0,23	0,47	0,43	0,62	0,80
$t_r(s)$	0,5	0,5	12,5	23,5	11
$t_s(s)$	11,5	N/A	N/A	N/A	38
Valor Final (bar)	0,9999	1,0028	1,0027	1,0032	0,9999

Neste caso, ao observar a Tabela 6.5 e a Figura 6.8 verifica-se facilmente que o *overshoot* é muito superior àquele obtido para os testes da Figura 6.7. Para além disto, uma vez que os testes 6, 7 e 8 não possuem um tempo de estabilização, pois os valores finais não ficaram dentro da tolerância de $\pm 0,0008$ bar do valor desejado, estes são automaticamente descartados, só podendo ser realizada uma comparação entre o teste 5 e o 9. Assim sendo, será expectável a utilização da configuração do teste 9 pois, apesar de possuir um tempo de subida e de estabilização relativamente lento, possui um *overshoot* muito baixo e uma taxa de variação da pressão mais baixa, diminuindo assim as probabilidades de danificar algum equipamento que se pretenda ensaiar ou calibrar.

6.2 – Avaliação das Incertezas de Medição

Uma vez que o controlador de pressão será utilizado para calibração de manómetros ou outros tipos de transdutores de pressão, é necessário realizar uma análise das incertezas que influenciam o resultado da medição destes. Para tal, procedeu-se à calibração de um manómetro analógico, cujas características se encontram na Tabela 6.6, seguindo as diretrizes expostas no procedimento de calibração de manómetros existente no CEM (Anexo H).

Tabela 6.6. Características do manómetro utilizado

<i>Diâmetro (mm)</i>	<i>Escala (bar)</i>	<i>Resolução (bar)</i>	<i>Número de Divisões</i>	<i>Classe</i>
40	0...10	0,5	20	1,6

A definição da classe do manómetro, dependendo das suas características físicas (diâmetro, número de divisões e escala), permite a definição do número de patamares de pressão a realizar para a sua calibração. Assim sendo, uma vez que o manómetro utilizado é de classe 1.6, isto significa que no mínimo terão de ser realizados 5 patamares, sendo que para este caso foram realizados 10 patamares (0 bar; 1 bar; 2,5 bar; 3 bar; 4 bar; 5 bar; 6 bar; 7,5 bar; 9 bar e 10 bar).

Tendo em conta que a medição pode ser modelada por um somatório simples das várias fontes de incerteza, na Tabela 6.7 é possível observar uma descrição das várias fontes de incerteza e as suas características.

Tabela 6.7. Fontes de incerteza em calibração de manômetros

<i>Incerteza</i>	<i>Descrição</i>	<i>Tipo</i>	<i>Distribuição</i>	v_i	C_i	<i>Divisor</i>
δp_S	Incerteza do Controlador	B	N	50	1	2
$\delta p_{S,A}$	Erro do Controlador	B	R	50	1	$\sqrt{3}$
$\delta p_{S,D}$	Degradação do Controlador	B	T	50	1	$\sqrt{6}$
$\delta p_{S,E}$	Estabilização	B	R	50	1	$\sqrt{3}$
$\delta p_{S,MDif}$	Máx. Variação do Patamar	B	R	50	2	$\sqrt{3}$
$\delta p_{S,R}$	Resolução do Controlador	B	R	500,000	1	$\sqrt{3}$
δp_X	Repetibilidade Instrumental	A	ST	2	1	$\sqrt{v_i + 1}$
$\delta p_{X,R}$	Resolução do Manômetro	B	R	500,000	1	$\sqrt{3}$
$\delta p_{X,0}$	Erro do Zero	B	R	50	1	$\sqrt{3}$
δp_h	Erro de Histerese	B	R	50	1	$\sqrt{3}$

Onde v_i corresponde aos graus de liberdade e C_i aos coeficientes de sensibilidade da fonte de incerteza em questão.

6.2.1 – Utilizando o GUM

Como já foi referido anteriormente, o intervalo de confiança obtido através do GUM, baseia-se na assunção de que a distribuição da variável de saída é Normal ou *t-student*. Assim sendo, uma vez que se irá realizar o cálculo das incertezas através do GUM, será utilizada a equação (3.26) de modo a obter-se o fator de expansão da incerteza para os vários patamares e a equação (3.11) de modo a calcular a incerteza combinada destes.

Na Tabela 6.8 é possível observar os valores das várias incertezas para os patamares referidos anteriormente.

Tabela 6.8. Valores das componentes de incerteza nos vários patamares

<i>bar</i>	<i>Patamar</i>									
	0	1	2,5	3	4	5	6	7,5	9	10
δp_S					0,0023					
$\delta p_{S,A}$					0,0004					
$\delta p_{S,D}$					0,0023					
$\delta p_{S,E}$					0,0008					
$\delta p_{S,R}$					0,00005					
$\delta p_{X,R}$					0,05					
$\delta p_{X,0}$					0					
$\delta p_{S,MDif}$	0,00045	0,0003	0,00025	0,0002	0,0002	0,00005	0,0001	0,00005	0,00025	0,00025
δp_X	0	0,0577	0,0667	0,0667	0,0333	0,0333	0,0333	0,0577	0,0333	0
δp_h	0	0,0833	0,0833	0,0833	0,0667	0,0667	0,0667	0,05	0,0167	0

Como se pode verificar, apenas três dos parâmetros expostos na Tabela 6.8 variam conforme o patamar que se pretende analisar. Assim sendo, de modo a aplicar as equações (3.11) e (3.26), deverão ser realizados cálculos auxiliares de modo a obter o desvio padrão das várias fontes de incerteza segundo uma distribuição Normal, através da utilização do divisor discriminado na Tabela 6.7 para as várias distribuições.

Após realização destes cálculos, o valor obtido para cada uma das fontes de incerteza é multiplicado pelo respetivo coeficiente de sensibilidade, e é aplicada a equação (3.11) de modo a se obter a incerteza padrão combinada da variável de saída, bem como o número de graus de liberdade efetivos desta.

De modo a obter-se a incerteza expandida da variável de saída, o valor de incerteza padrão desta será multiplicado pelo fator de expansão obtido através da equação (3.26). Os resultados finais de incerteza padrão, número de graus de liberdade efetivos, fator de expansão e incerteza expandida da variável de saída, para os diversos patamares, podem ser observados na Tabela 6.9.

Tabela 6.9. Incerteza expandida obtida para os vários patamares de calibração do manómetro (GUM)

bar	Patamares									
	0	1	2,5	3	4	5	6	7,5	9	10
u_y	0,0289	0,0653	0,0681	0,0681	0,0518	0,0518	0,0518	0,0527	0,0360	0,0289
v_{eff}	550	25	17	17	64	64	64	12	24	550
k	2,00	2,11	2,16	2,16	2,04	2,04	2,04	2,23	2,11	2,00
U_y	0,0580	0,1374	0,1469	0,1469	0,1058	0,1058	0,1058	0,1177	0,0760	0,0580

6.2.2 – Utilizando o Método de Monte Carlo em MATLAB

Outra forma de avaliação da incerteza de calibração de um manómetro é aquela realizada pelo MMC genérico descrito no Capítulo 5. Este permite a visualização gráfica da distribuição da variável de saída bem como a obtenção dos intervalos de confiança para os vários patamares.

Uma vez que o modelo matemático para a simulação do MMC do sistema de calibração de manómetros é regido por um simples somatório, dado pela seguinte equação (Anexo H),

$$p_x = p_s + \delta p_s + \delta p_{s,A} + \delta p_{s,D} + \delta p_{s,E} + \delta p_{s,MDif} + \delta p_{s,R} + \delta p_x + \delta p_{x,R} + \delta p_{x,0} + \delta p_h \quad (6.1)$$

onde p_x é a variável de saída e p_s é o valor lido no controlador de pressão, definido como sendo um valor absoluto que depende do patamar a calcular, utilizando o ficheiro de texto exposto no Anexo B, que já contém a formatação necessária ao cálculo da incerteza do modelo do manómetro, é possível obter os resultados discriminados na Tabela 6.10.

Tabela 6.10. Incerteza expandida obtida para os vários patamares de calibração do manómetro (MMC)

bar	Patamares									
	0	1	2,5	3	4	5	6	7,5	9	10
u_y	0,0290	0,0652	0,0681	0,0680	0,0518	0,0520	0,0517	0,0525	0,0362	0,0289
Y_-	-0,0477	0,8755	2,3697	2,8695	3,9018	4,9011	5,9679	7,3980	8,9321	9,9513
Y_+	0,0472	1,1240	2,6304	3,1303	4,0985	5,0988	6,1650	7,6021	9,0676	10,0464
U_y	0,0475	0,1243	0,1304	0,1304	0,0984	0,0988	0,0986	0,1021	0,0678	0,0476

De notar que os valores de Y_- e Y_+ correspondem aos limites do intervalo de confiança desejado. Por exemplo, no patamar de 0 bar, será de esperar que os valores da variável

de saída se encontrem, com 95% de confiança, entre os valores de -0,0477 bar e 0,0472 bar. O mesmo raciocínio se aplica aos restantes patamares.

Para além disto, os conceitos de graus efetivos de liberdade (v_{eff}) e de fator de expansão (k) não se aplicam ao MMC uma vez que, ao contrário do GUM, este não se baseia no cálculo do desvio padrão para obtenção da incerteza expandida da variável de saída [22].

6.2.3 – Comparação

Comparando os intervalos de confiança obtidos quer através do GUM, quer através do MMC, é possível verificar que estes são semelhantes, apesar de no patamar de 0 bar e 10 bar existirem algumas diferenças que podem ser significativas. Estas prendem-se com o fato da distribuição probabilística da variável de saída não ser em nada semelhante a uma distribuição Normal ou *t-student*. Esta diferença está demonstrada na Figura 6.9.

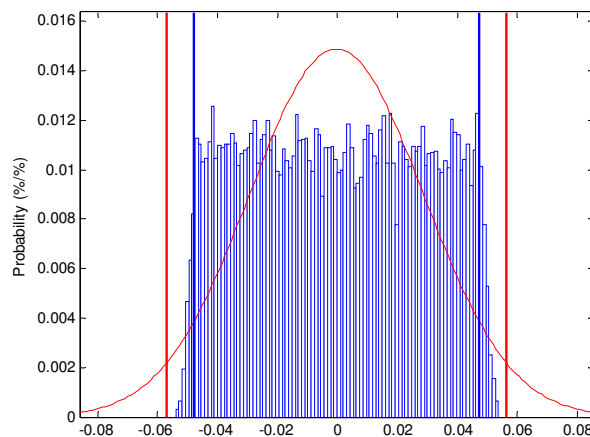


Figura 6.9. Distribuição da variável de saída no patamar 0 bar (MMC - Azul; GUM - Vermelho)

Como se pode observar, a distribuição probabilística obtida pela utilização do MMC é retangular, permitindo assim que o intervalo de confiança seja menor àquele obtido pelo GUM. No documento EA-4/02 [12], ponto S9.11 da página 58, é possível observar uma situação semelhante à anterior, onde o valor do fator de expansão utilizado é de 1,65, resultando num intervalo de confiança de 95%, para uma distribuição retangular. Também é possível observar que esta não conformidade com o GUM provém da repetibilidade instrumental (δp_X) ser nula, levando a que a fonte de incerteza que predomina tem distribuição retangular. Na Figura 6.10 é possível observar as distribuições obtidas para um patamar onde esta fonte de incerteza não é nula.

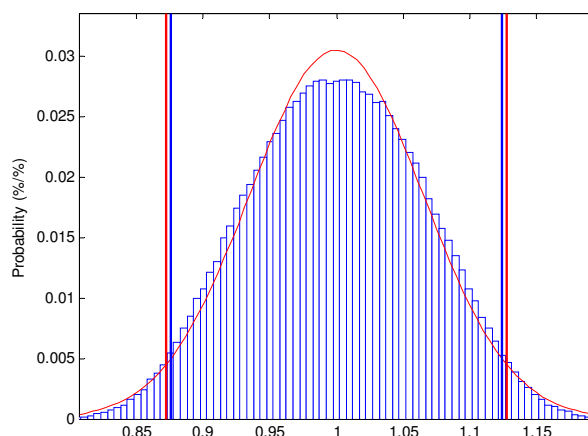


Figura 6.10. Distribuição da variável de saída no patamar 1 bar (MMC - Azul; GUM - Vermelho)

Facilmente se verifica através da Figura 6.10, que ao contrário do caso onde a repetibilidade instrumental era nula, neste caso ambas as distribuições são semelhantes, resultando assim num intervalo de confiança muito semelhante entre os dois métodos. A diferença ainda encontrada, para estes casos, entre o GUM e o MMC tem também a ver com a utilização de um intervalo de confiança de 95% no MMC, sendo que no GUM é normalmente calculado um intervalo de 95,45% ($k = 2$ para distribuição Normal ou $k > 2$ para uma distribuição *t-student* dado pela equação (3.26)).

Tendo em conta estes resultados, é possível constatar a grande utilidade do MMC e afirmar que este permite um melhor conhecimento da variável de saída, fornecendo assim resultados mais fidedignos e reais. Esta vantagem é ainda maior quando se pretende analisar modelos matemáticos não lineares, situação em que o GUM produz resultados simplificados que podem não refletir corretamente a natureza do modelo.

6.3 – Instrumento Virtual para Calibração de Manómetros

Após obtenção das características do controlador de pressão, procedeu-se à implementação de um instrumento virtual que incluisse as diretrizes expostas no procedimento de calibração de manómetros existente no CEM, simplificando assim a tarefa dos operadores.

De seguida serão exibidos os objetivos do instrumento virtual, as funcionalidades que este implementa e a forma como todos estes requisitos foram englobados num único instrumento virtual. No Anexo I é possível observar, em linguagem G, o instrumento virtual desenvolvido.

6.3.1 – Funcionalidades

Como já foi referido anteriormente, o instrumento virtual terá de implementar as diretrizes definidas no procedimento de calibração de manómetros. Assim sendo, terá de ser possível ao utilizador, utilizando o instrumento virtual, realizar as seguintes operações:

- Escolha do número de patamares de pressão a realizar (dependendo da classe do manómetro);
- Permitir a realização dos ciclos ascendente e descendente de pressão (total de 3 ciclos);
- Registrar o valor do controlador após verificação de estabilidade do patamar de pressão;
- Realizar na íntegra o procedimento de calibração.

De notar que os ciclos de calibração são compostos por um ciclo de pressão ascendente e um ciclo de pressão descendente. Através da Figura 6.11 é possível observar o procedimento total de calibração para 5 patamares de pressão, supondo um manómetro de 4 bar.

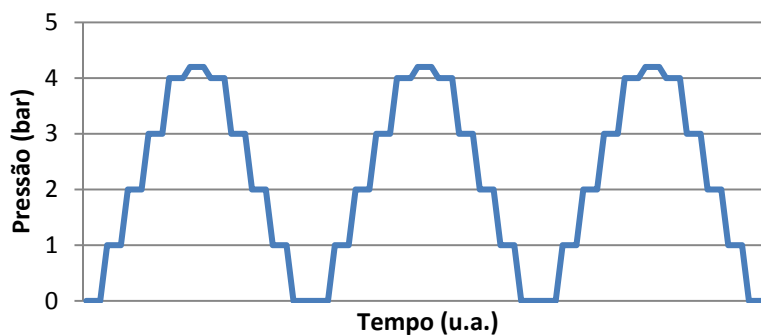


Figura 6.11. Ciclos de pressão para calibração de manómetros

Como se pode observar pela Figura 6.11, são realizados três ciclos de pressão, sendo que este começa no menor valor de pressão aceite pelo manómetro e termina no valor máximo deste. Neste patamar máximo, deverá ser mantida a pressão durante 5 minutos, sendo que de seguida a pressão é elevada em 5% relativamente a este valor (4,2 bar) antes de se realizar o ciclo descendente. Esta forma de realizar a calibração, exposta no procedimento, permite a observação do fenómeno de histerese do manómetro, que como já foi referido anteriormente, é utilizado para cálculo da incerteza de calibração.

O instrumento virtual a implementar, tem em consideração esta forma de calibração, o que para o operador se traduz numa redução de complexidade na forma como são retirados os valores dos equipamentos, bem como na forma como o controlador deverá ser programado cada vez que se pretende alterar o patamar de calibração.

Para além dos objetivos especificados anteriormente, o instrumento virtual fornece uma vasta panóplia de funcionalidades de modo a tornar o processo o mais simples possível. Assim sendo, o instrumento permite ainda:

- A configuração da ligação de dados (RS-232);
- A configuração da unidade a utilizar (ex. bar, psi, etc.), modos de funcionamento do controlador (absoluto ou relativo), parâmetros de configuração (tolerância e *slew rate*) e modos de controlo (*MEASURE*, *CONTROL* ou *VENT*);
- A introdução dos valores nominais de pressão dos patamares a realizar;
- A introdução dos valores observados nos manómetros;

- A alteração do tempo de estabilização (por defeito 15 segundos);
- A introdução dos valores da gama nominal do manómetro (máximo e mínimo);
- Escolher o número de manómetros a calibrar simultaneamente;
- Realizar automaticamente o controlo de pressão no último patamar durante 5 minutos;
- A verificação automática da estabilidade do controlador em todos os patamares;
- A mudança automática de patamar através da utilização de um botão (tecla F1);
- Gravar os dados finais da calibração (incluindo os valores do controlador de pressão);
- A reinicialização da calibração.

Todas estas funcionalidades foram pensadas de forma a tornar a tarefa de calibração de manómetros menos demorada, permitindo assim aos operadores serem mais eficientes na forma como conduzem o seu trabalho.

6.3.2 – Projeto do Instrumento Virtual

O instrumento virtual implementado possui várias funções subjacentes que permitem um controlo eficaz, via RS-232, do controlador de pressão. De modo a que fosse possível realizar este controlo, através do manual de utilização deste, observaram-se os comandos que ao serem enviados através da comunicação série originavam os comportamentos desejados e aplicáveis ao procedimento de calibração.

De seguida serão especificadas as formas como foram implementadas as várias funções de controlo e de verificação dos parâmetros do controlador.

6.3.2.1 – Ligação via RS-232

Inicialmente é necessário realizar a ligação de dados entre o computador e o controlador de pressão, sendo que para tal o instrumento virtual fornece um painel onde é possível alterar os parâmetros desta e abrir e fechar a ligação de dados.

Após introdução dos parâmetros da ligação de dados, ao clicar no botão “Ligar”, este desencadeará o processo descrito pela Figura 6.12, onde caso não existam erros de ligação e o equipamento ligado seja o *Wika Mensor CPC 8000*, ambos os *LEDs* existentes nas “Informações de Ligação RS-232” ficarão ligados.

De notar que ao clicar no botão “Ligar”, e caso seja aberta a ligação, da próxima vez que se clicar no mesmo botão este realizará a operação de fechar a ligação RS-232.

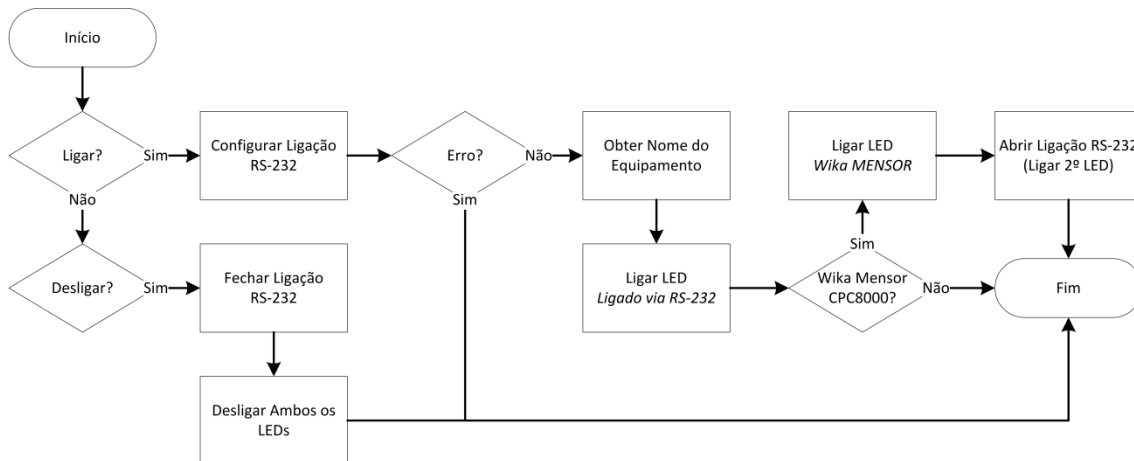


Figura 6.12. Fluxograma da rotina de configuração da ligação RS-232

Atentando à Figura 6.12 é possível observar que é realizada uma verificação da identidade do equipamento, sendo que isto previne o envio de comandos indesejados para os equipamentos, eliminando assim a possibilidade de mau funcionamento por parte destes, devido aos comandos enviados via porta série.

6.3.2.2 – Atualização dos Parâmetros do Controlador de Pressão

Após estabelecida a ligação de dados, o instrumento virtual realiza uma atualização automática dos parâmetros utilizados pelo controlador de pressão, permitindo assim ao utilizador ter uma noção das características atuais deste, mais concretamente a unidade utilizada pelo controlador de pressão, o seu modo de funcionamento, se a função de auto ventilação está ativa ou não, qual o valor do parâmetro de estabilidade (tolerância) e do *slew rate*, bem como o modo de controlo atual do equipamento.

Na Figura 6.13 está explícita a rotina de atualização automática realizada pelo instrumento virtual.

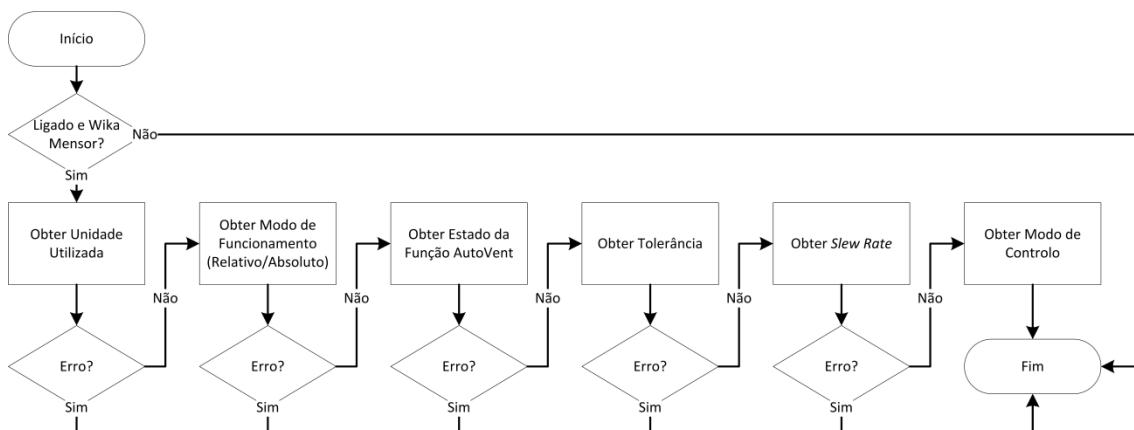


Figura 6.13. Fluxograma da rotina de atualização automática dos parâmetros do controlador de pressão

Através da Figura 6.13 é possível observar que a obtenção dos vários parâmetros é realizada de forma sequencial, e que a cada parâmetro é verificado se houve erro de comunicação entre o computador e o controlador de pressão, sendo que, caso exista, a rotina é interrompida permitindo ao utilizador verificar o problema causador do erro.

6.3.2.3 – Configuração dos Parâmetros do Controlador de Pressão

Para além da atualização dos parâmetros do controlador, será expectável que o instrumento virtual permita a configuração destes. Na Figura 6.14 está demonstrada a rotina de configuração para qualquer um dos parâmetros visíveis no painel “Configuração CPC 8000-X” do instrumento virtual.

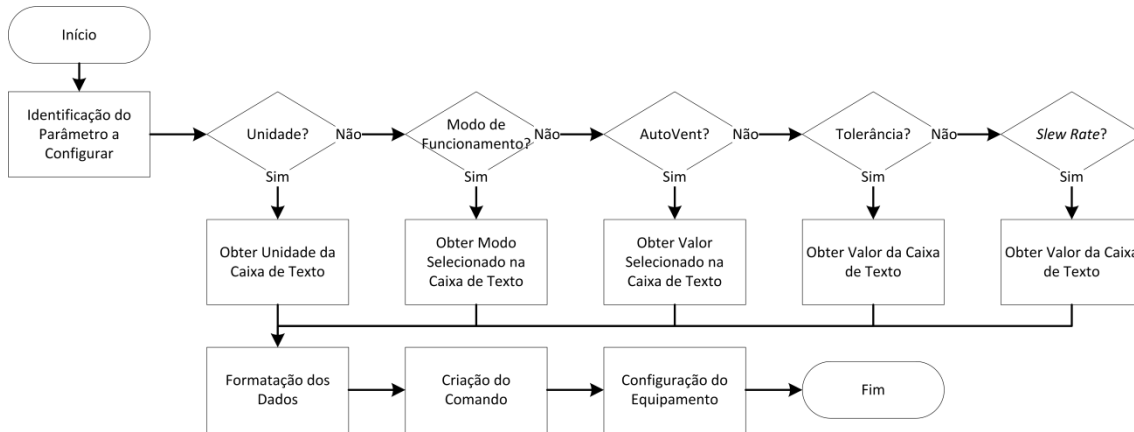


Figura 6.14. Fluxograma da rotina de configuração de parâmetros do controlador de pressão

Como é possível observar, o instrumento virtual primeiro verifica qual o parâmetro a ser configurado, sendo que depois, dependendo deste, obtém os valores representados nas caixas de texto e envia um comando corretamente formatado, de modo a que o interpretador do controlador de pressão possa realizar a operação desejada. De notar que o comando de configuração para cada um dos parâmetros é diferente, sendo então necessário possuir uma compilação destes de modo a obter aquele que se adequa ao parâmetro a configurar.

6.3.2.4 – Alteração do Modo de Controlo

Também para os modos de controlo do controlador de pressão, o instrumento virtual permite a sua configuração, visto que, dependendo da aplicação que se pretende, o controlador de pressão pode ser utilizado num desses modos de controlo. Na Figura 6.15 é possível observar a rotina de alteração dos modos de controlo do controlador de pressão.

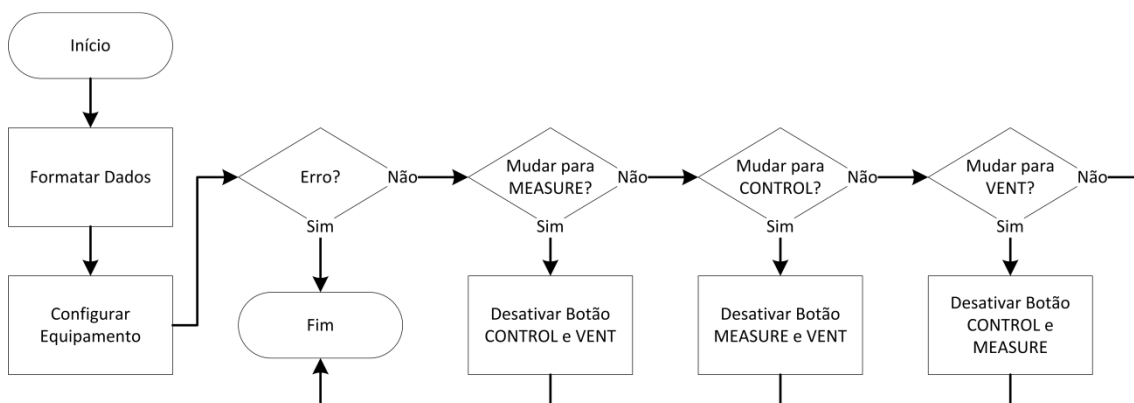


Figura 6.15. Fluxograma da rotina de configuração do modo de controlo do controlador de pressão

Uma vez que ao realizar a calibração pretende-se manter o controlador abaixo, ou ligeiramente acima, dos valores nominais máximos e mínimos definidos para o conjunto de manómetros a calibrar, o instrumento virtual terá obrigatoriamente de verificar se o patamar de pressão que se pretende realizar se encontra acima desses limites. Para além disto, este prevê a verificação de estabilidade do patamar, de modo a que o operador não salte um patamar inadvertidamente, resultando depois na falta de dados dos manómetros a calibrar.

6.3.2.6 – Verificação de Estabilidade

A rotina de verificação de estabilidade, que consiste num ciclo que se repete a cada 0,5 segundos após enviado o comando para realizar um patamar de pressão, implementa a operação de perguntar ao controlador se o valor de pressão se encontra ou não dentro da tolerância (normalmente 0,0008 %FS) anteriormente definida.

Na Figura 6.17 está demonstrada a rotina de verificação de estabilidade.

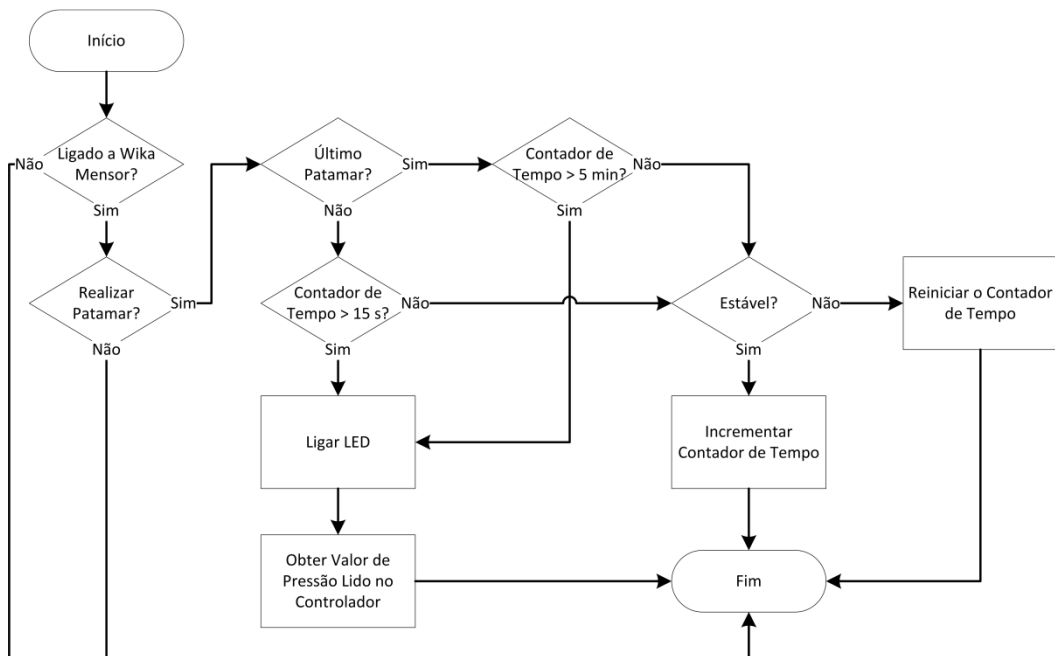


Figura 6.17. Fluxograma da rotina de verificação de estabilidade

Através da Figura 6.17 é possível observar que para cada patamar, que não o último, terão de ser obtidas pelo menos 30 leituras estáveis consecutivas de modo a definir o patamar como estando estabilizado, pois caso seja lido um valor não estável, o contador de tempo é reinicializado a zero. Por sua vez, para o último patamar, que necessita obrigatoriamente de 5 minutos de estabilização, terão de ser obtidas pelo menos 600 leituras estáveis. De notar que quando é dada a indicação de que o patamar se encontra estável, é retirado o valor lido pelo controlador de modo a depois guardar os dados num ficheiro de texto para posterior análise.

Tendo isto em conta, é possível observar a elevada importância da utilização da configuração correta para a realização da calibração, pois como já foi visto

anteriormente, algumas podem levar a comportamentos indesejados, conduzindo a uma maior lentidão e incerteza do processo de medição.

6.3.3 – *Teste*

De modo a verificar as funcionalidades implementadas e o seu bom funcionamento, foi realizada a calibração de um manómetro com o auxílio do instrumento virtual. Este teste permitirá avaliar, de uma forma global, a interligação entre as várias rotinas indicadas anteriormente.

Na Figura 6.18 é possível verificar a configuração dos equipamentos, aquando da calibração do manómetro analógico, cujas incertezas de medição foram calculadas anteriormente.



Figura 6.18. Configuração dos equipamentos para calibração de um manómetro analógico

Na Figura 6.19 está apresentado o painel frontal do instrumento virtual criado em *LabVIEW* para calibração de manómetros.

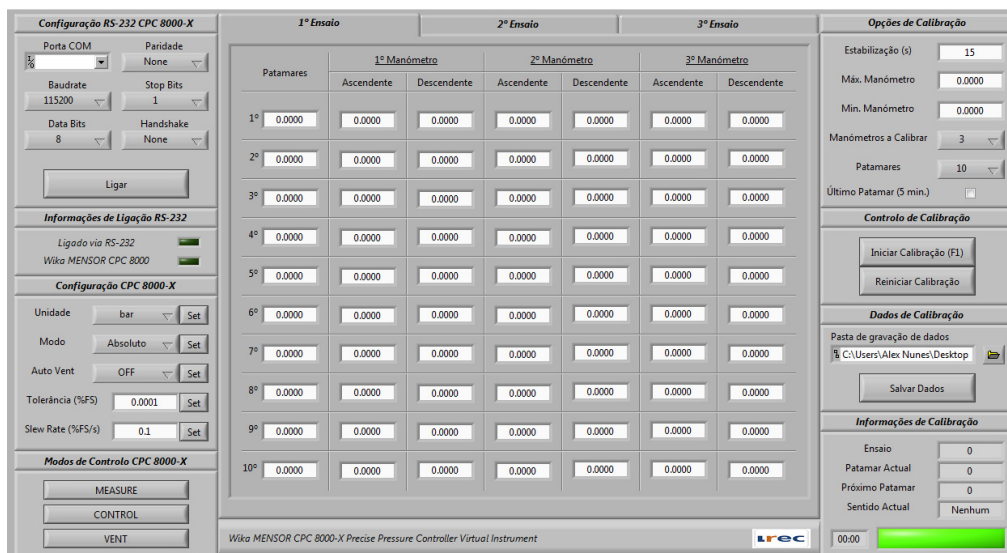


Figura 6.19. Painel frontal do instrumento virtual para calibração de manómetros

De modo a realizar os testes, utilizou-se o manómetro descrito na Tabela 6.6 e definiram-se os vários parâmetros do instrumento virtual com os valores descritos na Tabela 6.11.

Tabela 6.11. Valores dos vários parâmetros utilizados nos testes do instrumento virtual

<i>RS-232</i>		<i>Configuração</i>		<i>Modo</i>	<i>Calibração</i>	
<i>Porta COM</i>	COM4	<i>Unidade</i>	bar	CONTROL	<i>Estabilização</i>	15
<i>Baudrate</i>	115200	<i>Modo</i>	Relativo		<i>Máx. Manómetro</i>	10
<i>Data Bits</i>	8	<i>AutoVent</i>	OFF		<i>Min. Manómetro</i>	0
<i>Parity</i>	None	<i>Tolerância</i>	0,0008		<i>Manómetros</i>	1
<i>Stop Bits</i>	1	<i>Slew Rate</i>	0,1		<i>Patamares</i>	10
<i>Handshake</i>	None				<i>Último Patamar</i>	Sim

Assim, definindo os patamares de 0; 1; 2,5; 3; 4; 5; 6; 7,5; 9 e 10 bar obteve-se, através da função de gravação de dados (botão “Salvar Dados”), os dados descritos na Tabela 6.12 onde é possível observar os valores obtidos através do instrumento virtual, após a observação dos 15 segundos nos patamares intermédios e de 5 minutos no último patamar.

Tabela 6.12. Valores de pressão obtidos através do instrumento virtual

<i>Valor Nominal</i>	<i>1º Ciclo</i>		<i>2º Ciclo</i>		<i>3º Ciclo</i>	
0	0.0003	0.0008	0	0.0001	0	-0.0001
1	0.9999	1	0.9994	0.9994	0.9995	0.9996
2.5	2.5	2.4999	2.5	2.5004	2.5002	2.5003
3	3	3	2.9996	3	3	3.0001
4	4	4	4.0003	4.0003	3.9999	4.0001
5	5	4.9999	4.9999	5	5	5
6	5.9999	6	6	6.0002	5.9999	6
7.5	7.5	7.5	7.4999	7.4999	7.4999	7.4999
9	9	9	8.9998	9.0001	9	8.9996
10	9.9999	9.9999	9.9998	10.0004	9.9999	10

Tendo em conta os valores expostos na Tabela 6.12, é possível afirmar que este está a funcionar corretamente e a obter valores de pressão cujo erro, relativamente ao valor nominal, é da ordem das décimas de milibar.

7 - ESTUDO DE UMA CÂMARA CONDICIONADA PARA GERAÇÃO DE HUMIDADE RELATIVA

Para além da grandeza Pressão, o CEM possui equipamentos padrão que permitem a calibração de outros equipamentos noutras grandezas físicas. Entre estas encontra-se a grandeza Temperatura, onde se considera estar englobada a grandeza de Humidade relativa. Para esta última, o CEM possui vários equipamentos geradores, sendo que apenas um, aquele que se pretende estudar, pode ser utilizado como equipamento padrão devido ao seu nível de exatidão. Como equipamento de medição da grandeza humidade, o CEM possui um higrómetro de ponto de orvalho (higrómetro de espelho) e termo-higrómetros devidamente calibrados através de termómetros de resistência de platina rastreados a padrões nacionais de temperatura.

Neste capítulo pretende-se estudar o princípio de funcionamento de uma câmara geradora de humidade de duas pressões, demonstrar o seu procedimento de calibração, bem como analisar a incerteza associada às suas medições.

Para além disto, pretende-se desenvolver um instrumento virtual que permita a obtenção periódica e simultânea de valores de humidade relativa da câmara de duas pressões e do higrómetro de ponto de orvalho, de modo a poderem ser analisadas as incertezas de medição deste último.

7.1 – Análise do Sistema

O sistema a analisar é o gerador de humidade relativa 2500ST-LT do fabricante *Thunder Scientific Corporation*. Na Tabela 7.1 é possível observar as especificações deste equipamento relativamente à humidade relativa, temperatura e pressão da câmara.

Tabela 7.1. Características da câmara geradora de humidade relativa

<i>Humidade Relativa (%)</i>		<i>Temperatura da Câmara (°C)</i>		<i>Pressão da Câmara (psia)</i>	
Gama	10...95	Gama	0...70	Gama	Fixa ⁹
Resolução	0,02	Resolução	± 0,01	Exatidão	± 0,225
Exatidão	± 0,5	Uniformidade	± 0,1 ¹⁰		
		Exatidão	± 0,06		

Este gerador de humidade permite a utilização de um de três modos de controlo de humidade, sendo que a utilização destes dependerá da aplicação que se pretende dar ao gerador de humidade. De seguida serão explicados de forma sucinta os três modos de controlo.

- **Modo 1 (%RH @ Pc)** – Neste modo o valor de humidade relativa é calculado segundo a equação (7.1), sendo que a pressão do saturador é mantida a um rácio constante relativamente à pressão da câmara e não são tidas em conta as flutuações de temperatura;

⁹ Apenas pressão atmosférica (≈ 14 psia na localização do LREC).

¹⁰ Quando operada a uma temperatura de $\pm 10^\circ\text{C}$ relativamente à temperatura ambiente.

- **Modo 2 (%RH @ PcTc)** – Neste modo o valor de humidade relativa é calculado segundo a equação (7.2), sendo que são tidas em consideração a não homogeneidade de temperatura entre o saturador e a câmara e as flutuações da pressão da câmara;
- **Modo 3 (Pressão do Saturador)** – Neste modo o valor de humidade relativa é obtido através da fixação do valor da pressão do saturador, fazendo com que o valor de humidade relativa varie conforme as flutuações da pressão na câmara e temperatura na câmara e no saturador.

Nas aplicações desenvolvidas no CEM, o modo 2 é mais utilizado, visto este utilizar a equação (7.2) para o cálculo da humidade relativa, fornecendo assim um valor estável e bastante exato de humidade relativa.

Na Figura 7.1 é possível observar o gerador de humidade estudado neste capítulo.



Figura 7.1. Gerador de humidade 2500ST-LT

7.1.1 – Princípio de Funcionamento

O princípio de funcionamento desta câmara geradora de humidade consiste no método de duas pressões, desenvolvido no NIST, onde em vez de se medir diretamente a quantidade de vapor de água presente num gás, esta é derivada a partir de medições da temperatura e pressão da câmara e do saturador segundo a equação definida por (7.2). Idealmente, num sistema baseado no método de duas pressões, um fluxo de ar, sujeito a uma elevada pressão, é saturado com vapor de água e posteriormente expandido para uma pressão mais baixa através de um processo isotérmico. Este método permite a obtenção da humidade relativa presente neste, através da realização de medições da pressão e temperatura do ar saturado e do ar após expansão.

É prática comum, em geradores baseados no método de duas pressões, a geração de humidade em valores de temperatura fixos, sendo que o saturador e a câmara partilham um banho termorregulado, ficando estes em equilíbrio térmico. Neste caso, o cálculo da humidade relativa pode ser realizado através da seguinte equação,

$$\%HR \approx \frac{P_c}{P_s} \times 100 \quad (7.1)$$

onde P_c é o valor de pressão absoluta existente na câmara e P_s é o valor de pressão absoluta existente no saturador.

Na Figura 7.2 é possível observar o diagrama simplificado de um gerador baseado na equação (7.1).

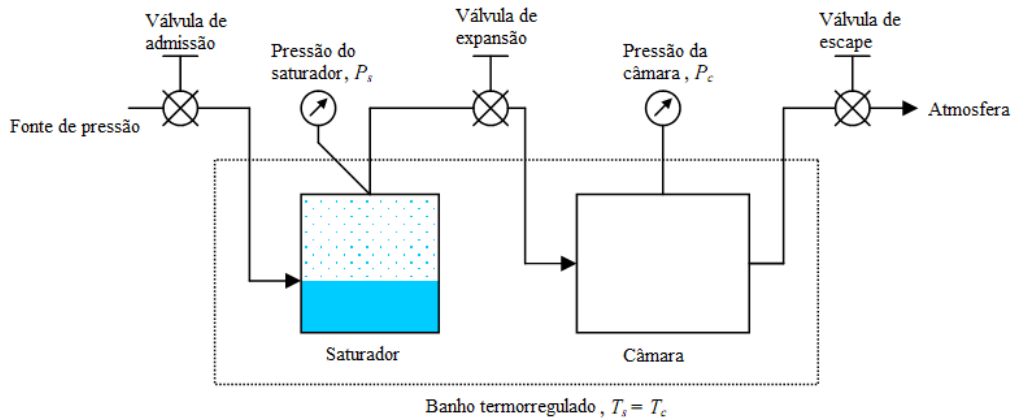


Figura 7.2. Diagrama simplificado do método de duas pressões ($T_s = T_c$)

Apesar de esta configuração ser comum, o gerador exposto na Figura 7.2 possui baixa exatidão, não compensando as diferenças de temperatura que possam existir entre o saturador e a câmara. Assim, a exatidão de um gerador baseado no método de duas pressões pode ser melhorada através da medição exata das temperaturas do saturador e da câmara, em vez de se basear em condições ideais de igualdade entre estas.

Atendendo à Figura 7.3, é possível observar o diagrama representativo do método de duas pressões, quando a expansão do ar saturado é realizada de forma não-isotérmica.

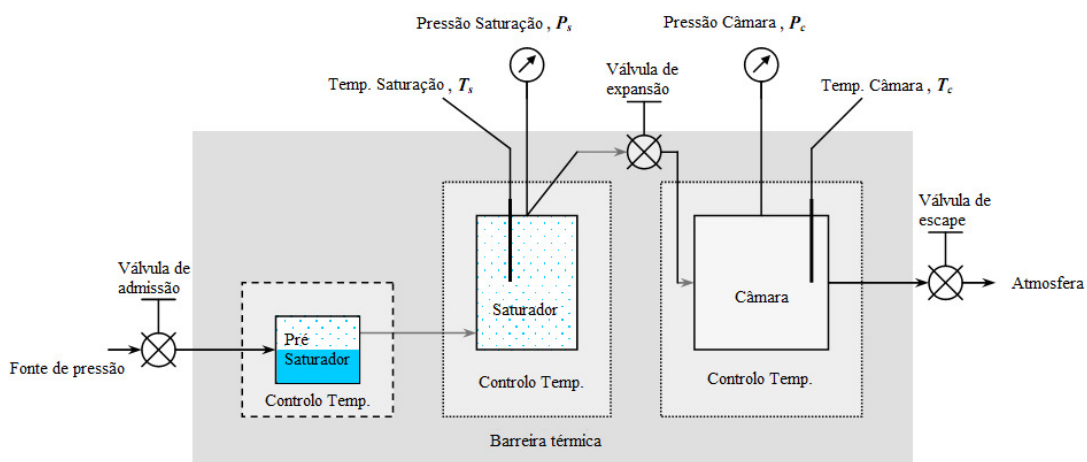


Figura 7.3. Diagrama representativo do método de duas pressões não-isotérmico

Através da Figura 7.3 é possível observar que, neste caso, o ar é saturado com vapor de água à pressão P_s e à temperatura T_s , sendo posteriormente expandido para uma pressão P_c e temperatura T_c , levando a que o cálculo da humidade relativa seja dada então pela equação (7.2).

$$\%HR = \frac{f_w(T_s, P_s)}{f_w(T_c, P_c)} \times \frac{e_w(T_s)}{e_w(T_c)} \times \frac{P_c}{P_s} \times \eta_s . \quad (7.2)$$

A utilização de um pré-saturador permite garantir a saturação total do ar proveniente da fonte de pressão. Apesar de se verificar a existência de uma barreira térmica entre o saturador e a câmara, de modo a simplificar o projeto deste tipo de geradores, é normalmente utilizado um banho termostático de modo a colocar o saturador e a câmara à mesma temperatura.

A partir do cálculo da humidade relativa, quer a partir de (7.1) quer a partir de (7.2), é possível obter qualquer um dos outros parâmetros de humidade (ex. temperatura de ponto de orvalho, temperatura de congelação, etc.). Neste caso, na análise feita ao equipamento, apenas será importante o cálculo da humidade relativa.

7.1.2 – Calibração do Sistema

Apesar do gerador de humidade necessitar de pouca manutenção periódica, a calibração adequada dos sensores de temperatura e de pressão possui um papel fundamental na obtenção de valores de humidade relativa fiáveis e exatos.

Tendo isto em conta, através do procedimento de calibração exposto no Anexo J, foi realizada a calibração dos transdutores de pressão e dos termómetros de resistência de platina (PRT¹¹) existentes no equipamento.

7.1.2.1 – Calibração dos Transdutores de Pressão

De modo a calibrar os transdutores de pressão do gerador de humidade, utilizou-se o controlador de pressão CPC 8000-X e, uma vez que existem dois transdutores de pressão de gamas diferentes, foram definidos os patamares de pressão absoluta expostos na Tabela 7.2.

Tabela 7.2. Patamares de pressão realizados na calibração do gerador 2500ST-LT

<i>Transdutor</i>	<i>Gama (psi)</i>	<i>Patamares (psi)</i>
Low Range (LOW)	0...50	Ambiente; 20; 30; 40; 50
High Range (HI)	50...150	50; 75; 100; 125; 150

Na Figura 7.4 é possível observar a configuração utilizada para a realização da calibração dos transdutores de pressão.

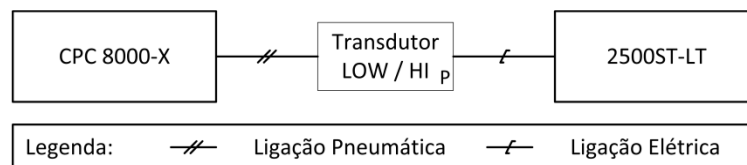


Figura 7.4. Esquema de calibração dos transdutores de pressão

Através da Figura 7.4 é possível observar que é realizada uma ligação pneumática entre o controlador de pressão (CPC 8000-X) e os transdutores de pressão, sendo que é realizada primeiro a calibração do transdutor *LOW* e posteriormente do transdutor *HI*.

¹¹ Platinum Resistance Termometers.

Também se verifica a existência de uma ligação elétrica ao gerador de humidade, uma vez que este possui a capacidade de calcular automaticamente os coeficientes de correção necessários a cada transdutor de modo a obterem-se os valores observados no controlador de pressão.

No sentido de se obter os coeficientes de correção, o equipamento utiliza a seguinte equação [17],

$$P = Lin \times AD^2 + Span \times AD + Zero \quad (7.3)$$

onde P corresponde à pressão aplicada no transdutor e obtida através do controlador de pressão, AD corresponde à contagem digital do conversor analógico-digital (A/D) do transdutor, e onde Lin , $Span$ e $Zero$ correspondem aos três coeficientes de correção calculados pelo equipamento.

De modo a calcular estes coeficientes, é resolvido um sistema de três equações, cujos valores de AD e P são obtidos nos patamares de pressão média (MI) e extremos (LO e HI) da gama do transdutor. O cálculo dos coeficientes é obtido através do gerador com a utilização do sistema de equações (7.4).

$$\begin{cases} P_{LO} = Lin \times AD_{LO}^2 + Span \times AD_{LO} + Zero \\ P_{MI} = Lin \times AD_{MI}^2 + Span \times AD_{MI} + Zero \\ P_{HI} = Lin \times AD_{HI}^2 + Span \times AD_{HI} + Zero \end{cases} \quad (7.4)$$

Na Tabela 7.3 é possível observar os coeficientes obtidos para ambos os transdutores de pressão e quais os valores lidos no equipamento no momento da calibração para obtenção destes.

Tabela 7.3. Coeficientes de correção de pressão do gerador de humidade

<i>Transdutor: LOW RANGE</i>							
	<i>Valor Nominal (psi)</i>	<i>Referência¹² (psi)</i>	<i>2500ST-LT (psi)</i>	<i>AD</i>	<i>Span</i>	<i>Lin</i>	<i>Zero</i>
LO	Atmosférica	14,096	14,09	6955	1,58E-10	1,99E-3	0,244441
MI	30	30,001	30	14929			
HI	50	49,999	50	24945			
<i>Transdutor: HIGH RANGE</i>							
	<i>Valor Nominal (psi)</i>	<i>Referência¹² (psi)</i>	<i>2500ST-LT (psi)</i>	<i>AD</i>	<i>Span</i>	<i>Lin</i>	<i>Zero</i>
LO	50	50	50,01	8320	4,72E-10	5,94E-3	0,577984
MI	100	100	100	16726			
HI	150	150	149,9	25122			

7.1.2.2 – Calibração dos Termómetros de Resistência de Platina

Para além da calibração dos transdutores de pressão, é necessária a calibração dos termómetros de resistência de platina existentes no gerador de humidade, de modo a se obterem valores de humidade relativa exatos e fiáveis.

Na Tabela 7.4 estão expostas as características dos vários termómetros de resistência de platina, bem como os patamares de temperatura definidos para estes.

¹² Controlador de Pressão *Wika Mensor CPC8000-X*

Tabela 7.4. Características e patamares de temperatura para os vários PRTs

<i>PRT</i>	<i>Gama (°C)</i>	<i>Patamares (°C)</i>
<i>Saturador (RTD0)</i>	0...70	0; 20; 35; 50; 70
<i>Pré-Saturador (RTD1)</i>		
<i>Válvula de Expansão (RTD2)</i>		
<i>Câmara (RTD3)</i>		

De notar que apesar de ser realizada a calibração dos quatro termómetros anteriores, para o cálculo da humidade relativa só nos interessam os termómetros do saturador (RTD0) e da câmara (RTD3).

Na Figura 7.5 é possível observar a configuração utilizada para a calibração dos termómetros RTD0 e RTD3.

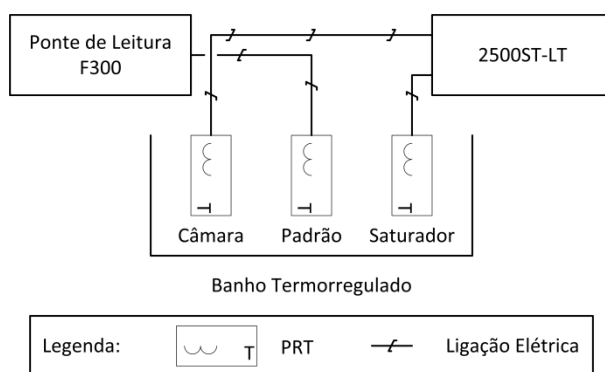


Figura 7.5. Esquema de calibração dos termómetros de resistência de platina

Atentando à Figura 7.5 é possível observar que o termómetro padrão (PRT-25Ω) é colocado entre os termómetros a calibrar, permitindo assim uma maior correlação entre os valores de temperatura lidas pelos vários termómetros, reduzindo o erro dos termómetros da câmara relativamente ao valor lido pelo padrão de temperatura.

Também para os termómetros de resistência de platina, o gerador de humidade calcula automaticamente os coeficientes de correção através do seguinte sistema de três equações.

$$\begin{cases} T_{LO} = Lin \times AD_{LO}^2 + Span \times AD_{LO} + Zero \\ T_{MI} = Lin \times AD_{MI}^2 + Span \times AD_{MI} + Zero \\ T_{HI} = Lin \times AD_{HI}^2 + Span \times AD_{HI} + Zero \end{cases} \quad (7.5)$$

onde T_{LO} corresponde à temperatura mínima da gama do termómetro, T_{MI} à temperatura média e T_{HI} à temperatura máxima da gama do termómetro. Analogamente é possível deduzir que AD_{LO} corresponde ao valor do conversor A/D para a temperatura mínima, AD_{MI} à temperatura média e AD_{HI} à temperatura máxima.

Na Tabela 7.5 é possível observar os valores de temperatura lidos no gerador de humidade e no padrão (PRT-25) para os vários patamares de calibração necessários à resolução do sistema, bem como os coeficientes calculados através de (7.5).

Tabela 7.5. Coeficientes de correção de temperatura do gerador de humidade

<i>Termómetro: Saturador (RTD0)</i>							
	<i>Valor Nominal (°C)</i>	<i>Referência¹³ (°C)</i>	<i>2500ST-LT (°C)</i>	<i>AD</i>	<i>Span</i>	<i>Lin</i>	<i>Zero</i>
LO	0	-0,0014	-0,0685	-12	6,87E-10	9,97E-3	0,110634
MI	35	35,0113	35,01	3501			
HI	70	70,0201	79,02	7012			
<i>Termómetro: Câmara (RTD3)</i>							
	<i>Valor Nominal (°C)</i>	<i>Referência¹³ (°C)</i>	<i>2500ST-LT (°C)</i>	<i>AD</i>	<i>Span</i>	<i>Lin</i>	<i>Zero</i>
LO	0	-0,0013	-0,0463	16	2,57E-9	9,97E-3	-0,162655
MI	35	35,0132	35,01	3526			
HI	70	70,0190	70,01	7029			

7.2 – Avaliação das Incertezas de Medição da Câmara Condicionada

De modo a realizar o estudo das incertezas do gerador de humidade, primeiro foi necessário analisar, independentemente, cada uma das variáveis que compõem o cálculo da humidade relativa segundo a equação (7.2). Assim sendo, utilizando o GUM, foram obtidas as incertezas da pressão e temperatura da câmara e do saturador.

Na Tabela 7.6 é possível observar os patamares de humidade relativa utilizados para obtenção das incertezas de medição do gerador de humidade.

Tabela 7.6. Patamares de humidade relativa para análise de incertezas

Patamares (%HR)	15	30	50	70	90
-----------------	----	----	----	----	----

7.2.1 – Pressão da Câmara e do Saturador

Na Tabela 7.7 é possível observar as fontes de incerteza tomadas em consideração para as variáveis de pressão utilizadas no cálculo da humidade relativa.

Tabela 7.7. Fontes de incerteza das variáveis de pressão

<i>Incerteza</i>	<i>Descrição</i>	<i>Tipo</i>	<i>Distribuição</i>	v_i	C_i	<i>Divisor</i>
$\delta P_{SP,I}$	Incerteza do controlador	B	N	50	1	2
$\delta P_{SP,R}$	Resolução do controlador	B	R	500.000	1	$\sqrt{3}$
$\delta P_{SP,ER}$	Erro do controlador	B	R	50	1	$\sqrt{3}$
$\delta P_{SP,D}$	Degradação do controlador	B	T	50	1	$\sqrt{6}$
$\delta P_{SP,E}$	Estabilização do controlador	B	R	50	1	$\sqrt{3}$
$\delta P_{PX,D}$	Dispersão	A	ST	50	1	$\sqrt{v_i + 1}$
$\delta P_{PX,R}$	Resolução do transdutor	B	R	500.000	1	$\sqrt{3}$
$\delta P_{PX,H}$	Histerese	B	R	50	1	$\sqrt{3}$

Através do(s) certificado(s) de calibração do controlador de pressão CPC 8000-X foi possível quantificar as primeiras 4 incertezas enunciadas na Tabela 7.7, que são comuns à pressão da câmara e do saturador. Os valores destas e da estabilização do controlador, antes (Valor) e depois (u_x) da aplicação do divisor, estão expostos na Tabela 7.8.

¹³ Termómetro de Resistência de Platina de 25Ω (PRT-25).

Tabela 7.8. Incerteza padrão associada ao controlador de pressão

<i>Fonte de Incerteza</i>	<i>Valor (bar)</i>	<i>u_x (bar)</i>
$\delta P_{SP,I}$	0,0023	0,00115
$\delta P_{SP,R}$	0,00005	2,887E-5
$\delta P_{SP,ER}$	0,0004	0,00023
$\delta P_{SP,D}$	0,0023	0,00094
$\delta P_{SP,E}$	0,0008	0,00046
u_{SP} (bar)		0,00157

De notar que o valor final de incerteza padrão obtida para o controlador de pressão, é obtido através da Lei da Propagação de Incertezas definida pela equação (3.11).

Por sua vez, o valor das incertezas da pressão, mais concretamente sobre a resolução dos transdutores e histerese sofrida por estes, foram obtidas através de [23], sendo que estas são dependentes do patamar de humidade relativa que se pretende realizar.

A incerteza devido à resolução dos transdutores ($\delta P_{PX,R}$) é dada pela seguinte equação [23],

$$\delta P_{PX,R} = \frac{\Delta P}{25000} \times 0,0689475729 \text{ (bar)} \quad (7.6)$$

onde ΔP corresponde à gama do transdutor, 50 psi (3,45 bar) para o de baixa pressão e 150 psi (10,34 bar) para o de alta pressão, sendo que esta influenciará a incerteza da pressão do saturador, pois esta irá ser medida, dependendo do patamar de humidade relativa, por ambos os transdutores. Na Tabela 7.9 é possível observar os dois valores de incerteza $\delta P_{PX,R}$ possíveis de serem calculados.

Tabela 7.9. Valores possíveis para incerteza devido à resolução do transdutor

<i>Transdutor: LOW RANGE</i>		
$\delta P_{PX,R}$	<i>Valor (bar)</i>	<i>u_x (bar)</i>
	0,00007	3,981E-5
<i>Transdutor: HIGH RANGE</i>		
$\delta P_{PX,R}$	<i>Valor (bar)</i>	<i>u_x (bar)</i>
	0,000205	0,00011

Por outro lado, a incerteza devido ao fenómeno de histerese ($\delta P_{PX,H}$) apenas é aplicável ao transdutor de baixa pressão, pois quando o patamar de humidade relativa é alto, este possui a tarefa de monitorizar as pressões do saturador e da câmara. A contribuição desta fonte de incerteza pode ser obtida através da seguinte equação [23],

$$\delta P_{PX,H} = 0,001 \times (P_s - P_c) \times 0,0689475729 \text{ (bar)} \quad (7.7)$$

onde P_s e P_c correspondem à pressão média, em psi, do saturador e da câmara, lidas no equipamento para um determinado patamar de humidade relativa. Na Tabela 7.10 é possível observar os valores de histerese para os cinco patamares de humidade relativa nos quais foi realizada a análise das incertezas do gerador de humidade.

Tabela 7.10. Valores da incerteza devido ao fenômeno de histerese

<i>Patamar (%HR)</i>	<i>Valor (bar)</i>	<i>u_x (bar)</i>
15	0	0
30	0,0023	0,0013
50	0,0010	0,0006
70	0,0004	0,0002
90	0,0001	6,02E-5

Finalmente, os valores de dispersão são obtidos através do desvio padrão experimental da média dos valores de pressão obtidos pelo gerador. Na Tabela 7.11 é possível observar os valores desta fonte de incerteza nos vários patamares de humidade relativa, após aplicação do divisor estipulado anteriormente para esta fonte de incerteza.

Tabela 7.11. Valores de dispersão para a pressão do saturador e da câmara

<i>Patamar (%HR)</i>	<i>$\delta P_{PS,D}$ (bar)</i>	<i>$\delta P_{PC,D}$ (bar)</i>
15	0,00300	9,784E-6
30	0,00089	3,163E-6
50	0,00038	2,151E-6
70	0,00023	2,533E-5
90	0,00013	1,331E-5

Tendo em conta os dados anteriores é possível então obter a incerteza associada às medições de pressão do saturador e da câmara, para posterior cálculo da incerteza do gerador nos vários patamares de humidade relativa.

Na Tabela 7.12 estão expostos os valores finais de incerteza padrão da pressão do saturador (P_s) e da câmara (P_c), em bar e psi, para os vários patamares definidos anteriormente.

Tabela 7.12. Valores de incerteza padrão da pressão do saturador e da câmara

<i>Patamar (%HR)</i>	<i>P_s (bar)</i>	<i>P_s (psi)</i>	<i>P_c (bar)</i>	<i>P_c (psi)</i>
15	0,0034	0,0495	0,0016	0,0228
30	0,0018	0,0262	0,0021	0,0299
50	0,0016	0,0235	0,0017	0,0243
70	0,0016	0,0231	0,0016	0,0231
90	0,0016	0,0299	0,0016	0,0228

7.2.2 – Temperatura da Câmara e do Saturador

Também para as variáveis da temperatura da câmara e do saturador é necessário realizar uma análise das incertezas que influenciam o resultado das medições. Assim, baseado em [23], é possível definir as fontes de incerteza expostas na Tabela 7.13.

Tabela 7.13. Fontes de incertezas das variáveis de temperatura

<i>Incerteza</i>	<i>Descrição</i>	<i>Tipo</i>	<i>Distribuição</i>	ν_i	C_i	<i>Divisor</i>
$\delta T_{ST,I}$	Incerteza da PRT-25	B	N	50	1	2
$\delta T_{TS,R}$	Resolução da PRT-25	B	R	500.000	1	$\sqrt{3}$
$\delta T_{ST,UN}$	Uniformidade do banho	B	R	50	1	$\sqrt{3}$
$\delta T_{ST,D}$	Degradação da PRT-25	B	T	50	1	$\sqrt{6}$
$\delta T_{ST,E}$	Estabilidade do banho	B	R	50	1	$\sqrt{3}$
$\delta T_{TX,D}$	Dispersão	A	ST	50	1	$\sqrt{\nu_i + 1}$
$\delta T_{TX,R}$	Resolução do termómetro	B	R	500.000	1	$\sqrt{3}$
$\delta T_{TX,H}$	<i>Self-Heating</i> ¹⁴	B	R	50	1	$\sqrt{3}$

Uma vez que as incertezas do padrão (PRT-25) e as incertezas de uniformidade e estabilidade do banho, são aplicadas às duas variáveis de temperatura, através dos certificados de calibração destes foi possível quantificar as primeiras cinco incertezas definidas na Tabela 7.13. Os valores destas podem ser observados na Tabela 7.14.

Tabela 7.14. Incerteza padrão do padrão das variáveis de temperatura

<i>Fonte de Incerteza</i>	<i>Valor (°C)</i>	u_x (°C)
$\delta T_{ST,I}$	0,005	0,0025
$\delta T_{TS,R}$	0,00005	2,887E-5
$\delta T_{ST,UN}$	0,0185	0,0107
$\delta T_{ST,D}$	7,877E-5	3,216E-5
$\delta T_{ST,E}$	0,001	5,774E-4
u_{ST} (°C)		0,0110

Relativamente à incerteza associada à resolução do termómetro ($\delta T_{TX,R}$), esta pode ser definida como possuindo um valor de $\pm 0,01$ °C, que constitui o valor observável no ecrã do gerador de humidade, resultando assim numa contribuição para a incerteza da temperatura da câmara e do saturador, dada por,

$$\delta T_{TX,R} = \frac{0,01}{\sqrt{12}} = 0,0029 \text{ °C} . \quad (7.8)$$

Por sua vez, através de [23], é possível obter o valor de incerteza associado ao fenómeno de *self-heating* do termómetro da câmara, o qual é dado pela seguinte equação,

$$\delta T_{TX,H} = 0,0005 \times T_c \text{ °C} \quad (7.9)$$

onde T_c corresponde à temperatura média da câmara num determinado patamar de humidade relativa. Tendo em conta a equação (7.8) e os valores médios de temperatura da câmara obtidos, é possível afirmar que este se encontra entre $\pm 0,023$ °C, resultando numa contribuição para a incerteza da temperatura da câmara dada por,

$$\delta T_{TX,H} = \frac{0,023}{\sqrt{12}} = 0,0067 \text{ °C} . \quad (7.10)$$

¹⁴ Devido à calibração do termómetro num banho termorregulado e à sua utilização no ar (existente apenas no termómetro da câmara).

Na Tabela 7.15 é possível observar a dispersão, ou desvio padrão experimental da média, dos valores de temperatura da câmara e do saturador para os vários patamares de humidade relativa.

Tabela 7.15. Dispersão da temperatura do saturador e da câmara

<i>Patamar (%HR)</i>	$\delta T_{TS,D}$ (°C)	$\delta T_{TC,D}$ (°C)
15	0,00063	0,00308
30	0,00064	0,00030
50	0,00061	0,00074
70	0,00065	0,00121
90	0,00066	0,00103

Tendo em conta todos os dados anteriores, é possível calcular a incerteza padrão associada a cada uma das variáveis de temperatura necessárias ao cálculo da incerteza do gerador de humidade.

Na Tabela 7.16 é possível observar a incerteza padrão da temperatura da câmara (T_c) e do saturador (T_s) para os vários patamares de humidade relativa.

Tabela 7.16. Incerteza padrão das variáveis de temperatura

<i>Patamar (%HR)</i>	T_s (°C)	T_c (°C)
15	0,0114	0,0135
30	0,0114	0,0132
50	0,0114	0,0132
70	0,0114	0,0132
90	0,0114	0,0132

7.2.3 – Utilizando o Software HumiCalc

A *Thunder Scientific* possui um *software* de cálculo da humidade relativa através do método de duas pressões, denominado HumiCalc, que também possui a funcionalidade de cálculo das incertezas de medição deste tipo de equipamentos.

Supondo que todas as variáveis de entrada são de natureza Normal, após aplicação da Lei de Propagação de Incertezas, com os valores médios e incertezas padrão definidas pela Tabela 7.17, é possível a obtenção da incerteza expandida da geração de humidade do equipamento 2500ST-LT.

Tabela 7.17. Valores das distribuições das variáveis de entrada para o cálculo de incertezas do gerador

<i>Patamar (%HR)</i>	T_s (°C)	T_c (°C)	P_s (psi)	P_c (psi)
15	22,9993 ± 0,0114	23,0879 ± 0,0135	97,4522 ± 0,0495	14,4618 ± 0,0228
30	23,0004 ± 0,0114	23,1532 ± 0,0132	48,0799 ± 0,0262	14,4618 ± 0,0299
50	22,9998 ± 0,0114	23,1348 ± 0,0132	28,7695 ± 0,0235	14,4623 ± 0,0243
70	23,0009 ± 0,0114	23,0302 ± 0,0132	20,6420 ± 0,0231	14,4579 ± 0,0231
90	23,0002 ± 0,0114	23,1007 ± 0,0132	15,9606 ± 0,0229	14,4475 ± 0,0228

Como é possível verificar pelos valores médios das distribuições das variáveis de temperatura, nem sempre estas se encontram em equilíbrio, daí haver a necessidade de

compensar este facto, sendo utilizada a equação (7.2) para cálculo da humidade relativa gerada.

Ao introduzir os valores da Tabela 7.17 no *software* HumiCalc, obtiveram-se os valores médios de humidade a sua incerteza expandida mostrados na Tabela 7.18.

Tabela 7.18. Valores médios de humidade e incerteza expandida calculada através do HumiCalc

		<i>Patamares (%HR)</i>				
		15	30	50	70	90
\bar{y}	%HR	15,0041	30,0004	50,0020	70,0030	89,9978
U_y	%HR	0,0578	0,1398	0,2098	0,3036	0,4188

De notar que estes resultados são obtidos para um fator de expansão $k = 1,96$, o que corresponde a um intervalo de confiança de aproximadamente 95%, permitindo assim uma comparação mais direta entre o programa realizado em *MATLAB* e o *software* em questão.

7.2.4 – Utilizando o Método de Monte Carlo em MATLAB

Após análise das incertezas associadas a cada uma das variáveis de entrada do modelo matemático para cálculo da humidade relativa, o processo de avaliação das incertezas do gerador de humidade torna-se mais fácil, uma vez que só é necessária a aplicação destes ao MMC discutido no Capítulo 5, secção 2.

Após simulação do MMC, com os valores da Tabela 7.17, obtiveram-se os resultados descritos na Tabela 7.19.

Tabela 7.19. Incerteza expandida do gerador de humidade para os vários patamares em *MATLAB*

		<i>Patamares (%HR)</i>				
		15	30	50	70	90
\bar{y}	%HR	15,0041	30,0004	50,0018	70,0031	89,9980
U_y	%HR	0,0578	0,1399	0,2097	0,3035	0,4188

Observando a Tabela 7.19 e 7.18, é possível observar que apesar dos valores das incertezas padrão das várias variáveis de entrada serem inferiores no patamar de 90 %HR, comparativamente às incertezas no patamar de 15 %HR, o valor da incerteza expandida da variável de saída é superior. Tal acontece devido à utilização da equação (7.2) para cálculo da humidade relativa, que contém várias funções exponenciais, fazendo com um pequeno desvio dos valores das variáveis de entrada origine um grande desvio no valor da variável de saída.

A título de exemplo, é possível observar na Figura 7.6 a) a distribuição da variável de saída, ou seja, da humidade gerada, para o patamar de 15 %HR e na Figura 7.6 b) o patamar de 90 %HR.

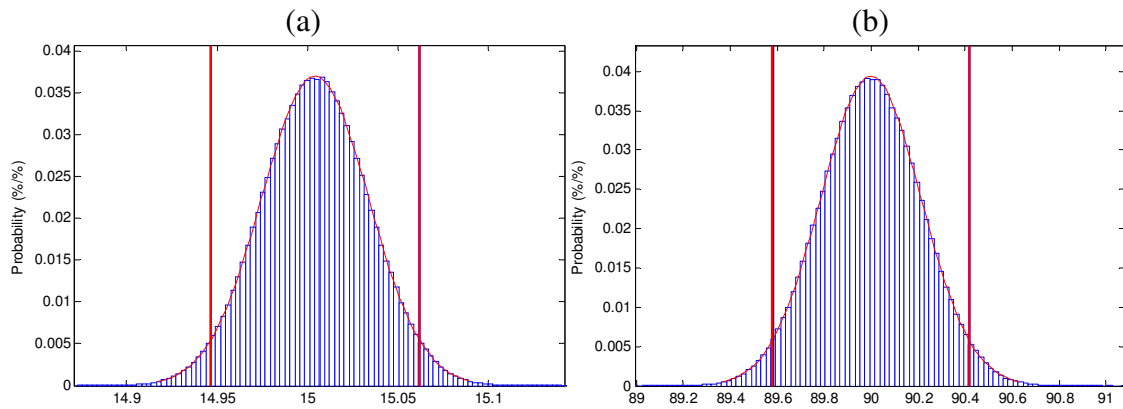


Figura 7.6. a) Patamar de 15 %HR do gerador de humidade; b) Patamar de 90 %HR do gerador de humidade

Como se pode observar pela Figura 7.6, a distribuição probabilística da variável de saída para ambos os patamares assemelha-se a uma distribuição Normal, sendo que isto acontece por todas as variáveis de entrada serem tomadas como Normais. Para além disto, é possível observar que apesar de possuir este tipo de distribuição, e ambos os patamares serem bastante semelhantes quando vistos a olho nu, inspecionando mais detalhadamente o eixo das abcissas verifica-se que um possui um intervalo de valores muito superior ao outro, como já tinha sido observado através da Tabela 7.18.

7.2.5 – Utilizando o Método de Monte Carlo em Excel

Uma vez que a ferramenta mais utilizada no CEM é o Excel, a implementação em *MATLAB* do MMC, apesar de correta, não se aplicava diretamente às folhas de cálculo de incertezas utilizadas para a emissão de certificados de calibração. Assim sendo, implementou-se o MMC em Excel, cujo código se encontra exposto no Anexo L, de modo a permitir uma análise das incertezas da câmara de uma forma mais simples e direta.

Após implementação do MMC em Excel, e utilizando os valores definidos pela Tabela 7.17, obtiveram-se os resultados da Tabela 7.20.

Tabela 7.20. Incerteza expandida e valores médios do gerador de humidade calculado em Excel

		<i>Patamares (%HR)</i>				
		15	30	50	70	90
\bar{y}	%HR	15,0042	30,0006	50,0019	70,0027	89,9974
U_y	%HR	0,0578	0,1400	0,2094	0,3033	0,4187

A título de esclarecimento, uma vez que se observou que a distribuição da variável de saída era Normal e o Excel não possui um método de ordenação intrínseco em linguagem VBA (*Visual Basic for Applications*), foi decidido que, de modo a obter a incerteza expandida da variável de saída, seria analisado o desvio padrão desta e seria utilizado um fator de expansão $k = 1,96$, resultando assim num intervalo de confiança de 95 %.

7.2.6 – Comparação

Comparando os valores obtidos através do *MATLAB* e do Excel, com aqueles obtidos através do *software* HumiCalc, é possível afirmar que estes são bastante semelhantes, sendo que a diferença que possa existir entre eles poderá ser devido a diferentes implementações das várias funções matemáticas utilizadas no cálculo da equação (7.2).

Na Tabela 7.21 é possível observar uma comparação entre o MMC implementado no *MATLAB* com o *software* HumiCalc.

Tabela 7.21. Comparação das incertezas e valores médios do MMC em *MATLAB* com HumiCalc

		<i>Patamares (%HR)</i>				
		15	30	50	70	90
\bar{y}	<i>HumiCalc</i>	15,0041	30,0004	50,0020	70,0030	89,9978
	<i>MATLAB</i>	15,0041	30,0004	50,0018	70,0031	89,9980
	Δ (%HR)	0	0	-0,0002	0,0001	0,0002
U_y	<i>HumiCalc</i>	0,0578	0,1398	0,2098	0,3036	0,4188
	<i>MATLAB</i>	0,0578	0,1399	0,2097	0,3035	0,4188
	Δ (%HR)	0	0,0001	-0,0001	-0,0001	0

Atentando à Tabela 7.21 é possível observar que os valores obtidos através do MMC em *MATLAB* possuem uma diferença bastante reduzida relativamente àqueles obtidos através do HumiCalc, validando assim a aplicação do MMC para obtenção da incerteza expandida do gerador de humidade.

Uma vez que também se realizou a implementação do MMC em Excel, na Tabela 7.22 é possível observar uma comparação entre os valores obtidos através do HumiCalc e através do MMC em Excel.

Tabela 7.22. Comparação das incertezas e valores médios do MMC em Excel com HumiCalc

		<i>Patamares (%HR)</i>				
		15	30	50	70	90
\bar{y}	<i>HumiCalc</i>	15,0041	30,0004	50,0020	70,0030	89,9978
	<i>Excel</i>	15,0042	30,0006	50,0019	70,0027	89,9974
	Δ (%HR)	0,0001	0,0002	-0,0001	-0,0003	-0,0004
U_y	<i>HumiCalc</i>	0,0578	0,1398	0,2098	0,3036	0,4188
	<i>Excel</i>	0,0578	0,1400	0,2094	0,3033	0,4187
	Δ (%HR)	0	0,0002	-0,0004	-0,0003	-0,0001

Também para o caso da implementação do MMC em Excel, verifica-se que o erro relativamente ao cálculo efetuado pelo *software* HumiCalc é pouco significativo, validando assim a sua utilização no cálculo de incertezas do gerador de humidade.

7.3 – Instrumento Virtual para Calibração de um Higrómetro de Ponto de Orvalho

Uma vez realizada a análise de incertezas do gerador de humidade, este pode ser agora utilizado para a calibração de vários tipos de equipamentos medidores de humidade (ex. termo-higrómetros, higrómetros de ponto de orvalho, etc.).

Num caso particular, o CEM possui um higrómetro de ponto de orvalho (*EdgeTech Dew Prime II Hygrometer*), visível na Figura 7.7, cuja calibração pode ser realizada pelo gerador estudado anteriormente. Assim sendo, de modo a facilitar a obtenção dos dados de estes dois equipamentos, criou-se um instrumento virtual cuja principal função será a obtenção simultânea dos dados do gerador de humidade e do higrómetro de ponto de orvalho.



Figura 7.7. Higrómetro de ponto de orvalho EdgeTech Dew Prime II

De seguida serão explícitas as funcionalidades do instrumento virtual, bem como a sua projeção em forma de fluxogramas. No Anexo M é possível observar, em linguagem G, o instrumento virtual desenvolvido.

7.3.1 – Funcionalidades

Para além da obtenção de dados dos equipamentos em questão, o instrumento virtual permite ainda o acesso a outras funcionalidades que facilitam a tarefa do operador aquando da calibração deste tipo de equipamentos.

Entre estas funcionalidades destacam-se:

- Configuração da ligação de dados (RS-232) aos equipamentos;
- Configuração do gerador de humidade (humidade relativa, temperatura do saturador, fluxo de ar);
- Permitir a iniciação ou paragem da geração de humidade;
- Obtenção dos dados dos equipamentos (humidade relativa, temperatura e pressão do saturador e da câmara, temperatura de ponto de orvalho, fluxo de ar);
- Representação gráfica do valor da temperatura e da pressão dos dois equipamentos;
- Visualização de estabilidade da humidade relativa do gerador de humidade;
- Iniciação e paragem da leitura de dados;
- Gravação dos dados lidos num ficheiro de texto.

As funcionalidades anteriormente descritas tiveram como objetivo tornar o processo de calibração do higrômetro de ponto de orvalho mais simples e intuitivo, permitindo uma visualização gráfica dos parâmetros mais importantes a ter em conta aquando da realização deste tipo de calibrações.

7.3.3 – Projeção do Instrumento Virtual

De seguida serão demonstradas, sob a forma de fluxogramas, as funcionalidades mais importantes do instrumento virtual em questão.

7.3.3.1 – Ligações RS-232

Tal como para o caso do controlador de pressão verificado anteriormente, também este instrumento virtual necessita de fornecer ao utilizador uma forma de configurar a ligação de dados aos equipamentos.

Na Figura 7.8 está exposto um fluxograma que demonstra as operações realizadas pelo instrumento virtual após a ligação via RS-232 ser estabelecida.

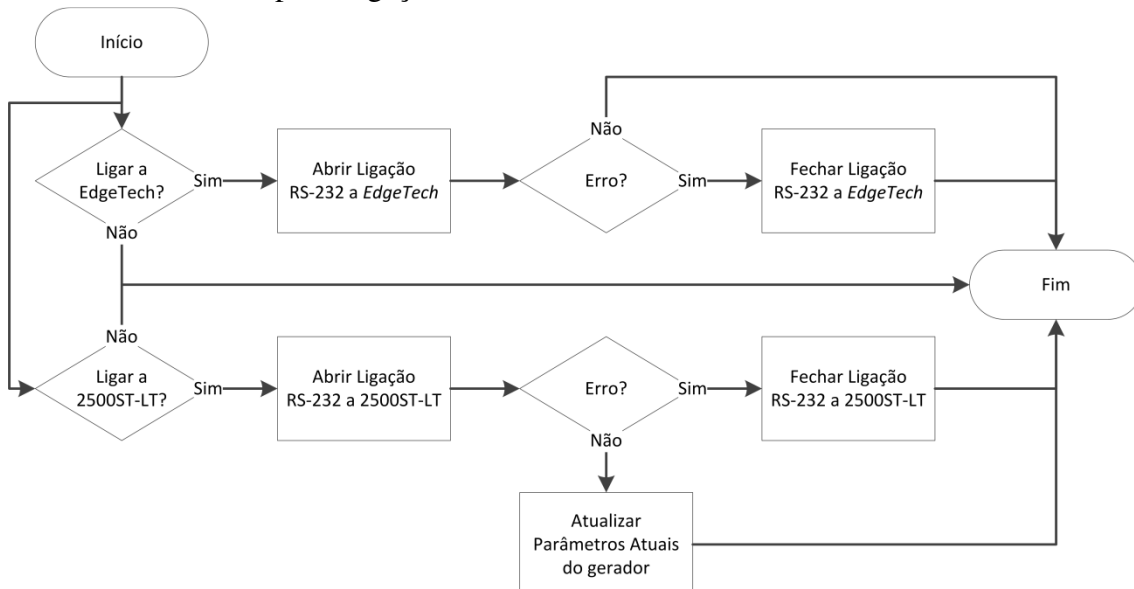


Figura 7.8. Fluxograma sobre ligação RS-232 a EdgeTech e 2500ST-LT

Atentando à Figura 7.8 é possível observar que a utilização do instrumento virtual pode ser expandida a outro tipo de aplicações, uma vez que esta permite a ligação de dados a um dos equipamentos, ou a ambos em simultâneo.

7.3.3.2 – Configuração dos Parâmetros do Gerador de Humidade

Após a ligação de dados estar estabelecida, caso o utilizador necessite alterar um dos parâmetros do gerador (humidade relativa, temperatura do saturador, fluxo de ar, etc.), através da alteração de um valor existente no painel da Figura 7.9.

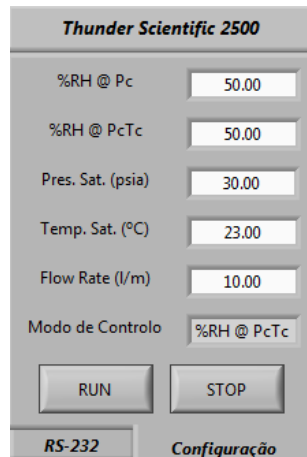


Figura 7.9. Painel de configuração do gerador 2500ST-LT

Após alteração de uma das caixas de texto observáveis na Figura 7.9, o processo definido pelo fluxograma da Figura 7.10 é executado. Analogamente, ao pressionar o botão *RUN* ou *STOP*, o instrumento virtual irá indicar ao gerador de umidade a intenção do utilizador em iniciar ou parar a geração de umidade.

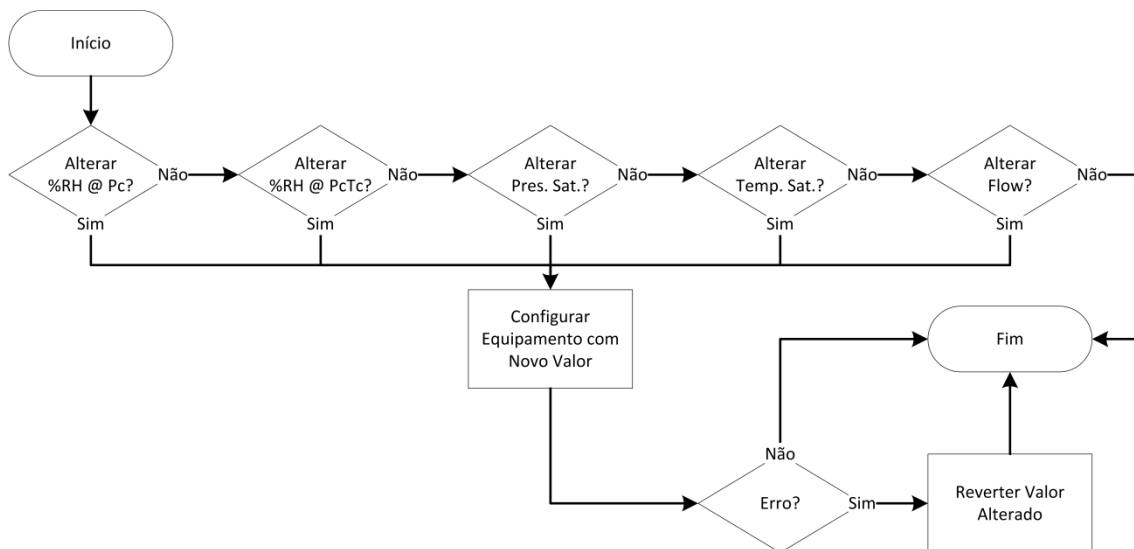


Figura 7.10. Fluxograma representativo do processo de configuração do gerador 2500ST-LT

7.3.3.3 – Obtenção de Dados e Representação Gráfica

Após configuração dos parâmetros do gerador e iniciação do processo de geração de umidade, ao clicar no botão **Iniciar Leitura**, o processo de obtenção de dados e representação gráfica destes irá ser iniciado.

Na Figura 7.11 é possível observar o fluxograma representativo da rotina de obtenção de dados.

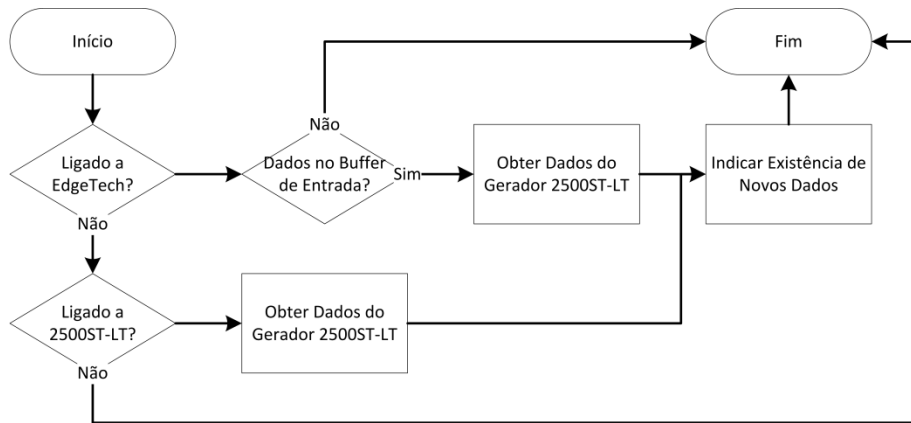


Figura 7.11. Fluxograma da rotina de obtenção de dados

Por sua vez na Figura 7.12 é possível observar o fluxograma da rotina de representação gráfica dos dados.

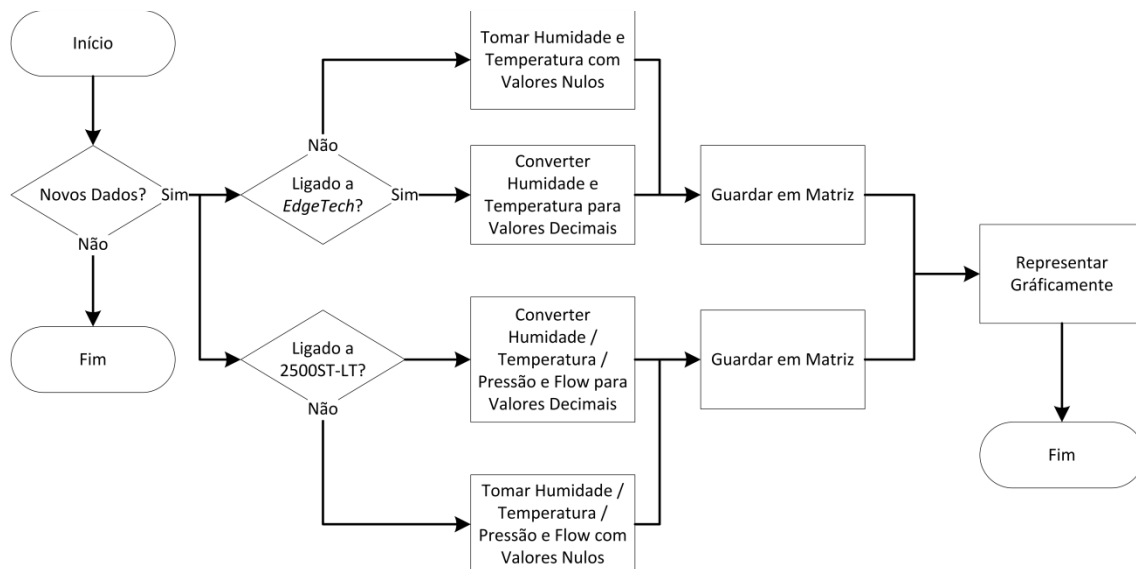


Figura 7.12. Fluxograma da rotina de representação gráfica dos dados obtidos

7.3.3.4 – Visualização de Estabilidade de Humidade Relativa e Temperatura

De modo a fornecer alguma informação sobre a estabilização da temperatura do gerador e dos valores de humidade relativa, foi criada uma rotina que permite ao utilizador verificar, através do desvio padrão e média das últimas 10 amostras destes parâmetros, a estabilidade dos valores de humidade gerados.

Na Figura 7.13 está demonstrado o fluxograma desta rotina de visualização de estabilidade.

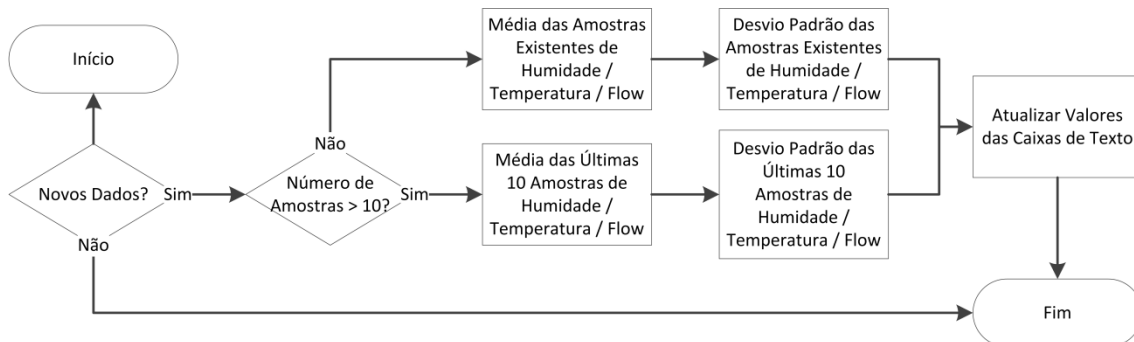


Figura 7.13. Fluxograma da rotina de visualização de estabilidade da humidade e da temperatura

7.3.4 – Teste

De modo a verificar o bom funcionamento do instrumento virtual, realizou-se um teste onde seria programado no gerador de humidade o patamar de 50 %HR, controlado através da pressão e temperatura da câmara (%RH @ PcTc).

Através da Figura 7.14 é possível observar a representação gráfica dos valores dos equipamentos para o patamar de 50 %HR com a temperatura do saturador a 21 °C, sendo que depois é definido no gerador o patamar de 70 %HR. De notar que é retirada uma amostra dos valores a cada 60 segundos.

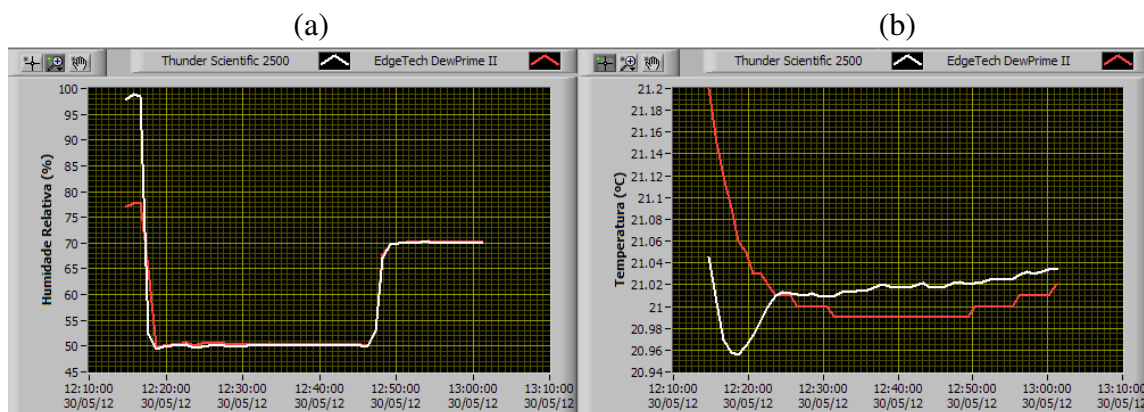


Figura 7.14. a) Valores de humidade relativa obtidos em ambos os equipamentos; b) Valores de temperatura obtidos em ambos os equipamentos

Por sua vez na Figura 7.15 é possível observar a estabilidade dos valores na fase final do teste, a 70 %HR, das últimas dez amostras, ou seja, dos últimos 10 minutos.

	Média	Desvio
%RH @ Pc	70.157	0.0475
%RH @ PcTc	70.0353	0.0562
Temp. Cam (°C)	21.0287	0.0039
Flow Rate (l/m)	4.1946	0.0529

Figura 7.15. Visualização da estabilidade da humidade e temperatura do gerador

Tendo em conta os resultados obtidos, é possível verificar o funcionamento do instrumento virtual.

7.4 – Avaliação das Incertezas de Medição do Higrómetro de Ponto de Orvalho

Tal como foi realizado para o gerador de humidade, também o higrómetro de ponto de orvalho possui incertezas de medição associadas a cada um dos patamares de humidade definidos na Tabela 7.6.

Na Figura 7.16 é possível observar a configuração utilizada de modo a fornecer o fluxo de ar, a uma taxa constante, ao espelho do higrómetro de ponto de orvalho.

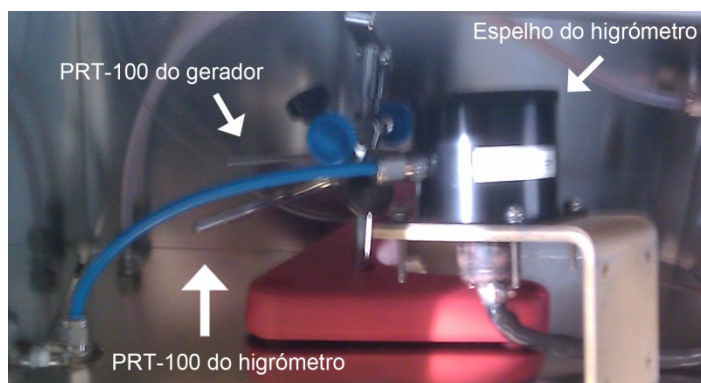


Figura 7.16. Configuração utilizada para fornecimento de fluxo de ar constante do espelho ao higrómetro

De notar que sem a interligação destes através do tubo de plástico, o cálculo de humidade relativa realizado pelo higrómetro não é válido, pois este necessita de um fluxo constante de ar de modo a realizar o cálculo corretamente.

Por sua vez, na Figura 7.17 é possível observar a disposição dos equipamentos, aquando da obtenção dos valores necessários ao cálculo das incertezas de medição do higrómetro de ponto de orvalho.

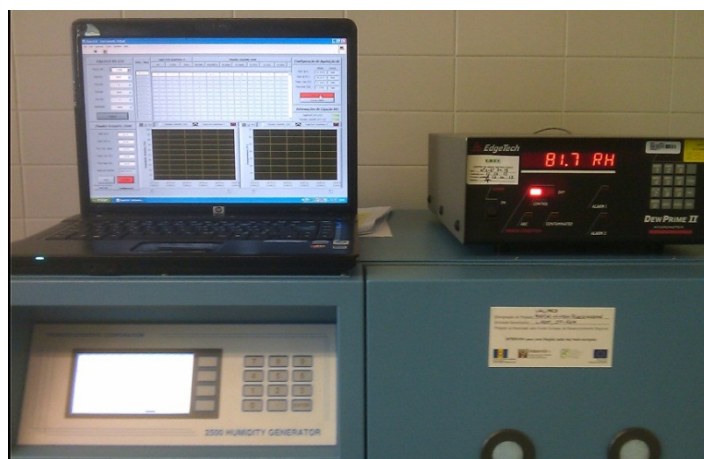


Figura 7.17. Disposição dos equipamentos para calibração do higrómetro de ponto de orvalho

De seguida serão definidas as fontes de incerteza tomadas para o cálculo final de incerteza, em humidade relativa, do higrómetro de ponto de orvalho através do GUM e do MMC.

7.4.1 – Utilizando o GUM

Como já foi referido anteriormente, o cálculo de incertezas através do GUM é obtido através da simplificação do modelo matemático da medição, podendo este processo subestimar a incerteza final associada a uma medição, devido à não contabilização de efeitos não lineares, entre outros.

Na Tabela 7.23 é possível observar as fontes de incerteza utilizadas no cálculo da incerteza final do higrómetro através do GUM.

Tabela 7.23. Fontes de incerteza a utilizar no GUM para cálculo de incerteza do higrómetro

<i>Incerteza</i>	<i>Descrição</i>	<i>Tipo</i>	<i>Distribuição</i>	v_i	C_i	<i>Divisor</i>
$\delta H_{SH,I}$	Incerteza do gerador ¹⁵	B	N	50	1	2
$\delta H_{SH,R}$	Resolução do gerador	B	R	500.000	1	$\sqrt{3}$
$\delta H_{SH,ER}$	Erro do gerador	B	R	50	1	$\sqrt{3}$
$\delta H_{SH,D}$	Degradação do gerador	B	T	50	1	$\sqrt{6}$
$\delta H_{SH,E}$	Estabilidade do gerador	B	R	50	1	$\sqrt{3}$
$\delta H_{SH,H}$	Homogeneidade da câmara	B	R	50	1	$\sqrt{3}$
$\delta H_{HX,R}$	Resolução do higrómetro	B	R	500.000	1	$\sqrt{3}$
$\delta H_{HX,D}$	Dispersão	A	ST	50	1	$\sqrt{v_i + 1}$

Uma vez que apenas três das fontes de incerteza expostas na Tabela 7.23 dependem do valor nominal do patamar de humidade no qual se realiza o ensaio, é possível definir as fontes de incerteza independentes do patamar de humidade, com os valores expostos na Tabela 7.24.

Tabela 7.24. Quantificação das fontes de incerteza independentes do patamar de humidade

<i>Fonte de Incerteza</i>	<i>Valor (%HR)</i>	u_x (%HR)
$\delta H_{SH,R}$	0,00005	2,887E-5
$\delta H_{SH,ER}$	0	0
$\delta H_{SH,D}$	0,06	0,0245
$\delta H_{SH,E}$	0,06695	0,0387
$\delta H_{HX,R}$	0,005	0,0029

Onde $\delta H_{SH,R}$, $\delta H_{SH,ER}$ e $\delta H_{SH,D}$ foram obtidas através do certificado e do manual do gerador de humidade, $\delta H_{HX,R}$ através do manual do higrómetro de ponto de orvalho e $\delta H_{SH,E}$ através dos do desvio padrão máximo do gerador aquando da verificação de estabilização por parte do operador nos patamares definidos na Tabela 7.6.

Os valores das restantes fontes de incerteza podem ser observados na Tabela 7.25.

¹⁵ Gerador de humidade *Thunder Scientific* 2500ST-LT.

Tabela 7.25. Quantificação das variáveis dependentes do patamar de humidade relativa

<i>Patamar (%HR)</i>	$\delta H_{SH,I}$ (%HR)	$\delta H_{SH,H}$ (%HR)	$\delta H_{HX,D}$ (%HR)
15	0,0289	0	0,0093
30	0,0700	0,0577	0,0099
50	0,1047	0,1184	0,0102
70	0,1517	0,1386	0,0083
90	0,2094	0,0981	0,0107

De notar que os valores da incerteza do gerador ($\delta H_{SH,I}$) foram obtidos através do certificado de calibração deste e a dispersão ($\delta H_{HX,D}$) foi obtida através do desvio padrão experimental da média obtido para os valores observados no higrómetro de espelho, sendo que posteriormente foram aplicados os divisores correspondentes.

Por sua vez, a homogeneidade em humidade da câmara, foi obtida através de um ensaio em que vários termo-higrómetros foram colocados em partes distintas da câmara, analisando-se, após estabilização, os valores simultâneos lidos por estes e obtendo-se a maior diferença de humidade relativa. Matematicamente, este processo pode ser definido pela equação (7.11).

$$\delta H_{SH,H} = (Máx_{hig} - Min_{hig}) \quad (7.11)$$

Onde $Máx_{hig}$ e Min_{hig} são valores máximo e mínimo, dos valores obtidos simultaneamente nos vários termo-higrómetros.

Assim, uma vez que se possui todas as fontes de incerteza quantificadas, através da Lei de Propagação da Incerteza, definida pela equação (3.11), e da fórmula de Welch-Satterthwaite, definida por (3.26), obtiveram-se os resultados expostos na Tabela 7.26.

Tabela 7.26. Incerteza expandida obtida para o higrómetro de espelho através do GUM

	<i>Patamares (%HR)</i>				
	15	30	50	70	90
u_y	0,0545	0,1022	0,1649	0,2106	0,2360
v_{eff}	139	144	116	109	77
k	2,018	2,017	2,022	2,023	2,033
U_y	0,1110	0,2061	0,3333	0,4262	0,4798

Como seria de esperar, a incerteza do higrómetro de espelho é superior àquela obtida pelo gerador de humidade, sendo que tal acontece devido à utilização das incertezas do gerador como base para o cálculo da incerteza do higrómetro.

7.4.2 – Utilizando o software HumiCalc

Para o cálculo das incertezas através do HumiCalc, a análise a ser realizada não é em termos da grandeza humidade, mas sim em função da grandeza de temperatura. Isto acontece pois o higrómetro de ponto de orvalho, para obtenção da humidade relativa do ar, utiliza um termómetro PRT e um espelho arrefecido para obtenção da temperatura do ar e da temperatura de ponto de orvalho, permitindo assim através da equação (7.12) o cálculo da humidade relativa presente no ar.

$$\%HR = \frac{e_w(T_d)}{e_w(T_c)} \times 100 . \quad (7.12)$$

Tendo isto em conta, a obtenção da humidade relativa através do HumiCalc será realizada através do estudo das incertezas destas duas sondas de temperatura existentes no higrómetro de ponto de orvalho. Para tal, quantificaram-se as incertezas da temperatura da câmara do gerador de humidade, e depois relacionaram-se diretamente as incertezas das duas sondas de temperatura do higrómetro com esta.

Através da incerteza do padrão definida anteriormente na Tabela 7.14, e as incertezas associadas à temperatura da câmara, definidas anteriormente, obtiveram-se as incertezas padrão definidas na Tabela 7.27.

Tabela 7.27. Incerteza padrão da temperatura da câmara

	Patamares (°C)				
	15	30	50	70	90
u_y	0,0135	0,0132	0,0132	0,0132	0,0132

Após obtenção destes valores de incerteza da temperatura da câmara, procurou-se quantificar as restantes fontes de incerteza que influenciam a medição da temperatura de ponto de orvalho e da temperatura do ar. Na Tabela 7.28 é possível observar uma descrição destas fontes de incerteza.

Tabela 7.28. Fontes de incerteza da temperatura de ponto de orvalho e da temperatura do ar

Incerteza	Descrição	Tipo	Distribuição	ν_i	C_i	Divisor
$\delta T_{TX,D}$	Dispersão	A	ST	50	1	$\sqrt{\nu_i + 1}$
$\delta T_{TX,R}$	Resolução do termómetro	B	R	500.000	1	$\sqrt{3}$
$\delta T_{TX,H}$	Homogeneidade da câmara	B	R	50	1	$\sqrt{3}$

Os valores associados às fontes de incerteza expostas na Tabela 7.28, são obtidas através do desvio padrão experimental dos dados obtidos através do higrómetro, para ambas as temperaturas ($\delta T_{TX,D}$). Por sua vez a resolução dos termómetros ($\delta T_{TX,R}$) é obtida através do manual do equipamento, sendo que a homogeneidade da câmara ($\delta T_{TX,H}$) é obtida através da realização de um estudo semelhante à homogeneidade da câmara em humidade relativa, sendo que são utilizados termómetros de resistência de platina ao invés de termo-higrómetros.

Na Tabela 7.29 é possível observar os valores obtidos para as fontes de incerteza expostas na Tabela 7.28, quer para a temperatura de ponto de orvalho (T_d) quer para a temperatura do ar (T_a) após aplicação do divisor às estimativas das várias incertezas.

Tabela 7.29. Quantificação das incertezas da temperatura de ponto de orvalho e do ar

<i>Temperatura de Ponto de Orvalho</i>			
<i>Patamar (%HR)</i>	$\delta T_{TX,D}$ (°C)	$\delta T_{TX,R}$ (°C)	$\delta T_{TX,H}$ (°C)
15	0,0077		
30	0,0048		
50	0,0032	0,0029	0,0465
70	0,0023		
90	0,0026		
<i>Temperatura do Ar</i>			
<i>Patamar (%HR)</i>	$\delta T_{TX,D}$ (°C)	$\delta T_{TX,R}$ (°C)	$\delta T_{TX,H}$ (°C)
15	0,0029		
30	0,0006		
50	0,0007	0,0029	0,0465
70	0,0011		
90	0,0011		

Após quantificação de todas estas fontes de incerteza, é possível obter a incerteza padrão, através da Lei da Propagação de Incertezas, associada a cada uma das temperaturas necessárias ao cálculo da humidade relativa por parte do higrómetro de ponto de orvalho. Na Tabela 7.30 é possível observar o valor médio e incerteza padrão associada a cada uma destas temperaturas.

Tabela 7.30. Valores médios e incerteza padrão associada à temperatura de ponto de orvalho e do ar

<i>Patamar (%HR)</i>	T_d (°C)	T_a (°C)
15	-5,3078 ± 0,0491	23,1031 ± 0,0486
30	4,7133 ± 0,0487	23,1675 ± 0,0485
50	12,1947 ± 0,0486	23,1549 ± 0,0485
70	17,3078 ± 0,0485	23,0569 ± 0,0485
90	21,4088 ± 0,0485	23,1212 ± 0,0485

Uma vez que se possui os valores médios de ambas as variáveis do modelo matemático, aplicando ao *software* HumiCalc, obtiveram-se os valores expostos na Tabela 7.31.

Tabela 7.31. Valores médios e incerteza expandida para higrómetro de ponto de orvalho (HumiCalc)

<i>Patamares (%HR)</i>						
		15	30	50	70	90
\bar{y}	%HR	14,5656	30,1112	50,0663	70,0602	90,0964
U_y	%HR	0,1355	0,2652	0,4261	0,5832	0,7377

Na Tabela 7.32 é possível observar os valores médios de humidade relativa obtidos experimentalmente através do higrómetro de ponto de orvalho.

Tabela 7.32. Valores médios de humidade relativa obtidos pelo higrómetro de ponto de orvalho

<i>Patamares (%HR)</i>						
		15	30	50	70	90
\bar{y}	%HR	14,57	30,13	50,08	70,07	90,10

Comparando os valores médios obtidos através do HumiCalc e experimentalmente, verifica-se que estes são muito semelhantes, possuindo uma diferença máxima de aproximadamente 0,1 % no patamar de 30 %HR. Apesar desta pequena diferença, é

possível observar o bom funcionamento do cálculo interno realizado pelo *software* HumiCalc na obtenção dos valores humidade relativa e de incerteza associada ao higrómetro de ponto de orvalho.

7.4.3 – Utilizando o Método de Monte Carlo

Após obtenção dos valores médios das temperaturas e as suas incertezas padrão, expostos na Tabela 7.30, aplicou-se o MMC definido no Capítulo 5, secção 3 através do *MATLAB* e do Excel.

7.4.3.1 – Em MATLAB

Uma vez que se possui os valores médios e incertezas padrão das variáveis de entrada do MMC, após aplicação destes ao algoritmo desenvolvido anteriormente, obtiveram-se os resultados expressos na Tabela 7.33.

Tabela 7.33. Incerteza expandida obtida para o higrómetro de ponto de orvalho (MMC - *MATLAB*)

		<i>Patamares (%HR)</i>				
		15	30	50	70	90
\bar{y}	%HR	14,5680	30,1180	50,0760	70,0694	90,1011
U_y	%HR	0,1355	0,2655	0,4261	0,5830	0,7385

Tendo em conta os valores obtidos na Tabela 7.33 e comparando com os valores médios lidos pelo equipamento, expostos na Tabela 7.32, é possível observar que estes são muito semelhantes, permitindo assim observar o bom funcionamento do MMC implementado.

A diferença dos valores médios do higrómetro de ponto de orvalho, relativamente ao valor médio do gerador de humidade, é definida como sendo o erro do higrómetro. Observando a Tabela 7.32, o erro obtido no patamar de 15 %HR pode ser justificado pela baixa quantidade de humidade presente no ar, e que devido às características do tubo de plástico utilizado para fornecer o ar saturado ao higrómetro, que podem fazer com que este absorva parte da humidade existente no ar. Este efeito é mais observável em patamares de humidade baixos (menores que 20 %HR).

Na Figura 7.18 é possível observar a distribuição da variável de saída do MMC para os patamares de 15 %HR e 90 %HR.

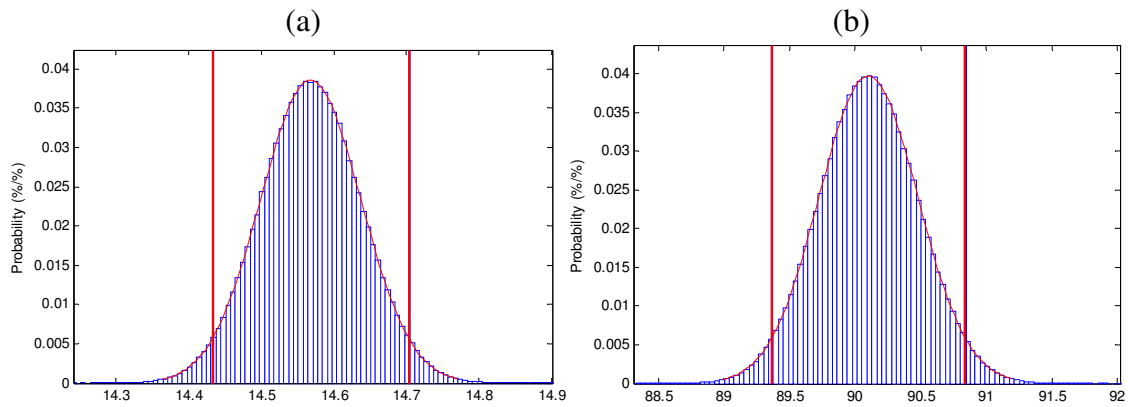


Figura 7.18. a) Patamar de 15 %HR do higrómetro de ponto de orvalho; b) Patamar de 90 %HR do higrómetro de ponto de orvalho

Tendo em atenção a Figura 7.18 é possível observar, que tal como no caso do gerador de humidade, a incerteza expandida aumenta conforme o valor nominal de humidade relativa. Este fenómeno provém da utilização de uma equação não linear, que a uma pequena variação do valor das temperaturas, se traduz numa grande variação no valor de humidade relativa calculado.

7.4.3.2 – Em Excel

Tal como para o caso do gerador de humidade, foi implementado o MMC em Excel, exposto no Anexo N, de modo a facilitar a tarefa de cálculo de incertezas por parte do CEM relativamente ao higrómetro de ponto de orvalho.

Assim, tendo em conta os valores médios e de incerteza padrão definidos na Tabela 7.20, foi executado o MMC em Excel e obtiveram-se os resultados expostos na Tabela 7.34.

Tabela 7.34. Incerteza expandida e valores médios do higrómetro de ponto de orvalho através do MMC em Excel

		<i>Patamares (%HR)</i>				
		15	30	50	70	90
\bar{y}	%HR	14,5680	30,1183	50,0762	70,0691	90,1008
U_y	%HR	0,1356	0,2653	0,4259	0,5828	0,7371

Como já tinha sido referido anteriormente, de modo a obter a incerteza expandida da variável de saída foi analisado o desvio padrão desta e foi utilizado um fator de expansão $k = 1,96$, resultando assim num intervalo de confiança de 95 %.

Atentando aos valores médios obtidos através do MMC em Excel, e comparando-os com aqueles obtidos experimentalmente pelo higrómetro de ponto de orvalho, é possível observar que estes são bastante semelhantes, possuindo uma diferença máxima de 0,05 % relativamente ao patamar de 30 %HR.

7.4.4 – Comparação GUM vs. HumiCalc vs. MMC

Após realizada a análise de incertezas através do GUM, HumiCalc e do MMC, em *MATLAB* e Excel, será de todo lógico realizar uma comparação entre estes de modo a esclarecer as diferenças obtidas entre os vários métodos.

Inicialmente será feita uma comparação entre o GUM e o *software* HumiCalc, sendo que na Tabela 7.35 é possível observar a diferença dos valores obtidos através do GUM relativamente àqueles obtidos através do HumiCalc, para os vários patamares de humidade relativa.

Tabela 7.35. Comparação entre GUM e HumiCalc

		<i>Patamares (%HR)</i>				
		15	30	50	70	90
\bar{y}	<i>GUM</i>	14,57	30,13	50,08	70,07	90,10
	<i>HumiCalc</i>	14,5656	30,1112	50,0663	70,0602	90,0964
	Δ (%HR)	-0,0044	-0,0188	-0,0137	-0,0098	-0,0036
U_y	<i>GUM</i>	0,1110	0,2061	0,3333	0,4262	0,4798
	<i>HumiCalc</i>	0,1355	0,2652	0,4261	0,5832	0,7377
	Δ (%HR)	0,0245	0,0591	0,0928	0,1570	0,2579

Atentando aos resultados obtidos na Tabela 7.35, é possível observar que a diferença dos valores médios de humidade relativa calculados pelo HumiCalc é menor que 0,03 %, relativamente ao valor nominal de 15 %HR, permitindo confirmar o cálculo de humidade relativa realizado pelo *software* HumiCalc. Por sua vez, as incertezas obtidas já diferem consideravelmente, principalmente no patamar de 90 %HR onde a não linearidade da equação (7.12) é mais pronunciada, resultando numa diferença de aproximadamente 54 % do valor de incerteza obtido através do GUM.

Uma vez que o GUM não tem em consideração a não linearidade do modelo matemático utilizado, é de todo espetável que o intervalo de confiança calculado seja muito otimista, quando comparado com métodos numéricos, como aqueles utilizados pelo HumiCalc e pelo MMC. Assim, tendo em conta os resultados otimistas do GUM, será realizada uma comparação entre o HumiCalc e os MMCs implementados em *MATLAB* e Excel, sendo que na Tabela 7.36 é possível observar os resultados obtidos.

Tabela 7.36. Comparação entre HumiCalc e MMC (*MATLAB* e Excel)

		<i>Patamares (%HR)</i>				
		15	30	50	70	90
\bar{y}	<i>HumiCalc</i>	14,5656	30,1112	50,0663	70,0602	90,0964
	<i>MATLAB</i>	14,5680	30,1180	50,0760	70,0694	90,1011
	<i>Excel</i>	14,5680	30,1183	50,0762	70,0691	90,1008
	$\Delta_{MAT} (%HR)$	0,0024	0,0068	0,0097	0,0092	0,0047
	$\Delta_{EXC} (%HR)$	0,0024	0,0071	0,0099	0,0089	0,0044
U_y	<i>HumiCalc</i>	0,1355	0,2652	0,4261	0,5832	0,7377
	<i>MATLAB</i>	0,1355	0,2655	0,4261	0,5830	0,7385
	<i>Excel</i>	0,1356	0,2653	0,4259	0,5828	0,7371
	$\Delta_{MAT} (%HR)$	0	0,0003	0	-0,0002	0,0008
	$\Delta_{EXC} (%HR)$	0,0001	0,0001	-0,0002	-0,0004	-0,0006

Através da Tabela 7.36 é possível analisar que os valores médios obtidos nas duas implementações do MMC, para o higrômetro de espelho, são muito semelhantes, sendo que a diferença do Excel relativamente ao *MATLAB* é menor do que 0,005 % do valor médio calculado pelo *MATLAB*. Também, ao comparar as implementações do MMC com o HumiCalc, é possível observar que as implementações em *MATLAB* e em Excel produzem resultados finais de humidade relativa com uma diferença máxima de 0,02 %, relativamente àqueles calculados pelo HumiCalc.

Por outro lado, é possível observar que os valores de incerteza obtidos em *MATLAB* e em Excel são muito semelhantes, sendo a diferença deste último em relação ao *MATLAB* menor que 0,01 % do valor de incerteza calculado. Também, ao comparar os resultados obtidos através do HumiCalc com qualquer uma das implementações do MMC, facilmente se verifica que os valores de incerteza calculados são muito próximos, verificando assim a adaptabilidade da utilização do MMC para resolução de equações não lineares.

Com a realização desta comparação é possível observar, num exemplo prático, as vantagens da utilização do MMC na análise de incertezas de sistemas não lineares, sendo que a sua utilização permite o cálculo de incertezas de medição mais precisas e reais, do que aquelas obtidas pelo GUM, cujas simplificações se traduzem em valores de incerteza demasiado otimistas da variável que se pretende analisar.

8 - CONCLUSÕES

Com a realização deste trabalho foi possível observar o ambiente de um laboratório de metrologia, bem como a logística necessária à sua manutenção e bom funcionamento, incluindo procedimentos associados ao seu estatuto de laboratório acreditado pelo IPAC, segundo a norma NPEN ISO/IEC 17025:2005. Para além disto estudaram-se as várias áreas de aplicação da Metrologia, permitindo assim uma melhor perceção da sua importância no mundo atual.

Através da implementação do Método de Monte Carlo (MMC) adaptativo foi possível observar que, a implementação deste tipo de método numérico permite a simulação de vários modelos matemáticos, lineares ou não-lineares. Ao compararmos os resultados obtidos com o MMC com aqueles obtidos através da metodologia proposta no *Guide for the Expression of Uncertainty in Measurement* (GUM), é possível afirmar que este último possui algumas limitações, sendo que estas são mais evidentes em modelos matemáticos mais complexos (ex. modelos racionais, não-lineares, etc.), levando a que a análise destes modelos não reflita a natureza real da variável de saída (mensuranda), ao contrário do MMC.

Relativamente ao controlador de pressão estudado, é possível concluir que este possui um nível de exatidão elevado, permitindo assim fornecer uma pressão estável a um equipamento a calibrar, cuja variação é da ordem das décimas de milibar, resultando assim em incertezas de medição menores quando comparadas com outros equipamentos também utilizados como padrão de referência. Tendo em conta o procedimento de calibração de manómetros comprovou-se a utilidade do instrumento virtual implementado, que permite a concentração de várias funcionalidades do procedimento numa só aplicação, reduzindo assim o tempo despendido na calibração deste tipo de equipamentos. Ao ser realizado o cálculo de incertezas de um manómetro, foi possível observar que os valores obtidos quer através do GUM quer através do MMC adaptativo, são muito semelhantes, sendo que a grande diferença entre estes prende-se com o facto de em alguns patamares a distribuição da variável de saída não ser Gaussiana, levando a que o MMC seja mais exato nessas situações.

Quanto ao estudo realizado ao gerador de humidade de duas pressões, foi possível observar a elevada exatidão deste na geração de humidade relativa. Para além disto verificou-se que este depende muito da calibração dos transdutores de pressão e termómetros de resistência de platina, sendo que, uma pequena variação nos valores de referência, aquando da introdução destes no gerador, origina um erro residual que poderá introduzir erros significativos no cálculo da humidade relativa. Após calibração do sistema, utilizando o MMC e o *software* HumiCalc foi possível calcular as incertezas do gerador, resultando em valores que, tendo em conta a natureza não-linear do modelo matemático, originam um valor máximo de incerteza de $\pm 0,42$ %HR, estando abaixo do valor máximo indicado pelo fabricante, $\pm 0,5$ %HR, podendo-se assim definir o gerador de humidade como estando conforme para geração de humidade relativa. Também é possível verificar que a incerteza calculada para temperatura da câmara, $\pm 0,0135$ °C, e

para a pressão da câmara, $\pm 0,0299$ psi, através do GUM, estão abaixo das incertezas máximas fornecidas pelo fabricante, $\pm 0,06$ °C e $\pm 0,075$ psi respetivamente.

Pelo autor foi ainda desenvolvido um instrumento virtual de modo a permitir a calibração do higrómetro de espelho, consistindo na obtenção de dados simultâneos do gerador de humidade e do higrómetro de ponto de orvalho, de modo a permitir uma correlação temporal direta entre os dados, diminuindo assim o erro entre os dados dos dois equipamentos resultando numa melhor incerteza de medição. Após utilização do instrumento virtual, foram calculadas as incertezas de medição do higrómetro, sendo possível observar que os resultados obtidos através do GUM são muito otimistas uma vez que este não tem em consideração a não-linearidade do modelo matemático utilizado pelo higrómetro. Por outro lado, a utilização do MMC e do *software* HumiCalc, permite a obtenção de um valor de incerteza mais realista, sendo que devido à não-linearidade o valor máximo é de $\pm 0,73$ %HR, ficando abaixo do limite máximo estabelecido pelo CEM para aceitação do equipamento, ± 1 %HR, permitindo assim a sua utilização sem restrições.

Em suma, o trabalho desenvolvido no CEM permitiu desenvolver as capacidades críticas e científicas do autor, no sentido em que grande parte do trabalho realizado necessitou de pesquisa exaustiva e de análise crítica sobre os resultados obtidos, de modo a interpretá-los corretamente.

8.1 – Perspetivas Futuras

Relativamente ao instrumento virtual desenvolvido para calibração de manómetros, este poderá ser melhorado através da introdução de funcionalidades de reconhecimento ótico de padrões, cuja biblioteca é fornecida pelo *LabView*. Esta nova funcionalidade permitirá a criação de um processo de medição automático que irá analisar instantaneamente o equipamento a ser calibrado (analógico ou digital), após a verificação de estabilidade do valor de pressão injetado no sistema pneumático, permitindo assim aos operadores centrarem-se noutras atividades.

Apesar de se verificar grande utilidade para o sistema anterior, de modo a utilizá-lo na calibração de equipamentos analógicos ou digitais de pressão, terá de ser realizada uma análise das suas incertezas de medição, e posterior cálculo. O cálculo destas incertezas poderá ser realizado pelo MMC, sendo que caso o modelo matemático não seja simples e possua não-linearidades, as suas vantagens sobre o GUM é bastante significativa e deverá ser tomada em conta.

Relativamente ao cálculo de incertezas, uma vez que se verificou a adaptabilidade do MMC a duas plataformas diferentes seria interessante o desenvolvimento de uma aplicação geral de cálculo de incertezas, que permitisse a simulação de vários métodos de medição. Esta aplicação poderia ser desenvolvida num ambiente orientado à Internet (ex. PHP, ASP, etc.) ou num ambiente local (ex. Java, C++, VB.net, etc.).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Ignacio Lira, Ed., *Evaluating the Measurement Uncertainty - Fundamentals and practical guidance*.: Institute of Physics Publishing, 2002.
- [2] BIPM. (2003, Apr.) Evolving Needs for Metrology in Trade, Industry and Society and the Role of the BIPM. [Online]. <http://www.bipm.org/utils/en/pdf/kaarls2003-EN.pdf>
- [3] Jay L. Bucher, Ed., *The Metrology Handbook*, 1st ed.: ASQ Quality Press, 2004.
- [4] Armando Albertazzi and André Roberto Sousa, *Fundamentos de Metrologia Científica e Industrial*, 1st ed.: Manole, 2008.
- [5] Instituto Português da Qualidade. (2008, Novembro) Vocabolário Internacional de Metrologia. [Online]. <http://www.ipq.pt/backfiles/VIM.pdf>
- [6] Carlos Sousa. (2008) Caderno Técnico - Métodos de Medição. [Online]. <http://www.catim.pt/Catim/PDFS/Metodos-medicao.pdf>
- [7] National Instruments. (2009, Maio) Virtual Instrumentation - Developer Zone - National Instruments. [Online]. <http://zone.ni.com/devzone/cda/tut/p/id/4752>
- [8] S. K. Kimothi, "The Uncertainty of Measurements Physical and Chemical Metrology Impact and Analysis," in *The Uncertainty of Measurements Physical and Chemical Metrology Impact and Analysis*.: ASQ Quality Press, 2002, ch. 8, pp. 189-213.
- [9] JCGM 100, "Evaluation of measurement data - Guide to the expression of uncertainty in measurement," BIPM - Bureau Internacional de Pesos e Medidas, Guia de Análise de Incertezas Setembro 2008. [Online]. http://www.bipm.org/utils/common/documents/jcgm/JCGM_100_2008_E.pdf
- [10] Daniel Homrich da Jornada. (2009, Fevereiro) RM68 - Incerteza de Medição: Guia Prático do Avaliador de Laboratórios. [Online]. http://www.redemetrologica.com.br/ftp/dados/rec/DOC_53.pdf
- [11] M. G. Cox and P. M. Harris, "Software Support for Metrology Best Practice Guide No.6," National Physical Laboratory, Uncertainty Evaluation Março 2006. [Online]. http://www.wmo.int/pages/prog/geos/documents/gruanmanuals/UK_NPL/ssfmbp_g6.pdf
- [12] European co-operation for Accreditation, "Expression of the Uncertainty of Measurement in Calibration," European co-operation for Accreditation, Expression of Uncertainty Dezembro 1999. [Online]. http://www.european-accreditation.org/Docs/0002_Application%20documents/0002_Application%20ocuments%20for%20Laboratories%20Series%204/00100_EA-4-02rev01.PDF
- [13] JCGM 101, "Evaluation of measurement data - Supplement 1 to the "Guide to the expression of uncertainty in measurement" - Propagation of distributions using a Monte Carlo method," BIPM - Bureau Internacional de Pesos e Medidas, Guia de Avaliação de Incertezas Setembro 2008. [Online].

http://www.ifcc.bigone.bz/pdf/jcgm_101_2008_e.pdf

- [14] Jonathan Goodman. (2005, Agosto) Chapter 2: Simple Sampling of Gaussians. [Online].
<http://www.math.nyu.edu/faculty/goodman/teaching/MonteCarlo2005/notes/GaussianSampling.pdf>
- [15] M. G. Cox and P. M. Harris. (2006, Setembro) Software Specifications for uncertainty evaluation. [Online].
http://publications.npl.co.uk/npl_web/pdf/dem_es10.pdf
- [16] Maurice Cox. (2007, Outubro) Propagation of distributions by a Monte Carlo method. [Online]. http://www.metas.ch/LesHouches/downloads/talks/18_Cox.pdf
- [17] Thunder Scientific Corporation, *Series 2500 Benchtop Two-Pressure Humidity Generator*, 10th ed. Albuquerque, USA, 2010.
- [18] Bob Hardy, "ITS-90 Formulations for Vapor Pressure, Frostpoint Temperature, Dewpoint Temperature, and Enhancement Factors in the Range -100 to +100 C," Thunder Scientific Corporation, Albuquerque, NM, USA, 1998.
- [19] Mark G. Lawrence. (2005, Fevereiro) The Relationship between Relative Humidity and the Dewpoint Temperature in Moist Air - A Simple Conversion and Applications. [Online]. <http://journals.ametsoc.org/doi/pdf/10.1175/BAMS-86-2-225>
- [20] WIKA Mensor. (2007, Abril) High-Precision Pneumatic Pressure Controller - Model CPC8000. [Online].
<http://wika.com/WIKAWeb/Product/pdf/CPC8000.pdf>
- [21] E. J. Mastacusa. An Introduction To System Dynamics - Second Order Systems. [Online].
<http://www.facstaff.bucknell.edu/mastascu/econtrolhtml/SysDyn/SysDyn2.html>
- [22] Blair Hall. (2011, Outubro) Don't forget the degrees of freedom: evaluating uncertainty from small numbers of repeated measurements. [Online].
[http://rf.irl.cri.nz/sites/default/files/files/DoF%20ANAMET35%20\(notes\).pdf](http://rf.irl.cri.nz/sites/default/files/files/DoF%20ANAMET35%20(notes).pdf)
- [23] Bob Hardy. (1998) Relative Humidity Uncertainty Analysis of the Thunder Scientific Model 2500 Two-Pressure Humidity Generator. [Online].
http://www.rhs.com/papers/2500_uncertainty_analysis.pdf
- [24] Álvaro Silva Ribeiro, "Avaliação de Incertezas de Medição em Sistemas Complexos Lineares e Não-Lineares," LNEC - Laboratório Nacional de Engenharia Civil, Tese de Doutoramento 2007.
- [25] Elizabeth Prichard and Vicki Barwick, *Quality Assurance in Analytical Chemistry*, 1st ed.: John Wiley & Sons, Ltd, 2007.
- [26] Bob Hardy and Daniel Mutter. (1998) Relative Humidity Uncertainty Analysis using Dew/Frost Point Measurements. [Online].
<http://www.rhs.com/papers/Uncert.pdf>
- [27] Bob Hardy. (2004) Trust But Verify - Practical Approaches to Humidity Generation and Measurement. [Online].

- http://www.rhs.com/papers/PTC12_2004_PL_005.pdf
- [28] Thunder Scientific Corporation. Calibration at dew points above ambient temperatures. [Online].
http://www.thunderscientific.com/tech_support/support_docs/high-dp-cal.html
- [29] Thunder Scientific Corporation. Calibration Set-Up RH/Temp. Transmitters. [Online]. http://www.thunderscientific.com/tech_support/cal_support_docs/set-up-cal.html
- [30] Thunder Scientific Corporation. Chilled Mirror Hygrometer Calibration using the Model 2500 Two-Pressure Humidity Generator. [Online].
http://www.thunderscientific.com/tech_support/cal_support_docs/mirror-cal.html
- [31] Thunder Scientific Corporation. Calibration of the Two-Pressure Generator. [Online]. http://www.thunderscientific.com/tech_support/cal_support_docs/2-press-cal.html
- [32] EdgeTech, *Model 2000 DewPrime DF Dew Point Hygrometer Operator's Manual*. 455 Fortune Boulevard, Milford, MA 01757.
- [33] Instituto Português da Qualidade, *Guia para a expressão da incerteza de medição nos Laboratórios de Calibração*, 2nd ed., 2005.
- [34] National Instruments. (1996, Janeiro) LabVIEW Tutorial Manual. [Online].
<http://www.ni.com/pdf/manuals/320998a.pdf>
- [35] Tutorial - Introdução ao LabView 8.2. [Online].
https://dspace.ist.utl.pt/bitstream/2295/564005/1/tut_labview.pdf

ANEXOS

Anexo A – Método de Monte Carlo Genérico Adaptativo em MATLAB

```
clear; % Limpar Workspace
clc; % Limpar ecrã

[FileName, FilePath, FilterIndex] = uigetfile('.txt'); % Diálogo para escolha de ficheiro a
importar
fullFile = strcat(FilePath, FileName);

fid = fopen(fullFile, 'r'); % Abrir ficheiro para leitura

line = fgetl(fid); % Ler 1ª linha do ficheiro
lineSize = length(line); % Obter número de caracteres na linha

for i=1:lineSize
    if(~isletter(line(i)))
        nTrials = str2double(line(i:lineSize)); % Obtenção do número de patamares a resolver
        break;
    end
end

scanString = "";
for i=1:3*nTrials + 2
    scanString = strcat(scanString, ' %s'); % Definir o número de campos a ler (por linha)
end

% Importar ficheiro de texto escolhido para uma matriz de strings
f = textscan(fid, scanString, 'CollectOutput', 1, 'delimiter', '\t', 'CommentStyle', '%', 'EndOfLine',
'\r\n', 'MultipleDelimsAsOne', 1);

fclose(fid); % Fechar ficheiro

file = f{1, 1};

% Limpar variáveis desnecessárias
clear f fid scanString lineSize line i ans

nVariables = str2double(file(strcmp(file, 'Variables'), 2)); % Obter número de variáveis
existentes no modelo
evalModel = char(file(strcmp(file, 'Model'), 2)); % Obter modelo a utilizar

ops = cell({'*' '/' '^'});

for i=1:length(ops)
    idx = strfind(evalModel, char(ops(i)));

    if(idx ~= 0)
        evalModel = [evalModel(1:idx - 1) '!' evalModel(idx:length(evalModel))];
    end
end
```

```

% Obter variáveis independentes dos patamares a avaliar
trialInd = file((find(strcmp(file, 'TrialIndependent') == 1) + 1):(find(strcmp(file,
'TrialDependent') == 1) - 1), 1:2);

% Obter variáveis dependentes dos patamares a avaliar
trialDep = file((find(strcmp(file, 'TrialDependent') == 1) + 1):length(file(:, 1)), 1:2);

% Obter matriz dos valores das variáveis independentens
matInd = str2double(file((find(strcmp(file, 'TrialIndependent') == 1) + 1):(find(strcmp(file,
'TrialDependent') == 1) - 1), 3:5));

% Obter matriz dos valores das variáveis dependentes
matDep = str2double(file((find(strcmp(file, 'TrialDependent') == 1) + 1):length(file(:, 1)),
3:3*nTrials + 2));

clear file % Limpar variável que contém ficheiro de texto

covInterval = 1 - input('Which coverage interval (p) should be used (%)? '); % Intervalo
de confiança
mcTrials = int32(round(max(100/covInterval, 1E4))); % Número de iterações a realizar

sigDigits = input('\nHow many significant digits? '); % Dígitos significativos para critério de
paragem

trial = 1;
mcTrial = 1;

finalTrialValues = zeros(nTrials, 8);

M = zeros(mcTrials, 4);
M_ = zeros(1, 4);

while mcTrial ~= mcTrials
    for i=1:length(trialInd(:, 1))
        eval([char(trialInd(i, 1)) '= zeros(1, mcTrials);']);

        param = matInd(i, 1);
        mean = matInd(i, 2);
        std = matInd(i, 3);

        switch(char(trialInd(i, 2)))
            case 'ABS'
                eval([char(trialInd(i, 1)) '(1, 1:mcTrials) = matInd(i, 2);']);

            case 'R'
                a = mean - std;
                b = mean + std;

                eval([char(trialInd(i, 1)) '= a + (b - a)*rand(1, mcTrials);']);

            case 'T'
                a = mean - std;
                b = mean + std;

```

```

eval([char(trialInd(i, 1)) '= a + ((b - a)*(rand(1, mcTrials) + rand(1, mcTrials)))/2;]);

case 'N'
    eval([char(trialInd(i, 1)) '= mean + std*randn(1, mcTrials);]);

case 'ST'
    eval([char(trialInd(i, 1)) '= mean + std*trnd(param, 1, mcTrials)/sqrt(param + 1);]);

otherwise
end
end % Realizar amostragem das variáveis independentes

for i=1:length(trialDep(:, 1))
    eval([char(trialDep(i, 1)) '= zeros(1, mcTrials);]);

    param = matDep(i, (trial * 3) - 2);
    mean = matDep(i, (trial * 3) - 1);
    std = matDep(i, (trial * 3));

    switch(char(trialDep(i, 2)))
        case 'ABS'
            eval([char(trialDep(i, 1)) '(1, 1:mcTrials) = matDep(i, (3*trial - 1));]);

        case 'R'
            a = mean - std;
            b = mean + std;

            eval([char(trialDep(i, 1)) '= a + (b - a)*rand(1, mcTrials);]);

        case 'T'
            a = mean - std;
            b = mean + std;

            eval([char(trialDep(i, 1)) '= a + ((b - a)*(rand(1, mcTrials) + rand(1, mcTrials)))/2;]);

        case 'N'
            eval([char(trialDep(i, 1)) '= mean + std*randn(1, mcTrials);]);

        case 'ST'
            eval([char(trialDep(i, 1)) '= mean + std*randn(1, mcTrials)/sqrt(param + 1);]);

    otherwise
    end
end % Realizar amostragem das variáveis dependentes

clear param mean std a b

out = eval([evalModel(find(evalModel == '=') + 1:length(evalModel)) ';']); % Avaliar o
modelo

TOTAL_VALS(mcTrial, 1:mcTrials) = out; % Guardar valores obtidos para a iteração actual
outMean = mean(out); % Obtenção da média da iteração actual
outStd = std(out); % Obtenção do desvio padrão da iteração actual
outCum = sort(out); % Obtenção da função cumulativa da iteração actual

```

```

    outLow = outCum(int32((covInterval/2)*mcTrials));    % Obtenção do limite esquerdo do
intervalo de confiança
    outHigh = outCum(int32((1 - covInterval/2)*mcTrials)); % Obtenção do limite direito do
intervalo de confiança

M(mcTrial, 1) = outMean;
M(mcTrial, 2) = outStd;
M(mcTrial, 3) = outLow;
M(mcTrial, 4) = outHigh;

if(mcTrial == 1)
    mcTrial = mcTrial + 1; % Incrementar iteração do MCM se for a 1ª
else
    M_(1) = var(M(1:mcTrial, 1))/mcTrial; % Obtenção do erro da média
    M_(2) = var(M(1:mcTrial, 2))/mcTrial; % Obtenção do erro do desvio padrão
    M_(3) = var(M(1:mcTrial, 3))/mcTrial; % Obtenção do erro do limite inferior do patamar
    M_(4) = var(M(1:mcTrial, 4))/mcTrial; % Obtenção do erro do limite superior do patamar

    totalStd = std2(TOTAL_VALS); % Desvio padrão total (de todas as iterações realizadas)
    exp = floor(log10(totalStd)); % Obtenção do expoente do desvio padrão
    mant = 10^(-exp)*totalStd; % Obtenção da mantissa do desvio padrão

    if(mant < 10^(sigDigits - 1))
        mant = mant*10^(sigDigits - 1);
        exp = exp - (sigDigits - 1);
    elseif(mant > 10^(sigDigits))
        mant = mant/10^(sigDigits - 1);
        exp = exp + (sigDigits - 1);
    end

    tolerance = 10^(exp)/2; % Obtenção do critério de paragem

    if(2*sqrt(M_(1)) > tolerance || 2*sqrt(M_(2)) > tolerance || 2*sqrt(M_(3)) > tolerance ||
2*sqrt(M_(4)) > tolerance)
        mcTrial = mcTrial + 1; % Incrementar a iteração do MCM caso não seja verdadeira a
condição de paragem anterior
    else
        totalMean = mean2(TOTAL_VALS); % Obtenção da média total (de todas as iterações
realizadas)
        totalSorted = sort(reshape(TOTAL_VALS, 1, mcTrial*mcTrials)); % Função
cumulativa total

        nIntervals = (covInterval*100)*2; % Função para obtenção do Shortest % Interval
        if nIntervals > 1
            totalLow = 0;
            totalHigh = 1000;

            startInt = 0;
            endInt = 0;

            intStart = 0;
            intEnd = (1 - covInterval);

            for i=1:nIntervals
                tempLow = totalSorted(int32(intStart*mcTrials*mcTrial + 1));

```

```

tempHigh = totalSorted(int32(intEnd*mcTrials*mcTrial));

if((tempHigh - tempLow) < (totalHigh - totalLow))
    totalLow = tempLow;
    totalHigh = tempHigh;

    startInt = intStart;
    endInt = intEnd;
end

intStart = intStart + covInterval/nIntervals;
intEnd = intEnd + covInterval/nIntervals;
end
else
totalLow = totalSorted(int32((covInterval/2)*mcTrials*mcTrial));
totalHigh = totalSorted(int32((1 - covInterval/2)*mcTrials*mcTrial));

startInt = covInterval/2;
endInt = 1 - covInterval/2;
end

finalTrialValues(trial, 1) = trial;
finalTrialValues(trial, 2) = totalMean;
finalTrialValues(trial, 3) = totalStd;
finalTrialValues(trial, 4) = totalLow;
finalTrialValues(trial, 5) = totalHigh;
finalTrialValues(trial, 6) = mcTrial*mcTrials;
finalTrialValues(trial, 7) = tolerance;
finalTrialValues(trial, 8) = (totalHigh - totalLow)/2;

% Criação do histograma dos valores do patamar
bin = 100;

[n, xout] = hist(totalSorted, bin);

width = xout(2) - xout(1);

norm = sum(n);
yVals = n/norm;

eval(['figure(' num2str(trial) ')']);
hold off
bar(xout, yVals, 1, 'FaceColor', [1, 1, 1], 'EdgeColor', [0, 0, 1], 'DisplayName', ['MCM -
Mean: ' num2str(totalMean) '; Median: ' num2str(median(totalSorted)) '; Std: '
num2str(std(totalSorted))])

hold on
multi = erfinv(1 - covInterval)*sqrt(2);
multi_ = multi + 1;

pdfNorm = normpdf(median(totalSorted) - multi_*totalStd:width:median(totalSorted) +
multi_*totalStd, median(totalSorted), totalStd);

pdfNorm = pdfNorm/sum(pdfNorm);

```

```

if(max(pdfNorm) >= max(yVals))
    maximum = max(pdfNorm);
else maximum = max(yVals);
end

plot(median(totalSorted) - multi_*totalStd:width:median(totalSorted) + multi_*totalStd,
pdfNorm, 'Color', [1, 0, 0], 'DisplayName', ['PDF - Mean: ' num2str(median(totalSorted)) ']; Std:
' num2str(std(totalSorted))])

line([totalHigh totalHigh], [0 1.1*maximum], 'Color', [0, 0, 1], 'LineWidth', 2,
'DisplayName', ['U (' num2str((1-covInterval)*100) '%): ' num2str((totalHigh - totalLow)/2)])
line([median(totalSorted) + multi_*totalStd median(totalSorted) + multi_*totalStd], [0
1.1*maximum], 'Color', [1, 0, 0], 'LineWidth', 2, 'DisplayName', ['U (' num2str((1-
covInterval)*100) '%): ' num2str((median(totalSorted) + multi_*totalStd - median(totalSorted) +
multi_*totalStd)/2)])

xlabel('Output Variable')
ylabel('Probability (%/%)')

legend('Location', 'NorthOutside', 'Orientation', 'Horizontal')
legend show

line([totalLow totalLow], [0 1.1*maximum], 'Color', [0, 0, 1], 'LineWidth', 2)
line([median(totalSorted) - multi_*totalStd median(totalSorted) - multi_*totalStd], [0
1.1*maximum], 'Color', [1, 0, 0], 'LineWidth', 2)

if((median(totalSorted) - multi_*totalStd) <= totalLow)
    xMin = median(totalSorted) - multi_*totalStd;
else xMin = totalLow - multi_;
end

if((median(totalSorted) + multi_*totalStd) >= totalHigh)
    xMax = median(totalSorted) + multi_*totalStd;
else xMax = totalHigh + multi_;
end

axis([xMin xMax 0 1.1*maximum])

if(trial < nTrials)
    mcTrial = 1;
    trial = trial + 1;

    M = zeros(mcTrials, 4);
    M_ = zeros(1, 4);

    clear out TOTAL_VALS
else
    xlswrite([fullFile(1:strfind(fullFile, '.txt')) '.xls'], finalTrialValues); % Exportar
dados relativos aos patamares para um ficheiro Excel
    break;
end
end
end
end
end
end

```


Anexo D – Ficheiro de Texto para Modelo Racional (2)

```
1 Trials → 1 CR LF
2 Variables → 2 CR LF
3 CR LF
4 Model → y=x1/x2 CR LF
5 CR LF
6 TrialIndependent CR LF
7 x1 → R → 0 → 5.5 > 0.5 CR LF
8 x2 → R → 0 → 14 → 6 CR LF
9 CR LF
10 TrialDependent CR LF
11
```

Anexo E – Ficheiro de Texto para Modelo Não-Linear

```
1 Trials → 1 CR LF
2 Variables → 1 CR LF
3 CR LF
4 Model → y = x^2 CR LF
5 CR LF
6 TrialIndependent CR LF
7 x → N → 0 → 1.2 > 0.6 CR LF
8 CR LF
9 TrialDependent CR LF
10
```

Anexo F – Método de Monte Carlo para Gerador de Humidade em MATLAB

```
clear
clc

mc = 1E6;

vPc = [ 14.4618, 0.0228;
        14.4618, 0.0299;
        14.4623, 0.0243;
        14.4579, 0.0231;
        14.4475, 0.0228 ];

vPs = [ 97.4522, 0.0495;
        48.0799, 0.0262;
        28.7695, 0.0235;
        20.6420, 0.0231;
        15.9606, 0.0229 ];

vTc = [ 23.0879, 0.0135;
        23.1532, 0.0132;
        23.1348, 0.0132;
        23.0302, 0.0132;
        23.1007, 0.0132 ];

vTs = [ 22.9993, 0.0114;
        23.0004, 0.0114;
        22.9998, 0.0114;
        23.0009, 0.0114;
        23.0002, 0.0114 ];

pat = length(vTc(:, 1));
desPat = 1;

while(desPat ~= 0)
    desPat = input('Qual o patamar que deseja analisar? (0 para sair) ');

    if(desPat ~= 0 && desPat <= pat && desPat >= 1)
        for k=desPat:desPat

            Tc = vTc(k, 1) + vTc(k, 2)*randn(1, mc);
            Ps = (vPs(k, 1) + vPs(k, 2)*randn(1, mc)) * 6894.75729;
            Pc = (vPc(k, 1) + vPc(k, 2)*randn(1, mc)) * 6894.75729;
            Ts = vTs(k, 1) + vTs(k, 2)*randn(1, mc);

            %ewTs = zeros(1, mc);
            %ewTc = zeros(1, mc);

            %fwTs = zeros(1, mc);
            %fwTc = zeros(1, mc);

            RH = zeros(1, mc);
```

```

A = [3.53624E-4 2.9328363E-5 2.6168979E-7 8.5813609E-9];
B = [-1.07588E1 6.3268134E-2 -2.5368934E-4 6.3405286E-7];
C = [-2.8365744E3 -6.028076559E3 1.954263612E1 -2.737830188E-2 1.6261698E-5
7.0229056E-10 -1.8680009E-13];
D = 2.7150305;

for i=1:mc
    tmpTs = 0;
    tmpTc = 0;
    for j=1:length(C)
        tmpTs = tmpTs + C(j)*(Ts(i) + 273.15)^(j - 3);
        tmpTc = tmpTc + C(j)*(Tc(i) + 273.15)^(j - 3);
    end

    ewTs = exp(tmpTs + D*log(Ts(i) + 273.15));
    ewTc = exp(tmpTc + D*log(Tc(i) + 273.15));

    alphaTs = 0;
    alphaTc = 0;
    for j=1:length(A)
        alphaTs = alphaTs + A(j)*Ts(i)^(j-1);
        alphaTc = alphaTc + A(j)*Tc(i)^(j-1);
    end

    betaTs = 0;
    betaTc = 0;
    for j=1:length(B)
        betaTs = betaTs + B(j)*Ts(i)^(j-1);
        betaTc = betaTc + B(j)*Tc(i)^(j-1);
    end

    betaTc = exp(betaTc);
    betaTs = exp(betaTs);

    alphaTs = alphaTs*(1-(ewTs/Ps(i)));
    alphaTc = alphaTc*(1-(ewTc/Pc(i)));

    betaTc = betaTc*(-1+(Pc(i)/ewTc));
    betaTs = betaTs*(-1+(Ps(i)/ewTs));

    fwTs = exp(alphaTs + betaTs);
    fwTc = exp(alphaTc + betaTc);

    RH(i) = (fwTs / fwTc) * (ewTs / ewTc) * (Pc(i) / Ps(i)) * 100;
end

sorted = sort(RH);
meanRH = mean(RH);
stdRH = std(RH);

low = sorted(0.025*mc);
high = sorted(0.975*mc);

bin = 100;
[n, xout] = hist(RH, bin);

```

```

width = xout(2) - xout(1);
norm = sum(n);
yVals = n/norm;

eval(['figure(' num2str(k) ')'])
hold off
bar(xout, yVals, 1, 'FaceColor', [1, 1, 1], 'EdgeColor', [0, 0, 1], 'DisplayName', ['Mean: '
num2str(meanRH) '; Std: ' num2str(stdRH)])

hold on
multi = erfinv(1 - 0.05)*sqrt(2);
multi_ = multi + 1;

pdfNorm = normpdf(median(sorted) - multi_*stdRH:width:median(sorted) +
multi_*stdRH, median(sorted), stdRH);

pdfNorm = pdfNorm/sum(pdfNorm);

if(max(pdfNorm) >= max(yVals))
    maximum = max(pdfNorm);
else maximum = max(yVals);
end

plot(median(sorted) - multi_*stdRH:width:median(sorted) + multi_*stdRH, pdfNorm,
'Color', [1, 0, 0], 'DisplayName', ['PDF - Mean: ' num2str(median(sorted)) '; Std: '
num2str(std(sorted))])

line([high high], [0 1.1*maximum], 'Color', [0, 0, 1], 'LineWidth', 2, 'DisplayName', ['U
(' num2str((1-0.05)*100) '%): ' num2str(low) ' <-> ' num2str(high) ' (' num2str((high - low)/2)
')'])
line([median(sorted) + multi*stdRH median(sorted) + multi*stdRH], [0 1.1*maximum],
'Color', [1, 0, 0], 'LineWidth', 2, 'DisplayName', ['U (' num2str((1-0.05)*100) '%): '
num2str(median(sorted) - multi*stdRH) ' <-> ' num2str(median(sorted) + multi*stdRH) ' ('
num2str(multi*stdRH) ')'])

xlabel('Output Variable')
ylabel('Probability (%/%)')

legend('Location', 'NorthOutside', 'Orientation', 'Horizontal')
legend show

line([low low], [0 1.1*maximum], 'Color', [0, 0, 1], 'LineWidth', 2)
line([median(sorted) - multi*stdRH median(sorted) - multi*stdRH], [0 1.1*maximum],
'Color', [1, 0, 0], 'LineWidth', 2)

axis([xout(1) xout(100) 0 1.1*maximum])
end
end
end

```

Anexo G – Método de Monte Carlo para Higrómetro de Ponto de Orvalho em MATLAB

```
clear
clc

mc = 1E6;

vTd = [ -5.3078, 0.0491;
        04.7133, 0.0487;
        12.1947, 0.0486;
        17.3078, 0.0485;
        21.4088, 0.0485 ];

vTc = [ 23.1031, 0.0486;
        23.1675, 0.0485;
        23.1549, 0.0485;
        23.0569, 0.0485;
        23.1212, 0.0485 ];

pat = 5;
desPat = 1;

while(desPat ~= 0)
    desPat = input('Qual o patamar que deseja analisar? (0 para sair) ');

    if(desPat ~= 0 && desPat <= pat && desPat >= 1)
        for k=desPat:desPat

            Td = vTd(k, 1) + vTd(k, 2)*randn(1, mc);
            Tc = vTc(k, 1) + vTc(k, 2)*randn(1, mc);

            ewTd = zeros(1, mc);
            ewTc = zeros(1, mc);

            RH = zeros(1, mc);

            A = [3.53624E-4 2.9328363E-5 2.6168979E-7 8.5813609E-9];
            B = [-1.07588E1 6.3268134E-2 -2.5368934E-4 6.3405286E-7];
            C = [-2.8365744E3 -6.028076559E3 1.954263612E1 -2.737830188E-2 1.6261698E-5
                7.0229056E-10 -1.8680009E-13];
            D = 2.7150305;

            for i=1:mc
                tmpTc = zeros(1, length(C));
                tmpTd = zeros(1, length(C));
                for j=1:length(C)
                    tmpTc(j) = C(j)*(Tc(i) + 273.15)^(j - 3);
                    tmpTd(j) = C(j)*(Td(i) + 273.15)^(j - 3);
                end

                ewTc(i) = exp(sum(tmpTc) + D*log(Tc(i) + 273.15));
                ewTd(i) = exp(sum(tmpTd) + D*log(Td(i) + 273.15));
            end
        end
    end
end
```

```

    RH(i) = (ewTd(i) / ewTc(i)) * 100;
end

sorted = sort(RH);
meanRH = mean(RH);
stdRH = std(RH);

low = sorted(0.025*mc);
high = sorted(0.975*mc);

bin = 100;
[n, xout] = hist(RH, bin);

width = xout(2) - xout(1);
norm = sum(n);
yVals = n/norm;

eval(['figure(' num2str(k) ')'])
hold off
bar(xout, yVals, 1, 'FaceColor', [1, 1, 1], 'EdgeColor', [0, 0, 1], 'DisplayName', ['Mean: '
num2str(meanRH) '; Std: ' num2str(stdRH)])

hold on
multi = erfinv(1 - 0.05)*sqrt(2);
multi_ = multi + 1;

pdfNorm = normpdf(median(sorted) - multi_*stdRH:width:median(sorted) +
multi_*stdRH, median(sorted), stdRH);

pdfNorm = pdfNorm/sum(pdfNorm);

if(max(pdfNorm) >= max(yVals))
    maximum = max(pdfNorm);
else maximum = max(yVals);
end

plot(median(sorted) - multi_*stdRH:width:median(sorted) + multi_*stdRH, pdfNorm,
'Color', [1, 0, 0], 'DisplayName', ['PDF - Mean: ' num2str(median(sorted)) '; Std: '
num2str(std(sorted))])

line([high high], [0 1.1*maximum], 'Color', [0, 0, 1], 'LineWidth', 2, 'DisplayName', ['U
(' num2str((1-0.05)*100) '%): ' num2str(low) ' <-> ' num2str(high) ' (' num2str((high - low)/2)
')'])
line([median(sorted) + multi*stdRH median(sorted) + multi*stdRH], [0 1.1*maximum],
'Color', [1, 0, 0], 'LineWidth', 2, 'DisplayName', ['U (' num2str((1-0.05)*100) '%): '
num2str(median(sorted) - multi*stdRH) ' <-> ' num2str(median(sorted) + multi*stdRH) ' ('
num2str(multi*stdRH) ')'])

xlabel('Output Variable')
ylabel('Probability (%/%)')

legend('Location', 'NorthOutside', 'Orientation', 'Horizontal')
legend show

line([low low], [0 1.1*maximum], 'Color', [0, 0, 1], 'LineWidth', 2)

```

```
    line([median(sorted) - multi*stdRH median(sorted) - multi*stdRH], [0 1.1*maximum],  
'Color', [1, 0, 0], 'LineWidth', 2)  
  
    axis([xout(1) xout(100) 0 1.1*maximum])  
end  
end  
end
```

Anexo H – Procedimento de Calibração de Manómetros



Laboratório Regional de Engenharia Civil
Centro de Metrologia

<p>PROCEDIMENTO DE CALIBRAÇÃO</p> <p>Nº 01.07</p>
<p>MANÓMETROS</p>

<p>Versão 4 – 12-03-02</p>

ÍNDICE

1 - Introdução..... 3

2 – Princípio de medição..... 3

3 - Método de ensaio..... 3

4 - Procedimento de CALIBRAÇÃO 3

 4.1 - Introdução 3

 4.2 - Capacidade do CEM para calibrar um manómetro 3

 4.3 - Inspeção geral..... 4

 4.4 - Preparação da calibração 4

 4.5 – Montagem do equipamento no calibrador CPC 8000-X 4

 4.6 - Calibração 5

 4.7 - Determinação dos erros e da incerteza 6

 4.8 - Certificado de ensaio 6

5 - GRANDEZAS de INFLUÊNCIA 7

6 - Incerteza de medição expandida 7

 6.1 – Equação que formula a medição 7

 6.2 – Caracterização das fontes de incerteza 8

7 - Documentos de referência 8

8 - Documentos associados..... 8

Anexo 1 9

 Classes de exactidão (NP EN 837-1) 9

Anexo 2 11

 Capacidade do CEM para calibrar manómetros 11

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 2/11
------------------	-----------------	-------------------------	-----------------

CEM.PC0107.04

1 - INTRODUÇÃO

Para realizar a calibração de manómetros, o CEM/LREC dispõe do seguinte equipamento padrão:

- * Calibrador de pressão (*MENSOR WIKA CPC 8000-X*);
- * Calibrador portátil de pressão (*AMETEK JOFRA DPC-500*).

os quais se encontram rastreados a padrões primários da grandeza pressão.

2 – PRINCÍPIO DE MEDIÇÃO

O princípio de medição consiste na aplicação de força num fluido hidráulico (*DPC-500*) ou pneumático (*DPC-500* ou *CPC 8000-X*) sendo então que a pressão gerada é transmitida simultaneamente ao equipamento a calibrar e ao equipamento de referência.

3 - MÉTODO DE ENSAIO

O método de ensaio baseia-se na comparação entre as pressões de referência, geradas segundo o princípio atrás referido, e as pressões indicadas pelo instrumento a calibrar.

4 - PROCEDIMENTO DE CALIBRAÇÃO

4.1 - Introdução

Apresenta-se, a seguir, um procedimento de calibração de manómetros elaborado pelo CEM/LREC baseado na norma NP EN 837-1 [1].

4.2 - Capacidade do CEM para calibrar um manómetro

Quando solicitado para realizar uma calibração de manómetros, o CEM avaliará a sua capacidade para efectuar a operação tendo em conta a incerteza, a gama de medição e a classe de exactidão do equipamento de referência, e a classe de exactidão e o alcance do instrumento a calibrar.

A calibração só poderá efectuar-se quando o equipamento de referência possuir uma exactidão pelo menos 4 vezes melhor que a exactidão do instrumento a calibrar (ver Anexo 2) e após ser verificada a compatibilidade entre o fluido utilizado pelo instrumento a calibrar e o fluido do equipamento calibrador.

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 3/11
------------------	-----------------	-------------------------	-----------------

CEM.PC0107.04

4.3 - Inspeção geral

Observar o aspecto exterior do instrumento a calibrar e anotar eventuais sinais de degradação na caixa, mostrador e rosca de ligação, se aplicável.

4.4 - Preparação da calibração

Colocar o equipamento a calibrar no laboratório pelo menos 3 horas antes de executar a calibração.

A tolerância para a temperatura é de $20\text{ }^{\circ}\text{C} \pm 2\text{ }^{\circ}\text{C}$ para as classes de exactidão 0.1, 0.25, 0.6. Para as restantes classes é de $20\text{ }^{\circ}\text{C} \pm 5\text{ }^{\circ}\text{C}$.

4.5 – Montagem do equipamento no calibrador CPC 8000-X

- a) *Garantir a compatibilidade de roscas do instrumento de referência e do equipamento a calibrar, utilizando adaptadores sempre que necessário e fita teflon, bem como verificar a compatibilidade do manómetro em ser calibrado utilizando um fluido pneumático;*
- b) *Instalar o equipamento a calibrar com o indicador ou mostrador virado para o operador, rodando o sistema de aperto até obter uma boa estanqueidade;*
- c) *Comprovar a estanqueidade da ligação aplicando uma pressão igual ao alcance nominal máximo do equipamento a calibrar e verificar se existem fugas.*

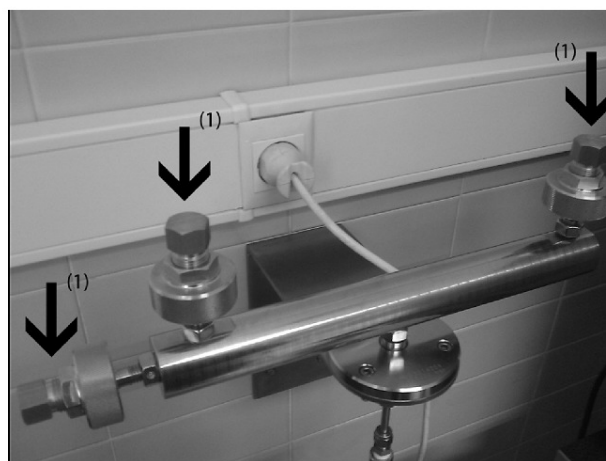


Figura 1. Esquema do sistema de suporte de manómetros

(1) Localização das roscas para fixação dos manómetros

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 4/11
------------------	-----------------	-------------------------	-----------------

CEM.PC0107.04

4.6 - Calibração

O procedimento adoptado é descrito em seguida e baseia-se em [1].

- a) *Actuar em conformidade com as instruções de funcionamento do padrão descrito em (4) ou (5);*
- b) *Escolher um número de pontos de ensaio identicamente distribuídos ao longo da escala, de acordo com a classe do equipamento a calibrar, como se segue*:*

Classes 0.1, 0.25 e 0.6: mínimo de 10 pontos

Classes 1, 1.6 e 2.5: mínimo de 5 pontos

Classe 4: mínimo de 4 pontos

**Quando o instrumento não exhibe classe de exactidão, o número de pontos a ensaiar será ficado deste modo, tendo em consideração [1]: para manómetros efectua-se a presunção de classe, atendendo a certos aspectos construtivos do equipamento, tais como o número de divisões da escala, a espessura do ponteiro e a existência de espelho de paralaxe.*

Quando o instrumento exhibe uma classe de exactidão não contemplada na norma de referência, o número de pontos a ensaiar será fixado do seguinte modo: a) mínimo de 10 pontos, se a classe for melhor que 1; b) mínimo de 5 pontos, se a classe for igual ou pior do que 1 e melhor do que 4; c) mínimo de 4 pontos se a classe for igual ou pior do que 4.

- c) *Sugere-se como regra para a classe 1 ou pior, a adopção dos pontos correspondentes a cerca de 0 %, 25 %, 50 %, 75% e 100 % do alcance nominal do equipamento a calibrar. Para equipamentos da classe melhor que 1, testar 10 pontos (incluindo o zero e o máximo);*
- d) *Aplicar um ciclo de pressão crescente, estabilizando-a nos patamares atrás referidos. Anotar os valores indicados pelo padrão (valores de referência) seguida da leitura do instrumento a calibrar respeitando os seguintes requisitos:*

d1) As leituras em instrumentos a calibrar com indicação analógica, podem ser interpoladas entre 1/4 e 1/10 do intervalo entre duas referências consecutivas da escala;

d2) A estabilidade da pressão de ensaio é considerada suficiente quando, em ensaios de 15 segundos, se observarem leituras diferindo, no máximo, do valor equivalente a 1/20 da menor divisão do equipamento a calibrar ou de 2 unidades da casa menos significativa do padrão, suposto com indicador digital (o que for mais fácil de obter);*

**Exemplos de aplicação:*

i) manómetro de classe 0.5 com menor divisão igual a 0.1 bar e alcance 16 bar. 1/20 da menor divisão = 0.005 bar, inferior à resolução do padrão (0.01 bar). Prevalece então a variação máxima de 2 unidades do padrão, ou seja, 0.02 bar;

ii) manómetro da classe 0.5 com menor divisão igual a 1 bar e alcance 100 bar. 1/20 da menor divisão = 0.05 bar, neste caso é suficiente garantir a variação máxima de 5 unidades menos significativas do padrão;

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 5/11
------------------	-----------------	-------------------------	-----------------

CEM.PC0107.04

iii) manómetro da classe 1 com menor divisão igual a 5 bar e alcance 150 bar. 1/20 da menor divisão = 0.25 bar, neste caso é suficiente garantir a estabilidade da casa do décimo de bar do padrão.

- e) *No último patamar do ensaio descrito anteriormente, manter a pressão constante durante 5 minutos. A seguir, ultrapassar ligeiramente (máximo de 5 %) o referido patamar, esperar que estabilize, e iniciar um ciclo de pressão decrescente, estabilizando-a nos mesmos patamares do ciclo anterior (tendo em consideração os requisitos apontados em d)) e registando os valores lidos. Retirar completamente a pressão do sistema no final deste ciclo;*
- f) *Repetir 2 vezes o procedimento descrito em d) e e).*

4.7 - Determinação dos erros e da incerteza

- a. *Para cada patamar de ensaio, sentidos ascendente e descendente, calcular*
- Os valores médios dos valores lidos e os erros de medição;*
 - Os desvios padrão experimentais das amostras e o desvio padrão experimental da média, obtido a partir do maior desvio padrão experimental;*
- b. *Determinar a incerteza expandida do ensaio para um intervalo de confiança de 95% de acordo com (2) e [4].*

4.8 - Certificado de ensaio

Preencher o certificado de ensaio de acordo com (3) referindo:

- A identificação e a localização do instrumento a calibrar;*
- A identificação do padrão utilizado;*
- A temperatura e a humidade relativa ambientais;*
- Os valores que compõem o quadro de resultados (valores de referência e valores médios registados pelo equipamento a calibrar (ciclos crescente e decrescente));*
- O erro de histerese;*
- A incerteza expandida da medição para um intervalo de confiança de 95%, de acordo com (2) e [4];*

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 6/11
------------------	-----------------	-------------------------	-----------------

CEM.PC0107.04

5 - GRANDEZAS DE INFLUÊNCIA

5.1 – Histerese

De notar que o erro de histerese dos manômetros não deve exceder o valor absoluto do limite de erro admissível à temperatura de referência 20°C.

Por exemplo, um manómetro com valor máximo de escala de 10 bar e classe de exactidão 1, tem um erro de histerese máximo admissível de 1% (Anexo I – Quadro 3). Assim sendo, a diferença entre as leituras à pressão crescente e decrescente não deve exceder 0,1 bar (1% de 10 bar).

5.2 – Efeito de Temperatura

Segundo [1], a temperatura ambiente é uma grandeza de influência a considerar na calibração de manómetros e no cálculo da incerteza de calibração. A variação da leitura do equipamento a calibrar causada pelos efeitos da temperatura não deverá exceder os valores, em percentagem, dados pela fórmula:

$$\pm 0.04 \times (t_2 - t_1) \% \text{ da amplitude de medição}$$

onde:

- t_1 é a temperatura de referência (20 °C);
- t_2 é a temperatura ambiente.

6 – INCERTEZA DE MEDIÇÃO EXPANDIDA

6.1 – Equação que formula a medição

$$p_X = p_S + \delta p_S + \delta p_{S,A} + \delta p_{S,D} + \delta p_{S,E} + \delta p_{S,MDif} + \delta p_{S,R} + \delta p_X + \delta p_{X,R} + \delta p_{X,0} + \delta p_h$$

em que

p_X	Indicação do instrumento a calibrar
p_S	Valor absoluto do padrão
δp_S	Incerteza do padrão
$\delta p_{S,A}$	Erro do padrão
$\delta p_{S,D}$	Deriva entre calibrações
$\delta p_{S,E}$	Estabilização da unidade de leitura
$\delta p_{S,MDif}$	Máxima variação do patamar
$\delta p_{S,R}$	Resolução do padrão
δp_X	Repetibilidade instrumental
$\delta p_{X,R}$	Resolução do equipamento a calibrar
$\delta p_{X,0}$	Erro do zero
δp_h	Erro de histerese

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 7/11
------------------	-----------------	-------------------------	-----------------

CEM.PC0107.04

6.2 – Caracterização das fontes de incerteza

Fonte de Inc.	Forma de avaliação	Tipo	Distribuição	ν_i	C_i
$\hat{\delta}p_S$	Inc. CC	B	Normal	50	1
$\hat{\delta}p_{S,A}$	Estimativa	B	Rectangular	50	1
$\hat{\delta}p_{S,D}$	Estimativa	B	Triangular	50	1
$\hat{\delta}p_{S,E}$	Estimativa	B	Rectangular	50	1
$\hat{\delta}p_{S,MDif}$	Medição	B	Rectangular	50	2
$\hat{\delta}p_{S,R}$	Estimativa	B	Rectangular	500.000	1
$\hat{\delta}p_X$	s	A	Normal	2	-1
$\hat{\delta}p_{X,R}$	Estimativa	B	Rectangular	500.000	-1
$\hat{\delta}p_{X,0}$	Medição	B	Rectangular	50	-1
$\hat{\delta}p_h$	Medição	B	Rectangular	50	-1

ν_i = número de graus de liberdade; C_i = coeficiente de sensibilidade; Inc. = incerteza; CC = certificado de calibração; s = desvio padrão experimental

7 - DOCUMENTOS DE REFERÊNCIA

- [1] NP EN 837-1: “Manómetros – Manómetros de tubo de Bourdon. Parte 1: Dimensões, Metrologia, requisitos e métodos de ensaio”, 2004.
- [2] “Guia para a Expressão da Incerteza de Medição nos Laboratórios de Calibração” - Instituto Português da Qualidade, 2005.
- [3] VIM - “Vocabulário Internacional de Metrologia”, Instituto Português da Qualidade, 2008.
- [4] “Expression of the Uncertainty of Measurement in Calibration” – European co-operation for Accreditation EA-4/02, 1999.

8 - DOCUMENTOS ASSOCIADOS

- (1) Folha de Registo de Ensaio CEM.FRE0107.03
- (2) Procedimento de cálculo de incertezas CEM.FC0107.03
- (3) Ficheiro Informático CEM.FI0107.14
- (4) Instruções de Funcionamento CPC 8000-X CEM-GQ-01.02_04
- (5) Instruções de Funcionamento JOFRA DPC-500

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 8/11
------------------	-----------------	-------------------------	-----------------

CEM.PC0107.04

ANEXO 1

Classes de exactidão (NP EN 837-1)

Quadro 1 – Número das mais pequenas divisões

Escala (bar)	Dimensão nominal (mm)	Número mínimo de divisões						
		Classe de exactidão						
		0.1	0.25	0.6	1	1.6	2.5	4
0 a 100	40					20	20	20
	50					20	20	20
	63				20	20	20	20
	80				50	50	50	50
	100			100	50	50		
	150 e 160		200	100	50	50		
0 a 160	250	500	200	100	50	50		
	40					32	32	32
	50					32	32	32
	63				32	32	32	32
	80				32	32	32	32
	100			80	32	32		
0 a 250	150 e 160		160	80	32	32		
	250	320	320	80	32	32		
	40					25	25	25
	50					25	25	25
	63				25	25	25	25
	80				50	50	50	50
0 a 400	100			125	50	50		
	150 e 160		125	125	50	50		
	250	500	250	125	50	50		
	40					20	20	20
	50					20	20	20
	63				20	20	20	20
0 a 600	80			80	40	40	40	40
	100			80	40	40		
	150 e 160		200	80	40	40		
	250	400	200	80	40	40		
	40					30	30	30
	50					30	30	30
0 a 600	63				30	30	30	30
	80				60	60	60	60
	100			120	60	60		
	150 e 160		120	120	60	60		
	250	300	300	120	60	60		

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 9/11
------------------	-----------------	-------------------------	-----------------

CEM.PC0107.04

Procedimento de calibração de manómetros

Quadro 2 – Dimensões relacionadas com a classe de exactidão

Dimensão nominal (mm)	Classe de exactidão						
	0.1	0.25	0.6	1	1.6	2.5	4
40 e 50					X	X	X
63				X	X	X	X
80				X	X	X	X
100			X	X	X	X	
150 e 160		X	X	X	X		
250	X	X	X	X	X		

Quadro 3 – Erros máximos admissíveis

Classe de exactidão	Erros máximos admissíveis (% da amplitude de medição)
0.1	± 0.1
0.25	± 0.25
0.6	± 0.6
1	± 1
1.6	± 1.6
2.5	± 2.5
4	± 4 %

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 10/11
------------------	-----------------	-------------------------	------------------

CEM.PC0107.04

ANEXO 2

Capacidade do CEM para calibrar manómetros

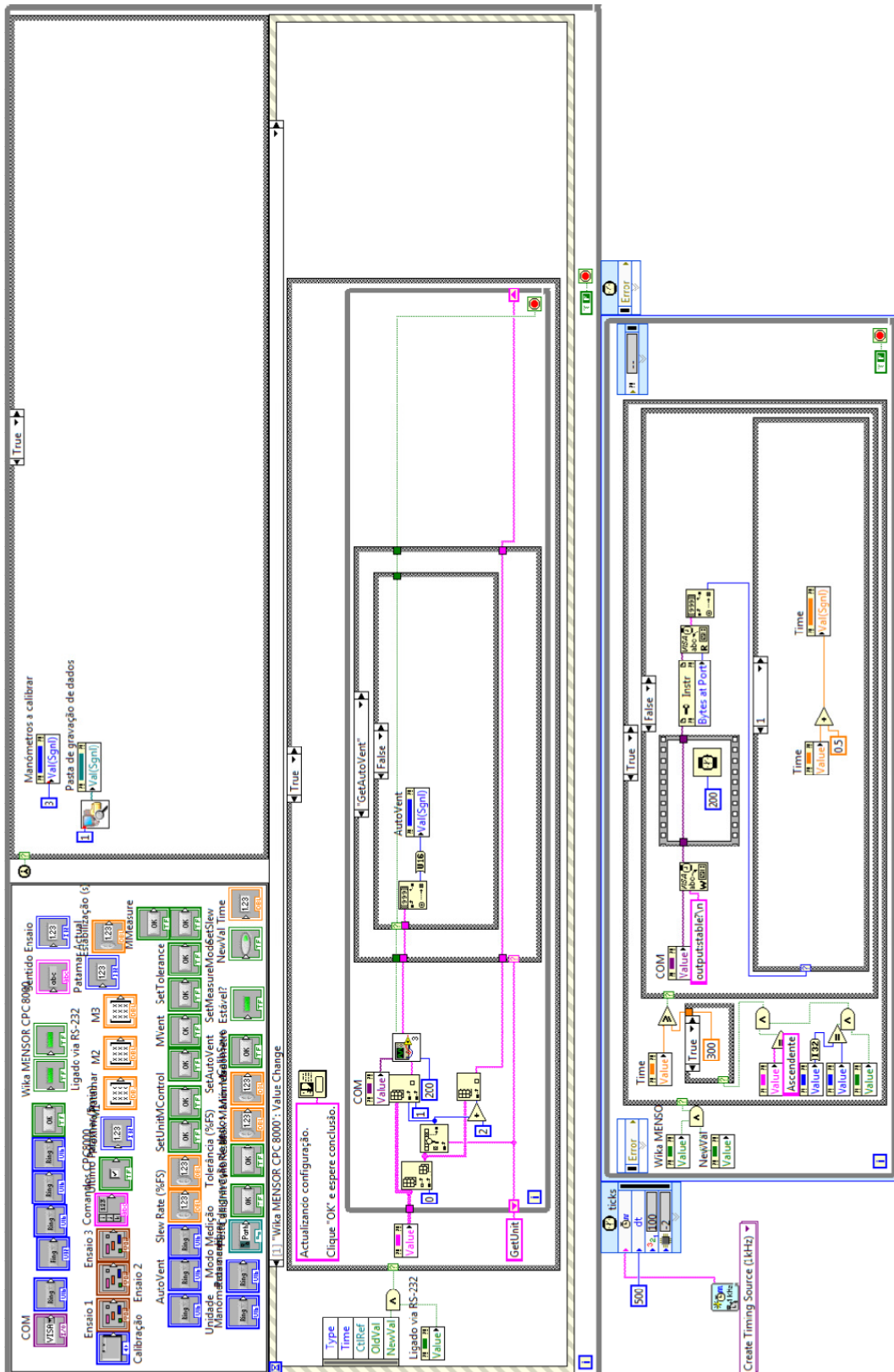
Quadro 4 – Lista de manómetros que o CEM pode calibrar

Classe de exactidão	Valor nominal mínimo (bar)
0.1	0 - 10
	0 - 16
	0 - 25
	0 - 40
0.25	0 - 4
	0 - 6
	0 - 10
	0 - 16
0.6	0 - 25
	0 - 40
	0 - 1.6
	0 - 2.5
1	0 - 4
	0 - 6
	0 - 10
	0 - 16
1.6, 2.5 e 4	0 - 25
	0 - 40
	0 - 0.6
	0 - 1
	0 - 1.6
	0 - 2.5
	0 - 4
	0 - 6
	0 - 10
	0 - 16
	0 - 25
	0 - 40

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 11/11
------------------	-----------------	-------------------------	------------------

CEM.PC0107.04

Anexo I – Instrumento Virtual para Calibração de Manómetros



Anexo J – Procedimento de Calibração do Gerador de Humidade



Laboratório Regional de Engenharia Civil

Centro de Metrologia

PROCEDIMENTO DE CALIBRAÇÃO

Nº 07.15

GERADOR DE HUMIDADE DE DUAS PRESSÕES

Versão 2 – 12-03-27

ÍNDICE

1 – INTRODUÇÃO..... 3

2 – PRINCÍPIO DE MEDIÇÃO..... 3

3 – MÉTODO DE CALIBRAÇÃO 3

4 – PROCEDIMENTO DE CALIBRAÇÃO..... 4

4.1 – Introdução 4

4.2 – Capacidade do CEM para calibrar um gerador de humidade de duas pressões... 4

4.3 – Preparação da calibração 4

4.3.1 – Preparação da calibração em temperatura..... 4

4.3.2 – Preparação da calibração em pressão 5

4.4 – Avaliação prévia da indicação dos padrões 5

4.5 – Procedimento de calibração 5

4.5.1 – Procedimento de calibração em temperatura 5

4.5.2 – Procedimento de calibração em pressão 7

4.6 – Determinação das curvas de calibração 8

4.7 – Certificado de calibração 8

5 - Incerteza de medição expandida 9

5.1 – Equação que formula a medição 9

5.2 – Caracterização das fontes de incerteza 10

6 – DOCUMENTOS DE REFERÊNCIA 11

ANEXO I..... 12

PREPARAÇÃO DE CALIBRAÇÃO EM TEMPERATURA (DETALHADO)..... 12

ANEXO II 18

PREPARAÇÃO DE CALIBRAÇÃO EM PRESSÃO (DETALHADO) 18

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 2/19
------------------	-----------------	-------------------------	-----------------

CEM.PC0715.02

1 – INTRODUÇÃO

Para realizar a calibração da temperatura em geradores de humidade de duas pressões, o CEM possui os seguintes equipamentos padrão, que se encontram rastreados a padrões primários da grandeza temperatura,

- Termómetros de resistência de platina (*PRT25*);
- Ponte de medição dedicada (*Isotech F300 MKII*).

Para realizar a calibração da pressão em geradores de humidade de duas pressões, o CEM possui um controlador de pressão (*Wika MENSOR CPC 8000-X*) que se encontra rastreado a padrões primários da grandeza pressão.

2 – PRINCÍPIO DE MEDIÇÃO

A medição da temperatura é realizada recorrendo ao aquecimento ou arrefecimento de banhos termo regulados, os quais são utilizados como meio de transferência de calor para os termómetros de resistência de platina de referência e do equipamento a calibrar.

A medição da pressão é realizada através da comparação do valor de pressão gerado pelo equipamento padrão com aquele indicado pelos transdutores de pressão do equipamento a calibrar.

3 – MÉTODO DE CALIBRAÇÃO

Para a calibração em temperatura, o método de calibração é baseado na obtenção de temperaturas de referência geradas pelos banhos termo regulados e, simultaneamente, na medição da resistência eléctrica de termómetros de resistência de platina considerados padrões de referência. São tomadas como referências auxiliares, os valores convencionais de resistências padrão.

Para a calibração em pressão, o método de calibração é baseado no controlo e medição de patamares estáveis de pressão absoluta pelo equipamento de referência, sendo que o fornecimento de pressão ao gerador é realizado por um reservatório externo com azoto pressurizado.

Após obtenção dos valores de referência e as respectivas contagens dos conversores analógico-digital (A/D) presentes no gerador de humidade, é possível definir e programar as curvas de calibração (temperatura e pressão) associadas a cada um dos termómetros de resistência de platina e transdutores de pressão existentes no gerador de humidade.

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 3/19
------------------	-----------------	-------------------------	-----------------

CEM.PC0715.02

4 – PROCEDIMENTO DE CALIBRAÇÃO

4.1 – Introdução

É apresentado, de seguida, um procedimento de calibração de geradores de humidade de duas pressões.

A gama de medição de temperatura situa-se entre os 0 °C e 70 °C, enquanto no caso da pressão a gama de medição encontra-se entre a pressão atmosférica e a pressão absoluta de 150 psia¹ (10,3421 bar ou 1.034,21359 kPa).

Considerando que os termómetros de resistência de platina e os transdutores de pressão do gerador de humidade se encontram ligados ao processador interno deste, pretende-se com este procedimento calibrar a cadeia de medição em causa.

4.2 – Capacidade do CEM para calibrar um gerador de humidade de duas pressões

Quando solicitado para calibrar um gerador de humidade nas gamas referidas anteriormente, o CEM avaliará a sua capacidade para efectuar a operação tendo em conta a exactidão e incerteza dos padrões de temperatura e pressão, assim como as características metrológicas aplicáveis aos banhos termo regulados.

4.3 – Preparação da calibração

4.3.1 – Preparação da calibração em temperatura

Após verificar que o gerador de humidade e o compressor se encontram desligados, proceder à remoção dos painéis e materiais de isolamento térmico de modo a aceder à localização dos vários termómetros de resistência de platina do gerador de humidade. De notar que será necessário realizar a drenagem do líquido de transferência de calor do gerador. De seguida, remover os termómetros referidos anteriormente e libertar os respectivos cabos de extensão. Este procedimento encontra-se descrito detalhadamente no Anexo I.

Seleccionar a resistência padrão a utilizar com a ponte de medida do equipamento de referência e estabelecer as ligações necessárias.

Garantir que os equipamentos de medição são ligados, pelo menos, 1 hora antes da realização da calibração.

Proceder à ligação e teste do *software* para aquisição de dados, se aplicável.

¹ Nota: 1 psia = 0,0689475729 bar = 6,89475729 kPa

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 4/19
------------------	-----------------	-------------------------	-----------------

4.3.2 – Preparação da calibração em pressão

Para este caso, uma vez que o equipamento já se encontra aberto, remover os transdutores de baixa e alta pressão. No Anexo II é possível observar o procedimento detalhado desta operação.

Garantir que os equipamentos de medição são ligados, pelo menos, 1 hora antes da realização da calibração.

Proceder à ligação e teste do *software* para aquisição de dados, se aplicável.

Para além disto, garantir a compatibilidade entre as roscas do equipamento padrão e dos transdutores de pressão, utilizando adaptadores adequados sempre que necessário.

Comprovar a estanqueidade do sistema aplicando uma pressão igual ao alcance nominal máximo e verificar se existem perdas.

4.4 – Avaliação prévia da indicação dos padrões

Observar se as indicações obtidas com os equipamentos padrão correspondem à temperatura e pressão à qual se encontram (temperatura ambiente e pressão atmosférica).

4.5 – Procedimento de calibração

4.5.1 – Procedimento de calibração em temperatura

O ensaio consiste na obtenção das contagens analógico-digital (A/D) dos termómetros a calibrar, para cada uma das temperaturas de referência seleccionadas e programadas num banho termo regulado e na determinação das respectivas temperaturas obtidas com o termómetro de resistência de platina de referência.

O procedimento de calibração segue os seguintes passos:

- a) *Introduzir os termómetros a calibrar e o termómetro padrão no bloco equalizado (se aplicável) de um banho termo regulado, a igual profundidade (superior a 80 mm);*
- b) *Ligar gerador de humidade e esperar que o sistema inicialize;*
- c) *De modo a seleccionar as sondas a calibrar, aceder ao menu de selecção através das seguintes opções: [EDIT/CAL] ⇒ [CAL] ⇒ [TEMP CAL];*
- d) *Seleccionar as 4 sondas utilizando a opção [MARK/CLR], e circular pelas sondas utilizando a opção [▼] e de seguida premir [OK];*
- e) *Seleccionar cinco pontos de calibração (0 °C, 20 °C, 35 °C, 50 °C e 70°C);*

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 5/19
------------------	-----------------	-------------------------	-----------------

CEM.PC0715.02

Procedimento de calibração do gerador de humidade de duas pressões

- f) Programar a corrente da ponte de leitura para 1 mA, e no caso de se utilizar um equipamento diferente para a realização da leitura dos termómetros de platina de referência, seleccionar o modo de aquisição e a escala adequados;
- g) Programar a temperatura do banho para 0 °C e aguardar que este atinja um estado estacionário;
- h) Verificar estado estacionário da temperatura do banho termo regulado:
 - h1) Geralmente, através da diferença entre o máximo e mínimo das temperaturas medidas com o termómetro padrão num intervalo de tempo equivalente ao necessário para a execução de um ciclo completo de leituras, exposto em i), devendo esta ser igual ou inferior a 0,008 °C;
 - h2) No caso de se usar dois termómetros de resistência de platina (PRT100) como padrão, através da diferença entre os valores médios das temperaturas medidas com os termómetros padrão num intervalo de tempo equivalente ao necessário para a execução de um ciclo completo de leituras, exposto em i), devendo esta ser igual ou inferior a 0,01 °C (até 70 °C);
- i) Anotar valores medidos em resistência, rácio ou temperatura para o termómetro padrão com a seguinte sequência P-S-P-S-P-S-P-S-P-S, onde P corresponde ao padrão e S corresponde ao valor da sonda a ser calibrada;
- j) Seleccionar a opção **[LOW TEMP]**;
- k) Introduzir o valor observado no padrão;
- l) Pressionar botão **[ENTER]** quando se voltar a verificar o valor introduzido em k). Isto permitirá reduzir significativamente o valor do residuo associado à calibração;
- m) Colocar os termómetros noutra banho termo regulado, se assim for necessário, e programar, por ordem crescente, as restantes temperaturas discriminadas em e) e repetir o procedimento descrito de h) a l).
 - m1) De notar que nas temperaturas de 35 °C e 70 °C, as opções a seleccionar em j) são **[MID TEMP]** e **[HIGH TEMP]** respectivamente.

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 6/19
------------------	-----------------	-------------------------	-----------------

CEM.PC0715.02

Procedimento de calibração do gerador de humidade de duas pressões

- m2) Nos restantes patamares de temperatura, são apenas retirados os valores do termómetro padrão e as contagens A/D do gerador, sem ser necessário introduzir estes valores no equipamento. Estes patamares de temperatura servirão para um melhor ajuste da curva de calibração;
- n) Após a realização de todos os patamares definidos em e), pressionar o botão **[CALC COEF]**, apontar os valores obtidos para todos os termómetros de resistência de platina do gerador e de seguida carregar no botão **[SAVE QUIT]**, sendo que de seguida o gerador irá reiniciar automaticamente;
- o) Esperar pela inicialização do sistema e de seguida desligá-lo e esperar que temperatura do banho baixe para uma temperatura próxima à temperatura ambiente, permitindo assim retirar os termómetros.

4.5.2 – Procedimento de calibração em pressão

O ensaio consiste na geração e controlo de patamares estáveis de pressão absoluta aplicados aos transdutores de pressão a calibrar mediante o recurso a um controlador de pressão (padrão) e um reservatório de azoto pressurizado.

O procedimento de calibração segue as seguintes etapas:

- a) Definir para o transdutor de baixa pressão os seguintes patamares de ensaio em pressão absoluta (psia²): pressão atmosférica, 20 psia, 30 psia, 40 psia e 50 psia;
- b) Para o transdutor de alta pressão, definir os seguintes patamares de ensaio em pressão absoluta: 50 psia, 75 psia, 100 psia, 125 psia e 150 psia;
- c) Ligar o gerador de humidade e esperar que este inicialize;
- d) De modo a seleccionar o transdutor de pressão a calibrar, aceder ao menu de selecção através das opções **[EDIT/CAL] ⇒ [CAL] ⇒ [PRES CAL]**;
- e) Seleccionar, primeiro, o transdutor de baixa pressão utilizando a opção **[MARK/CLR]**, e circular pelos transdutores utilizando a opção **[▼]**, premindo de seguida o botão **[OK]**. Seleccionar o transdutor de alta pressão após a conclusão da calibração do transdutor de baixa pressão;
- f) Após atingido um patamar estável de pressão ($\pm 0,001$ psia) no equipamento de referência em torno do menor valor dos patamares a realizar (pressão atmosférica ou 50 psia), seleccionar a opção **[LOW PRES]** e introduzir o valor da pressão absoluta de referência;

² Pound-force per square inch absolute (psia), unidade intrínseca do gerador de humidade

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 7/19
------------------	-----------------	-------------------------	-----------------

CEM.PC0715.02

- g) Pressionar o botão **[ENTER]** quando o valor observado no padrão for aquele introduzido em f);
- h) Repetir f) e g) para os restantes patamares;
- h1) De notar que para o transdutor de baixa pressão, à pressão de 30 psia deverá ser seleccionado em f) o botão **[MID PRES]**, enquanto o botão **[HIGH PRES]** será utilizado para a pressão absoluta de 50psia;
- h2) Por sua vez, para o transdutor de alta pressão, seleccionar o botão **[MID PRES]** à pressão de 100 psia e o botão **[HIGH PRES]** à pressão de 150 psia;
- h3) Nos restantes patamares de pressão, são apenas retirados os valores do controlador de pressão e as contagens A/D do gerador, sem ser necessário introduzir estes valores no equipamento;
- i) Após realização de todos os patamares definidos em a) ou b), pressionar o botão **[CALC COEF]**, apontar os valores obtidos para o transdutor de pressão respectivo e de seguida carregar no botão **[SAVE QUIT]**, sendo que de seguida o gerador irá reiniciar automaticamente;

4.6 – Determinação das curvas de calibração

De acordo com a informação presente em [1], cada termómetro de resistência e transdutor de pressão é caracterizado por uma curva de calibração dada pela seguinte expressão:

$$y = \text{lin } x^2 + \text{span } x + \text{zero}$$

Onde y representa a grandeza (temperatura ou pressão), x é a contagem A/D realizada pelo gerador de humidade. Os coeficientes *lin*, *span* e *zero* são determinados através da resolução de um sistema de três equações correspondentes aos valores **LOW**, **MID** e **HIGH** introduzidos aquando da realização da calibração do gerador.

4.7 – Certificado de calibração

Preencher o certificado de calibração referindo:

- A identificação do equipamento a calibrar;
- A identificação do equipamento e padrões de calibração utilizados;
- Os resultados obtidos.

Nota: As equações das curvas de calibração encontram-se no ficheiro informático CEM.FI0715.01, relativo à calibração em questão.

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 8/19
-----------	----------	------------------	----------

CEM.PC0715.02

5 - INCERTEZA DE MEDIÇÃO EXPANDIDA

5.1 – Equação que formula a medição

$$\%RH = \frac{f_w(P_s, T_s)}{f_w(P_c, T_c)} \times \frac{e_w(T_s)}{e_w(T_c)} \times \frac{P_c}{P_s} \times 100$$

Onde,

$$f_w(P, T) = \exp \left[\alpha \left(1 - \frac{e_w(T)}{P} \right) + \beta \left(\frac{P}{e_w(T)} - 1 \right) \right]$$

$$e_w(T) = \exp \left\{ \left[\sum_{i=0}^6 C_i \times (T + 273.15)^{i-2} \right] + D \times \ln(T + 273.15) \right\}$$

E onde,

$$\alpha = \sum_{i=0}^3 A_i T^i$$

$$\beta = \exp \left(\sum_{i=0}^3 B_i T^i \right)$$

Sendo as constantes A, B, C e D dadas pelo documento do ITS-90 [7],

$$A = \begin{bmatrix} 3.53624E - 4 \\ 2.9328363F - 5 \\ 2.6168979E - 7 \\ 8.5813609E - 9 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} -1.07588E1 \\ 6.3268134E - 2 \\ -2.5368934E - 4 \\ 6.3405286E - 7 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} -2.8365744E3 \\ -6.028076559E3 \\ 1.954263612E1 \\ -2.737830188E - 2 \\ 1.6261698E - 5 \\ 7.0229056E - 10 \\ -1.8680009E - 13 \end{bmatrix}$$

$$D = 2.7150305$$

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 9/19
------------------	-----------------	-------------------------	-----------------

CEM.PC0715.02

Assim sendo, utilizaram-se os seguintes parâmetros,

P_s	Pressão de Saturação
P_c	Pressão da Câmara
T_s	Temperatura de Saturação
T_c	Temperatura da Câmara
$ew(T)$	Graus Efectivos de Saturação
$f_w(P, T)$	Factor de Melhoramento (Enhancement Factor)

5.2 – Caracterização das fontes de incerteza

<i>Pressão de Saturação</i>						
<i>Fonte de Inc.</i>	<i>Nome</i>	<i>Forma de avaliação</i>	<i>Tipo</i>	<i>Distribuição</i>	ν_i	C_i
δP_{SP}	Incerteza Padrão	Inc. CC Pressão	B	Normal	50	1
$\delta P_{Ps,D}$	Dispersão	Medição	A	Normal	50	1
$\delta P_{Ps,R}$	Resolução	Estimativa	B	Rectangular	50	1
<i>Pressão da Câmara</i>						
δP_{SP}	Incerteza Padrão	Inc. CC Pressão	B	Normal	50	1
$\delta P_{Pc,D}$	Dispersão	Medição	A	Normal	50	1
$\delta T_{Pc,R}$	Resolução	Estimativa	B	Rectangular	50	1
$\delta T_{Pc,H}$	Histerese	Estimativa	B	Rectangular	50	1
<i>Temperatura de Saturação</i>						
δT_{ST}	Incerteza Padrão	Inc. CC Temperatura	B	Normal	50	1
$\delta T_{Ts,D}$	Dispersão	Medição	A	Normal	50	1
$\delta T_{Ts,R}$	Resolução	Estimativa	B	Rectangular	50	1
<i>Temperatura da Câmara</i>						
δT_{ST}	Incerteza Padrão	Inc. CC Pressão	B	Normal	50	1
$\delta T_{Tc,D}$	Dispersão	Medição	A	Normal	50	1
$\delta T_{Tc,R}$	Resolução	Estimativa	B	Rectangular	50	1
$\delta T_{Tc,H}$	Self-Heating	Estimativa	B	Rectangular	50	1

ν_i = número de graus de liberdade; C_i = coeficiente de sensibilidade; Inc. = incerteza; CC = certificado de calibração; s = desvio padrão experimental

Nota: O cálculo da incerteza é realizado através do Método de Monte Carlo implementado directamente numa Macro de EXCEL.

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 10/19
------------------	-----------------	-------------------------	------------------

CEM.PC0715.02

6 – DOCUMENTOS DE REFERÊNCIA

- [1] “Series 2500 Benchtop Two-Pressure Humidity Generator – Operation and Maintenance Manual”, 4th Ed., Thunder Scientific Corporation, Albuquerque, USA, 2003.
- [2] “Uncertainty Analysis of the Thunder Scientific Model 2500 Two-Pressure Humidity Generator”, Rev. A, Thunder Scientific Corporation, Albuquerque, USA, 2006.
- [3] “Chamber Temperature Uncertainty Analysis of the Thunder Scientific Model 2500 Two-Pressure Humidity Generator”, Bob Hardy, Thunder Scientific Corporation, Albuquerque, USA, 1998.
- [4] “Chamber Temperature Uniformity Analysis of the Thunder Scientific Model 2500 Two-Pressure Humidity Generator”, Bob Hardy, Thunder Scientific Corporation, Albuquerque, USA, 1998.
- [5] “Guia para a Expressão da Incerteza de Medição nos Laboratórios de Calibração” - Instituto Português da Qualidade, [2005](#).
- [6] “Expression of the Uncertainty of Measurement in Calibration” – European co-operation for Accreditation EA-4/02, 1999.
- [7] “ITS-90 Formulations for Vapor Pressure, Frostpoint Temperature, Dewpoint Temperature, and Enhancement Factors in the Range -100 to +100 °C”, Bob Hardy, Thunder Scientific Corporation, Albuquerque, USA, 1998

Elaborado	Aprovado	Data 12/03/02	Pág 11/19
------------------	-----------------	-------------------------	------------------

CEM.PC0715.02

Anexo L – Método de Monte Carlo para Gerador de Humidade em Excel

Sub MCM()

```
nPat = Sheets("Sheet3").Range("d5").value
```

```
If nPat > 0 & nPat < 6 Then
```

```
  Dim A(1 To 4), B(1 To 4), C(1 To 7), D As Double
```

```
  A(1) = 0.000353624
```

```
  A(2) = 0.000029328363
```

```
  A(3) = 0.00000026168979
```

```
  A(4) = 8.5813609E-09
```

```
  B(1) = -10.7588
```

```
  B(2) = 0.063268134
```

```
  B(3) = -0.00025368934
```

```
  B(4) = 0.00000063405286
```

```
  C(1) = -2836.5744
```

```
  C(2) = -6028.076559
```

```
  C(3) = 19.54263612
```

```
  C(4) = -0.02737830188
```

```
  C(5) = 0.000016261698
```

```
  C(6) = 7.0229056E-10
```

```
  C(7) = -1.8680009E-13
```

```
  D = 2.7150305
```

```
  ReDim PS_Means(1 To nPat), PS_Std(1 To nPat) As Double
```

```
  ReDim PC_Means(1 To nPat), PC_Std(1 To nPat) As Double
```

```
  ReDim TS_Means(1 To nPat), TS_Std(1 To nPat) As Double
```

```
  ReDim TC_Means(1 To nPat), TC_Std(1 To nPat) As Double
```

```
  Dim PS, PC, TS, TC, ewTs, ewTc, fwTs, fwTc, tmpTs, tmpTc, aTs, aTc, bTs, bTc, RH_Sum,  
  Mean, Std, tmpStd As Double
```

```
  Dim RH(1 To 1000000#) As Double
```

```
  For i = 1 To nPat
```

```
    Select Case i
```

```
      Case 1
```

```
        PS_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("m12").value
```

```
        PS_Std(i) = Sheets("inc.").Range("m53").value
```

PC_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("m13").value
PC_Std(i) = Sheets("inc.").Range("m47").value

TS_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("m14").value
TS_Std(i) = Sheets("inc.").Range("m64").value

TC_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("m15").value
TC_Std(i) = Sheets("inc.").Range("m57").value

Case 2

PS_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("ad12").value
PS_Std(i) = Sheets("inc.").Range("ab53").value

PC_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("ad13").value
PC_Std(i) = Sheets("inc.").Range("ab47").value

TS_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("ad14").value
TS_Std(i) = Sheets("inc.").Range("ab64").value

TC_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("ad15").value
TC_Std(i) = Sheets("inc.").Range("ab57").value

Case 3

PS_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("au12").value
PS_Std(i) = Sheets("inc.").Range("aq53").value

PC_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("au13").value
PC_Std(i) = Sheets("inc.").Range("aq47").value

TS_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("au14").value
TS_Std(i) = Sheets("inc.").Range("aq64").value

TC_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("au15").value
TC_Std(i) = Sheets("inc.").Range("aq57").value

Case 4

PS_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("bl12").value
PS_Std(i) = Sheets("inc.").Range("bf53").value

PC_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("bl13").value
PC_Std(i) = Sheets("inc.").Range("bf47").value

TS_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("bl14").value
TS_Std(i) = Sheets("inc.").Range("bf64").value

TC_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("bl15").value
TC_Std(i) = Sheets("inc.").Range("bf57").value

Case 5

PS_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("cc12").value

PS_Std(i) = Sheets("inc.").Range("bu53").value

PC_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("cc13").value

PC_Std(i) = Sheets("inc.").Range("bu47").value

TS_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("cc14").value

TS_Std(i) = Sheets("inc.").Range("bu64").value

TC_Means(i) = Sheets("Sheet3").Range("cc15").value

TC_Std(i) = Sheets("inc.").Range("bu57").value

End Select

Next i

For i = 1 To nPat

RH_Sum = 0

For j = 1 To 1000000#

PS = (PS_Means(i) + PS_Std(i) * gauss) * 6894.75729

PC = (PC_Means(i) + PC_Std(i) * gauss) * 6894.75729

TS = TS_Means(i) + TS_Std(i) * gauss

TC = TC_Means(i) + TC_Std(i) * gauss

tmpTs = 0

tmpTc = 0

For k = 1 To 7

tmpTs = tmpTs + (C(k) * ((TS + 273.15) ^ (k - 3)))

tmpTc = tmpTc + (C(k) * ((TC + 273.15) ^ (k - 3)))

Next k

ewTs = Exp(tmpTs + (D * Log(TS + 273.15)))

ewTc = Exp(tmpTc + (D * Log(TC + 273.15)))

aTs = 0

aTc = 0

For k = 1 To 4

aTs = aTs + (A(k) * (TS ^ (k - 1)))

aTc = aTc + (A(k) * (TC ^ (k - 1)))

Next k

bTs = 0

bTc = 0

For k = 1 To 4

bTs = bTs + (B(k) * (TS ^ (k - 1)))

bTc = bTc + (B(k) * (TC ^ (k - 1)))

Next k

```

bTs = Exp(bTs)
bTc = Exp(bTc)

fwTs = Exp((aTs * (1 - (ewTs / PS))) + ((bTs * (PS / ewTs)) - 1))
fwTc = Exp((aTc * (1 - (ewTc / PC))) + ((bTc * (PC / ewTc)) - 1))

RH(j) = (fwTs / fwTc) * (ewTs / ewTc) * (PC / PS) * 100

  RH_Sum = RH_Sum + RH(j)
Next j

Mean = RH_Sum / 1000000#

tmpStd = 0
For j = 1 To 1000000#
  tmpStd = tmpStd + ((RH(j) - Mean) ^ 2)
Next j

Std = Sqr(tmpStd / (1000000# - 1))

Sheets("CC").Range("s" & 60 + i).value = 1.96 * Std
Sheets("CC").Range("b" & 60 + i).value = Mean

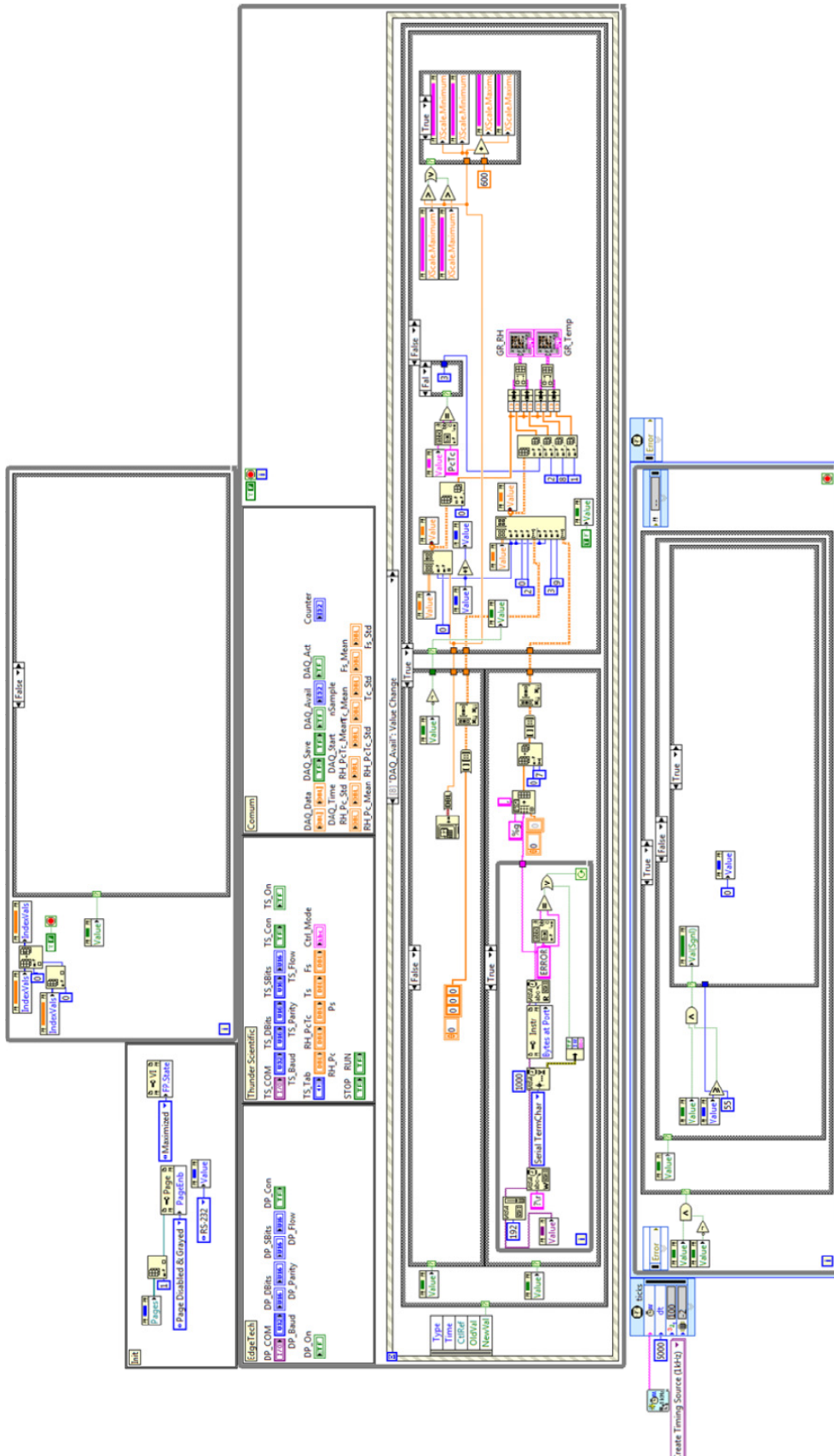
Next i

End If

End Sub

```

Anexo M – Instrumento Virtual para Calibração do Higrómetro de Ponto de Orvalho



Anexo N – Método de Monte Carlo para Higrómetro de Ponto de Orvalho em Excel

Sub MCM()

MCM_Use = Sheets("inc.").Range("n6").value

If MCM_Use = 1 Then

nPat = Sheets("Sheet3").Range("d5").value

Sheets("inc.").Range("b26").value = 2

If nPat > 0 & nPat < 6 Then

Dim A(1 To 4), B(1 To 4), C(1 To 7), D As Double

A(1) = 0.000353624

A(2) = 0.000029328363

A(3) = 0.00000026168979

A(4) = 8.5813609E-09

B(1) = -10.7588

B(2) = 0.063268134

B(3) = -0.00025368934

B(4) = 0.00000063405286

C(1) = -2836.5744

C(2) = -6028.076559

C(3) = 19.54263612

C(4) = -0.02737830188

C(5) = 0.000016261698

C(6) = 7.0229056E-10

C(7) = -1.8680009E-13

D = 2.7150305

ReDim TS_Means(1 To nPat), TS_Std(1 To nPat) As Double

ReDim TC_Means(1 To nPat), TC_Std(1 To nPat) As Double

Dim TS, TC, ewTs, ewTc, RH_Sum, Mean, Std, tmpStd As Double

Dim RH(1 To 1000000#) As Double

For i = 1 To nPat

Select Case i

Case 1

TS_Means(i) = Sheets("inc.").Range("h31").value

```
TS_Std(i) = Sheets("inc.").Range("m57").value
```

```
TC_Means(i) = Sheets("inc.").Range("f31").value
```

```
TC_Std(i) = Sheets("inc.").Range("m50").value
```

```
Case 2
```

```
TS_Means(i) = Sheets("inc.").Range("h32").value
```

```
TS_Std(i) = Sheets("inc.").Range("ab57").value
```

```
TC_Means(i) = Sheets("inc.").Range("f32").value
```

```
TC_Std(i) = Sheets("inc.").Range("ab50").value
```

```
Case 3
```

```
TS_Means(i) = Sheets("inc.").Range("h33").value
```

```
TS_Std(i) = Sheets("inc.").Range("aq57").value
```

```
TC_Means(i) = Sheets("inc.").Range("f33").value
```

```
TC_Std(i) = Sheets("inc.").Range("aq50").value
```

```
Case 4
```

```
TS_Means(i) = Sheets("inc.").Range("h34").value
```

```
TS_Std(i) = Sheets("inc.").Range("bf57").value
```

```
TC_Means(i) = Sheets("inc.").Range("f34").value
```

```
TC_Std(i) = Sheets("inc.").Range("bf50").value
```

```
Case 5
```

```
TS_Means(i) = Sheets("inc.").Range("h35").value
```

```
TS_Std(i) = Sheets("inc.").Range("bu57").value
```

```
TC_Means(i) = Sheets("inc.").Range("f35").value
```

```
TC_Std(i) = Sheets("inc.").Range("bu50").value
```

```
End Select
```

```
Next i
```

```
For i = 1 To nPat
```

```
  RH_Sum = 0
```

```
  For j = 1 To 1000000#
```

```
    TS = TS_Means(i) + TS_Std(i) * gauss
```

```
    TC = TC_Means(i) + TC_Std(i) * gauss
```

```
    tmpTs = 0
```

```
    tmpTc = 0
```

```
    For k = 1 To 7
```

```
      tmpTs = tmpTs + (C(k) * ((TS + 273.15) ^ (k - 3)))
```

```
      tmpTc = tmpTc + (C(k) * ((TC + 273.15) ^ (k - 3)))
```

```
    Next k
```

```

ewTs = Exp(tmpTs + (D * Log(TS + 273.15)))
ewTc = Exp(tmpTc + (D * Log(TC + 273.15)))

RH(j) = (ewTc / ewTs) * 100

RH_Sum = RH_Sum + RH(j)
Next j

Mean = RH_Sum / 1000000#

tmpStd = 0
For j = 1 To 1000000#
    tmpStd = tmpStd + ((RH(j) - Mean) ^ 2)
Next j

Std = Sqr(tmpStd / (1000000# - 1))

Sheets("CC").Range("d" & 47 + i).value = Mean

Sheets("CC").Range("r" & 56 + i).value = 1.96 * Std
Sheets("CC").Range("t" & 56 + i).value = 2

Next i

End If
Else
Sheets("inc.").Range("b26").value = 3

Sheets("CC").Range("r57").value = Sheets("inc.").Range("n42").value
Sheets("CC").Range("t57").value = Sheets("inc.").Range("n40").value

Sheets("CC").Range("r58").value = Sheets("inc.").Range("ac42").value
Sheets("CC").Range("t58").value = Sheets("inc.").Range("ac40").value

Sheets("CC").Range("e59").value = Sheets("inc.").Range("ar42").value
Sheets("CC").Range("t59").value = Sheets("inc.").Range("ar40").value

Sheets("CC").Range("r60").value = Sheets("inc.").Range("bg42").value
Sheets("CC").Range("t60").value = Sheets("inc.").Range("bg40").value

Sheets("CC").Range("r61").value = Sheets("inc.").Range("bv42").value
Sheets("CC").Range("t61").value = Sheets("inc.").Range("bv40").value
End If

End Sub

```