

APLICAÇÃO DO MÉTODO DE MONTE CARLO EM SIMULAÇÕES HIGROTÉRMICAS DE EDIFÍCIOS

PEDRO DUARTE PEREIRA CARVALHIDO RIBEIRO DA FONTE

Dissertação submetida para satisfação parcial dos requisitos do grau de
MESTRE EM ENGENHARIA CIVIL — ESPECIALIZAÇÃO EM CONSTRUÇÕES CIVIS

Orientador: Professor Doutor Nuno Manuel Monteiro Ramos

Co-Orientador: Professora Doutora Maria de Lurdes de Oliveira
Simões

FEVEREIRO DE 2011

MESTRADO INTEGRADO EM ENGENHARIA CIVIL 20010/2011

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL

Tel. +351-22-508 1901

Fax +351-22-508 1446

✉ miec@fe.up.pt

Editado por

FACULDADE DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE DO PORTO

Rua Dr. Roberto Frias

4200-465 PORTO

Portugal

Tel. +351-22-508 1400

Fax +351-22-508 1440

✉ feup@fe.up.pt

🌐 <http://www.fe.up.pt>

Reproduções parciais deste documento serão autorizadas na condição que seja mencionado o Autor e feita referência a *Mestrado Integrado em Engenharia Civil - 2009/2010 - Departamento de Engenharia Civil, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto, Portugal, 2011.*

As opiniões e informações incluídas neste documento representam unicamente o ponto de vista do respectivo Autor, não podendo o Editor aceitar qualquer responsabilidade legal ou outra em relação a erros ou omissões que possam existir.

Este documento foi produzido a partir de versão electrónica fornecida pelo respectivo Autor.

Aos meus Pais, à minha irmã, avó e a todos os meus amigos pelo apoio incondicional.

Um bom mestre tem sempre esta preocupação: ensinar o aluno a desenvencilhar-se sozinho.

André Gide

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao Professor Doutor Nuno Manuel Monteiro Ramos, meu orientador de tese de mestrado integrado, pela disponibilidade e paciência, apoio, orientação. Obrigado pelo tema proposto, pelo tempo disponibilizado na correcção da tese, que nem sempre foi pacífica.

Obrigado à Professora Doutora Maria de Lurdes de Oliveira Simões, minha co-orientadora da área de Estatística, por toda a ajuda, apoio e disponibilidade que sempre demonstrou aquando da escolha do algoritmo de geração de números aleatórios, assim como na compreensão dos resultados obtidos e na leitura atenta dos textos.

Aos meus amigos, Edgar, Ana Catarina, Catarina, Diana, Alvim, Hélder, Inês, Sara, Cristina, Filipa, Brize, Núria, Ricardo, Guida, Ana Filipa, Nuno, Fernando, Carla, Tininha, Silvano, Daniel, Rui, Sofia e Teresa por todo o apoio e carinho e pelas palavras de incentivo que deram e continuam a dar.

Agradeço aos meus pais, irmã e avó, pelo apoio incondicional que me têm dado ao longo do curso. Foram sem dúvida uma ajuda muito grande neste percurso.

Muito Obrigado a todos pelo vosso apoio e compreensão!

RESUMO

O trabalho desenvolvido nesta dissertação tem como principal objectivo a aplicação do Método de Monte Carlo ao cálculo higrotérmico em regimes dinâmico. Pretende-se, também, compreender qual o comportamento das temperaturas interiores, ou seja, qual a distribuição que as temperaturas seguem se a ventilação natural seguir uma distribuição normal.

A simulação numérica de valores aleatórios de ventilação natural foi efectuada através do programa *EnergyPlus* versão 5.0. Recorreu-se também ao programa *Microsoft Excel* com o objectivo de organizar e analisar gráfica e estatisticamente os resultados obtidos nas simulações higrotérmicas.

Os valores de ventilação natural foram obtidos aleatoriamente, determinados a partir do conceito do Método de Monte Carlo. Este método é usado em processos estocásticos e a meteorologia é um processo muito aleatório porque apesar de existirem previsões, estas podem mudar passado pouco tempo. Para gerar essa amostra de valores foi usada uma fórmula geradora de números aleatórios, o método congruencial multiplicativo.

Depois da amostra gerada através do método congruencial multiplicativo, que representa a ventilação natural segundo uma distribuição estatística definida, os valores da amostra foram introduzidos no programa *EnergyPlus* a fim de simular os diferentes valores de ventilação. Nestas simulações também foi considerado a variação do número de ocupantes.

Os resultados obtidos nas simulações realizadas pelo programa de simulação higrotérmica foram analisados estatisticamente. Os resultados foram tratados segundo uma análise descritiva e por inferência estatística. A análise efectuada permitiu concluir que existe uma maior variação das temperaturas interiores no mês de Janeiro em comparação com o mês de Maio. Verificou-se também que é necessário uma maior variação da ventilação natural e do número de ocupantes para que a amplitude dos intervalos de confiança seja maior.

Este estudo permitiu, ainda, perceber que a ventilação natural e a flutuação do número de ocupantes têm influência no comportamento das temperaturas interiores do edifício escolar analisado.

PALAVRAS-CHAVE: Simulação higrotérmica, *EnergyPlus*, Método de Monte Carlo, Análise Estatística, Ventilação Natural.

ABSTRACT

The work developed in this dissertation has as main objective the application of the Monte Carlo method in situations involving dynamic systems. The aim is also to understand what the behavior of indoor temperature is, i.e., what statistical distribution the temperatures takes if natural ventilation follows a normal path.

The numerical simulation of random values for natural ventilation was carried out by the *EnergyPlus* version 5.0. It also appealed to the *Microsoft Excel* program in order to organize and analyze the statistical and graphical simulation hygrothermal results.

The values of natural ventilation were randomly determined based on the concept of Monte Carlo Method. This method is used in stochastic processes and weather forecast is a very random process as forecasts may change shortly thereafter. To create sample values a formula was used for generating random numbers, the multiplicative congruent method.

After a sample generated by the multiplicative congruent method, representing the natural ventilation according to a statistical distribution defined, values were introduced in the *EnergyPlus* program to simulate the different levels of ventilation. In these simulations was also taken into account the number of occupants alternation.

The results taken in the simulation performed by the hygrothermal simulation program were analysed statistically and were treated according to a descriptive analysis and by statistical inference. The analysis concluded that there is a greater variation of indoor temperatures in January when compared with the month of May. It might be concluded that also requires a greater variation of natural ventilation and the number of occupants that the amplitude of the confidence intervals were larger.

This study enable us to understand that natural ventilation and the variation in the number of occupants have a high influence on the indoor temperature behavior of the school building analyzed.

KEY WORDS: hygrothermal simulation, *EnergyPlus*, Monte Carlo Method, Statistical Analysis, Natural Ventilation.

ÍNDICE GERAL

AGRADECIMENTOS	i
RESUMO	iii
ABSTRACT	v
1. INTRODUÇÃO	1
1.1. ENQUADRAMENTO GERAL	1
1.2. OBJECTIVOS	2
1.2. DIVISÃO E ORGANIZAÇÃO DO TEXTO	2
2. MÉTODO DE MONTE CARLO	3
2.1. INTRODUÇÃO	3
2.2. PRINCÍPIO DO MÉTODO DE MONTE CARLO	4
2.3. AMOSTRAGEM	7
2.3.1. HIPERCUBO LATINO	8
2.3.2. MODELO UNIFORME	13
2.3.3. AMOSTRAGEM SEQUENCIAL	14
2.3.4. OUTROS PROCESSOS DE AMOSTRAGEM DE NÚMEROS PSEUDO-ALEATÓRIOS	14
2.4. TÉCNICAS DE ANÁLISE	14
2.4.1. MODELO DE CHEGADA	15
2.4.2. ANÁLISE DE SENSIBILIDADE	19
2.4.3. ANÁLISE “WHAT IF”	20
2.4.4. ROBUSTEZ DOS MÉTODOS	21
2.5. DISTRIBUIÇÕES ESTATÍSTICAS	22
2.5.1. DISTRIBUIÇÃO UNIFORME	22
2.5.2. DISTRIBUIÇÃO NORMAL	23
2.5.3. DISTRIBUIÇÃO WEIBULL	25
2.6. RESULTADOS	26
2.6.1. ANÁLISE DESCRITIVA	26
2.6.2. INFERÊNCIA ESTATÍSTICA	27
2.7. TRABALHOS ANTERIORES NA ÁREA DA HIGROTÉRMICA	29

3. ESTUDO DE CASO	35
3.1. ENQUADRAMENTO GERAL	35
3.2. DESCRIÇÃO DO CASO EM ESTUDO	35
3.2.1. INTRODUÇÃO	35
3.2.2. LOCALIZAÇÃO E CLIMA	36
3.2.3. HORÁRIO DE OCUPAÇÃO	36
3.2.4. CARACTERIZAÇÃO DA ENVOLVENTE OPACA	37
3.2.5. GANHOS INTERNOS	38
3.2.6. RENOVAÇÃO DE AR	39
4. APLICAÇÃO DO MÉTODO DE MONTE CARLO AO CASO DE ESTUDO	41
4.1. ENQUADRAMENTO GERAL	41
4.2. DADOS	42
4.2.1. VENTILAÇÃO	42
4.2.2. PESSOAS	43
4.2.3. OCUPAÇÃO	44
4.3. AMOSTRAGEM	45
4.3.1. MÉTODO CONGRUENCIAL MULTIPLICATIVO	45
4.3.2. GERAÇÃO DE NÚMEROS ALEATÓRIOS PARA O CASO DE ESTUDO	47
4.4. SIMULAÇÕES	49
4.4.1. SIMULAÇÕES REALIZADAS PARA A AMOSTRA ALEATÓRIA	49
4.4.2. SIMULAÇÕES PARA UMA VENTILAÇÃO DE 2,2 E DIFERENTES NÚMEROS DE OCUPANTES	56
4.4.3. SIMULAÇÕES EFECTUADAS PARA VENTILAÇÃO E OCUPANTES QUE VARIAM EM SIMULTÂNEO	64
4.5. ANÁLISE DOS RESULTADOS COMPARATIVAMENTE AOS PARÂMETROS	72
5. CONCLUSÕES	75
5.1. CONCLUSÕES GERAIS	75
5.2. DESENVOLVIMENTOS FUTUROS	77
BIBLIOGRAFIA	79

ÍNDICE DE FIGURAS

Fig.1 – Método da transformação inversa para gerar aleatórias (Veiga, 2008).	5
Fig.2 – Amostragem aleatória (Dehlendorff, 2010).	6
Fig.3 – Método Hipercubo Latino (Dehlendorff, 2010).	7
Fig.4 – Matriz de valores de entrada (Dehlendorff, 2010).	8
Fig.5 – Amostras aleatória pelo método Hipercubo Latino (Dehlendorff, 2010).	8
Fig.6 – Escolha aleatória, Hipercubo Latino (Dehlendorff, 2010).	9
Fig.7 – Escolha dos pontos médios, Hipercubo Latino (Dehlendorff, 2010).	10
Fig.8 – Cruzamentos dos 2 métodos aplicados anteriormente (Dehlendorff, 2010).	10
Fig.9 – Hipercubo Latino não aleatório (Dehlendorff, 2010).	11
Fig.10 – Hipercubo Latino aleatório (Dehlendorff, 2010).	12
Fig.11 – Exemplo de um modelo Hipercubo Latino otimizado (Dehlendorff, 2010)	12
Fig.12 – Aplicação da Distribuição Uniforme com o Hipercubo Latino (Dehlendorff, 2010).	13
Fig.13 – Aplicação da Distribuição Uniforme com o Hipercubo Latino (Dehlendorff, 2010).	13
Fig.14 – Problema de interpolação inicial para $y(x) = \sin(10\pi x)$ com $x \in [0,1]$ (10 pontos) (Dehlendorff, 2010).	15
Fig.15 – Interpolação de 10 pontos (Dehlendorff, 2010).	16
Fig.16 – Aproximação usando 10 pontos de interpolação (Dehlendorff, 2010).	16
Fig.17 – Aproximação usando 11 pontos de interpolação (Dehlendorff, 2010).	17
Fig.18 – Aproximação usando 12 pontos de interpolação (Dehlendorff, 2010).	17
Fig.19 – Aproximação usando 13 pontos de interpolação (Dehlendorff, 2010).	18
Fig.20 – Aproximação usando 14 pontos de interpolação (Dehlendorff, 2010).	18
Fig.21 – Aproximação usando 15 pontos de interpolação (Dehlendorff, 2010).	19
Fig.22 – Exemplo Função Densidade de Probabilidade da Distribuição Uniforme no intervalo $[a,b]$. ..	22
Fig.23 – Exemplo Função Distribuição de Probabilidade da Distribuição Uniforme no intervalo $[a,b]$. ..	22
Fig.24 – Exemplo Função Densidade de Probabilidade, Distribuição Normal.	23
Fig.25 – Exemplo Função Distribuição de Probabilidade, Distribuição Normal.	24
Fig.26 – Exemplo Função Densidade de Probabilidade da Distribuição Weibull.	24
Fig.27 – Exemplo Função Distribuição de Probabilidade da Distribuição Weibull.	26
Fig.28 – Média e desvio padrão para as diferentes zonas do edifício em estudo.	29
Fig.29 – Média e desvio padrão para as diferentes estações do ano.	30
Fig.30 – Comparação dos resultados de acordo com o algoritmo de Yun e de Humphreys.	31
Fig.31 – Ilustração da percentagem de energia consumida pelo sector residencial de utentes.	32

Fig.32 – Percentagem de energia economizada pelos diferentes aparelhos, do total de energia consumida através da simulação do modelo.	32
Fig.33 – Vista aérea da escola (Santos, 2010).	36
Fig.34 – Planta ilustrativa do edifício escolar em estudo (Santos, 2010).	37
Fig.35 – Alçado Este do edifício escolar (Santos, 2010).	38
Fig.36 – Alçado Oeste do edifício escolar (Santos, 2010)	38
Fig.37 – Grupo Zone Infiltration Design Flow Rate.)	43
Fig.38 – Grupo People.	43
Fig.39 – Distribuição dos ocupantes do edifício escolar.	44
Fig.40 – Grupo Lights.	44
Fig.41 – Grupo Schedule: Compact.	45
Fig.42 – Representação gráfica da função densidade da distribuição Uniforme no intervalo [a,b].	46
Fig.43 – Caracterização da amostra das temperaturas diárias registadas durante o mês de Janeiro. 49	
Fig.44 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, durante o mês de Janeiro	50
Fig.45 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 4 de Janeiro.	50
Fig.46 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 4 de Janeiro.	51
Fig.47 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 26 de Janeiro.	51
Fig.48 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 26 de Janeiro.	52
Fig.49 – Caracterização da amostra das temperaturas diárias registadas durante o mês de Maio.	53
Fig.50 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança durante o mês de Maio.	53
Fig.51 – Caracterização da amostra das temperaturas médias horárias registadas no dia 5 de Maio.	54
Fig.52 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 5 de Maio.	54
Fig.53 – Caracterização da amostra das temperaturas médias horárias registadas no dia 24 de Maio.	55
Fig.54 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias horárias interiores, a 95% de confiança, no dia 24 de Maio.	55
Fig.55 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 4 de Janeiro durante o período de ocupação.	56
Fig.56 – Temperaturas médias horárias interiores, no dia 4 de Janeiro.	57
Fig.57 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 4 de Janeiro no período das [11-15] horas.	57

Fig.58 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 4 de Janeiro no período das [11-15] horas.	58
Fig.59 – Caracterização da amostra das temperaturas médias horárias registadas no dia 26 de Janeiro no período das [11-15] horas.	59
Fig.60 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 26 de Janeiro no período das [11-15] horas.	59
Fig.61 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 5 de Maio no período de ocupação.....	60
Fig.62 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias horárias interiores, a 95% de confiança, no dia 5 de Maio.	61
Fig.63 – Caracterização da amostra das temperaturas médias horárias registadas no dia 5 de Maio no período das [11-15] horas.	61
Fig.64 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 5 de Maio no período das [11-15] horas.	62
Fig.65 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 24 de Maio no período das [11-15] horas.	62
Fig.66 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 24 de Maio no período das [11-15] horas.	63
Fig.67 – Caracterização da amostra das temperaturas diárias registadas durante o mês de Janeiro.	64
Fig.68 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança durante o mês de Janeiro.	64
Fig.69 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 4 de Janeiro.	65
Fig.70 – Temperaturas médias horárias interiores, no dia 4 de Janeiro.....	66
Fig.71 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 4 de Janeiro no período das [11-15] horas.	66
Fig.72 – Caracterização da amostra das temperaturas médias horárias registadas no dia 16 de Janeiro.....	67
Fig.73 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 16 de Janeiro no período das [11-15] horas.	68
Fig.74 – Caracterização da amostra das temperaturas diárias registadas durante o mês de Maio.	68
Fig.75 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 5 de Maio.	69
Fig.76 – Comparação das medidas estatísticas, média e mediana das temperaturas horárias registadas no dia 5 de Maio.	69
Fig.77 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 24 de Maio.	70
Fig.78 – Comparação das medidas estatísticas, média e mediana das temperaturas horárias registadas no dia 24 de Maio.	70

ÍNDICE DE QUADROS

Quadro 1 – Parâmetros em comparação para Amostras Aleatórias e Hipercubo Latino.	11
Quadro 2 - Calendário Escolar 2009/2010	37
Quadro 3 - Interrupções do ano lectivo 2009/2010	37
Quadro 4 - Geração de números aleatórios seguindo uma distribuição Normal de $\mu = 2,2$ e $\sigma = 0,65$.	47
Quadro 5 - Geração de números aleatórios seguindo uma distribuição Normal de $\mu = 2,2$ e $\sigma = 0,65$ (continuação).	48

SÍMBOLOS E ABREVIATURAS

μ - Média

σ – Desvio padrão

σ^2 – Variância

Rph^{-1} – Renovações por hora

FORM – First-order reliability method

VAR – Vector auto-regressivo

AVAC – Aquecimento, Ventilação e Ar Condicionado

1

INTRODUÇÃO

1.1. ENQUADRAMENTO GERAL

Actualmente existe uma grande preocupação com o conforto térmico e a eficiência energética dos edifícios. Como se sabe, a ventilação é um dos aspectos que tem maior influência nas condições térmicas interiores.

O nível exigencial dos utilizadores tem vindo a tornar-se muito maior. Ou seja, o conforto e a preocupação com os gastos energéticos de um edifício são temas que têm ganho uma grande evidência nos projectos da Engenharia Civil.

O conforto térmico e uma qualidade do ar aceitável dentro de um edifício escolar são fundamentais para um bom desempenho dos alunos. Caso contrário, os alunos terão falta de concentração por não estarem criadas as melhores condições de trabalho.

Neste âmbito, têm sido tomadas medidas de forma a ser possível fazer um controlo do ambiente interior através de equipamentos mecânicos.

A variabilidade deste parâmetro, a ventilação, pode ser muito diversificada. Tratando-se de ventilação natural, está condicionada pelas acções dos utilizadores. Ou seja, é um fenómeno estocástico porque não é possível prever o comportamento dos utilizadores.

Existem vários métodos que permitem estudar o efeito da variabilidade de certos parâmetros e um destes métodos e o mais corrente é o método de Monte Carlo. O Método de Monte Carlo é um método que tem vindo a ganhar alguma evidência nesta área da Engenharia Civil.

O aspecto inovador deste trabalho é o facto de ser usado o método de Monte Carlo para obtermos os diferentes valores da ventilação, que serão usados para simular o comportamento térmico do edifício escolar. A ventilação natural consiste nas trocas de fluxo de ar entre o interior e o exterior e que provocam uma diminuição da temperatura interior. Isto prova que este é um processo dinâmico e com um nível de variabilidade muito elevado pois não é possível prever o seu comportamento.

Para este trabalho recorreu-se a uma ferramenta de simulação higrótérmica, o programa *EnergyPlus* na sua versão 5.0.

Este programa permite simular o comportamento térmico e energético dos edifícios tendo em conta os registos climáticos da zona onde se encontra o edifício em estudo. É necessário ter em conta a arquitectura, constituição construtiva, os hábitos dos utilizadores, equipamentos e iluminação. O *EnergyPlus* é um programa muito utilizado neste âmbito de trabalhos pois é uma ferramenta muito fiável e eficaz nas simulações que realiza, pois as simulações realizam-se em regime dinâmico.

Como já foi referido anteriormente, a ventilação tem uma grande influência no comportamento térmico dos edifícios, sendo este o parâmetro principal a simular neste estudo.

1.2. OBJECTIVOS

O principal objectivo deste trabalho de dissertação consiste na aplicação do método de Monte Carlo na simulação do comportamento higrotérmico em edifícios. Os resultados são analisados recorrendo à estatística descritiva e à inferência estatística.

Para que este objectivo fosse alcançado, foram definidos outros objectivos também muito importantes no desenvolvimento deste trabalho:

- Avaliação da aplicabilidade do método de Monte Carlo na simulação higrotérmica de edifícios em regime dinâmico.
- Análise da estocacidade dos processos de transferência de calor e humidade.
- Analisar estatisticamente as simulações efectuadas em períodos distintos.
- Simulação do caso prático de estudo recorrendo ao programa *EnergyPlus*.

1.3. DIVISÃO E ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

Este trabalho encontra-se dividido em cinco capítulos distintos:

- O Capítulo 1 apresenta este trabalho de dissertação, mostrando o seu enquadramento geral e apresentando os objectivos propostos.
- O Capítulo 2 apresenta o Método de Monte Carlo, em que se descreve como se usa este método de simulação, assim como todos os campos que são inerentes à sua utilização e ainda exemplos académicos da sua utilização.
- O Capítulo 3 é referente ao caso em estudo, onde se realiza a descrição do edifício escolar, da sua envolvente, tipo de utilização, a que tipo de clima e ventilação está sujeito.
- O Capítulo 4 divide-se entre 2 campos importantes: numa delas é indicado qual a metodologia usada para o cálculo dos dados que foram necessários para o uso do programa *EnergyPlus* e quais os parâmetros usados para efectuar as devidas simulações; na outra parte são apresentados os resultados das mesmas em função do respectivo cenário base.
- O Capítulo 5 contém as conclusões retiradas acerca do trabalho desenvolvido assim como alguns aspectos que poderão melhorar no futuro.

2

MÉTODO DE MONTE CARLO

2.1. INTRODUÇÃO

Este capítulo tem como principal objectivo apresentar uma descrição dos conceitos básicos da aplicação do Método de Monte Carlo, definir processos estocásticos e a variabilidade de que estes poderão ser afectados, mas principalmente explicar como é que este método pode ser aplicado em diversos âmbitos da Engenharia Civil e indicar as suas potencialidades.

O método de Monte Carlo é uma ferramenta matemática usada em diversas áreas da ciência e da Engenharia, devido à sua capacidade de resolver problemas que podem ser representados por processos estocásticos. Este método pode ser descrito como um método estocástico, na qual se utiliza uma sequência de números aleatórios para a realização de uma simulação (Veiga, 2008).

Num processo estocástico está sempre associada uma incerteza, ou seja não é possível prever com precisão um acontecimento, nomeadamente na evolução futura descrita por distribuições de probabilidade. A condição inicial, ou o valor de partida, é conhecido, mas existem diversas possibilidades que um determinado processo pode seguir. Ou seja, existem vários percursos possíveis, sendo no entanto uns mais prováveis do que outros.

Os processos estocásticos têm a vantagem de incluir a variabilidade do fenómeno em estudo. Esta variabilidade reflecte-se consoante a amostra em análise, pois a variabilidade está directamente ligada ao cálculo da variância, que por definição é uma medida de dispersão, e indica o quão longe estão os valores observados do valor esperado. A variância é sempre positiva ou nula e quanto maior for a amostra menor será a variância e mais representativa será a amostra (Murteira, 2007).

Por outro lado, pode ter-se um processo estocástico constituído por um campo aleatório, cujo domínio é uma região do espaço. Neste caso, a abordagem de processos estocásticos é feita através de funções de um ou vários argumentos. Os valores de saída são variáveis aleatórias não deterministas e têm quantidades determinadas segundo distribuições de probabilidades e todas essas quantidades têm correspondência no mesmo contradomínio (Murteira, 2007).

Quando é difícil obter resultados analíticos exactos é necessário recorrer a aproximações e para isso são utilizados os métodos numéricos. Como a maior parte dos problemas existentes são demasiadamente complexos, não são lineares e nem sempre dispomos de conhecimentos matemáticos suficientemente bons para resolvermos estes problemas é necessário recorrer a estes métodos numéricos, que são uma mais-valia no cálculo de modelos muito complexos.

Em todos os cálculos existem erros associados, pois estamos a lidar com aproximações e não podemos de forma alguma ignorar a existência de erros. Existem vários tipos de erros, como por exemplo os

erros inerentes ou seja, normalmente o modelo que é criado não é totalmente realista pois é uma aproximação da realidade e a estes erros estão associados normalmente restrições que são impostas pelo utilizador e são um pouco idealistas. Por outro lado, é o facto de os dados e os parâmetros serem resultado de observações e medições experimentais, logo existe sempre uma incerteza associada.

Os erros de método resultam das fórmulas utilizadas, que por serem aproximadas não dão o valor exacto como seria de esperar, têm por isso um erro associado. Existem também os erros associados ao cálculo automático pois muitas vezes os computadores trabalham com um número finito de dígitos para poder representar números reais. Existem vários métodos para podermos calcular aproximadamente um determinado modelo, como por exemplo, interpolação polinomial, método dos mínimos quadrados, integração numérica, etc, (Pina, 1995).

Neste capítulo apesar de apresentar um método específico que nos serve de base para podermos calcular o nosso modelo de cálculo, queremos mostrar que o método de Monte Carlo é um método que pode ser aplicado também a processos dinâmicos, não se cingindo apenas a processos estáticos.

2.2. PRINCÍPIO DO MÉTODO DE MONTE CARLO

A utilização do conceito do método de Monte Carlo implica ter uma amostra de números gerados aleatoriamente. A geração de números aleatórios é feita através de algoritmos, e esses valores gerados normalmente seguem as distribuições estatísticas das respectivas variáveis de interesse.

O método de Monte Carlo é um processo de simulação que tem grandes implicações computacionais, principalmente no cálculo higrotérmico, pois para se poder implementar em termos informáticos é necessário incluir técnicas de redução da variância. Esta é uma das principais dificuldades na aplicação do método. A introdução destes dados e técnicas é demasiado demorada quando os métodos aplicados são baseados em processos de simulação do método de Monte Carlo (Veiga, 2008).

A simulação de variáveis aleatórias básicas é feita a partir de um gerador de números aleatórios cujos valores têm distribuições idênticas às respectivas variáveis. Para isso usa-se um algoritmo disponível em todos os sistemas de computadores actuais que permite gerar uma sequência de números pseudo-aleatórios com distribuição uniforme no intervalo $]0,1[$. Estes valores chamam-se pseudo-aleatórios porque não são puramente aleatorizados, dado que o algoritmo usado se baseia numa fórmula matemática recursiva que tem um determinado número inicial, definido antes de se gerar a amostra e chamado de semente (por ser o valor inicial para o cálculo da sequência de números aleatórios e que permite gerar todos os números seguintes). Por isso, se definirmos um valor de partida e usarmos sempre esse valor, a consequência desta acção será obter sempre a mesma sequência de números aleatórios. Existem variados algoritmos que permitem gerar números deste tipo, e a sua qualidade deve ser testada para se poder garantir a independência e uniformidade da distribuição (Rubinstein, 1981).

Para realizar esta análise são calculados números aleatórios a partir de variáveis iniciais das quais se conhecem as suas distribuições de probabilidade. A precisão dos resultados depende da quantidade de simulações realizadas (Veiga, 2008).

Se o número de simulações N tender para infinito e o algoritmo gerador da sequência de números pseudo-aleatórios verificar as propriedades de independência e uniformidade, o método de Monte Carlo terá resultados exactos (Veiga, 2008).

Na aplicação do método de Monte Carlo a problemas relativos ao comportamento higrótérmico de edifícios devem considerar-se as seguintes fases:

1. Definição de todas as variáveis aleatórias básicas associadas ao caso de estudo;
2. Definição das suas distribuições e parâmetros;
3. Simulação de valores para essas variáveis aleatórias com base nas suas distribuições:

$$X^{(i)} = (X_1^{(i)}, \dots, X_n^{(i)});$$

$i = 1, \dots, \text{número total de elementos da amostra};$
 $n = \text{número total de variáveis aleatórias básicas}$

4. Obtenção dos resultados a partir do conjunto de simulações efectuadas;
5. Avaliação dos resultados obtidos das temperaturas interiores;

A geração de números aleatórios para uma determinada distribuição é o um factor muito importante para se poder usar a técnica de simulação de Monte Carlo.

Estes números aleatórios podem ser gerados através de variáveis discretas ou contínuas. Se estas variáveis estiverem relacionadas com determinada função de distribuição $F_X(x)$, os números gerados podem ser uniformemente distribuídos entre $]0,1[$. Tendo a função de probabilidade da distribuição das variáveis do qual geramos os números aleatórios, podemos através da inversa, $F_X(x)^{-1}$, achar os valores pretendidos para efectuar as simulações pretendidas (Veiga, 2008).

A Figura 1 mostra graficamente como se processa o método anteriormente referido.

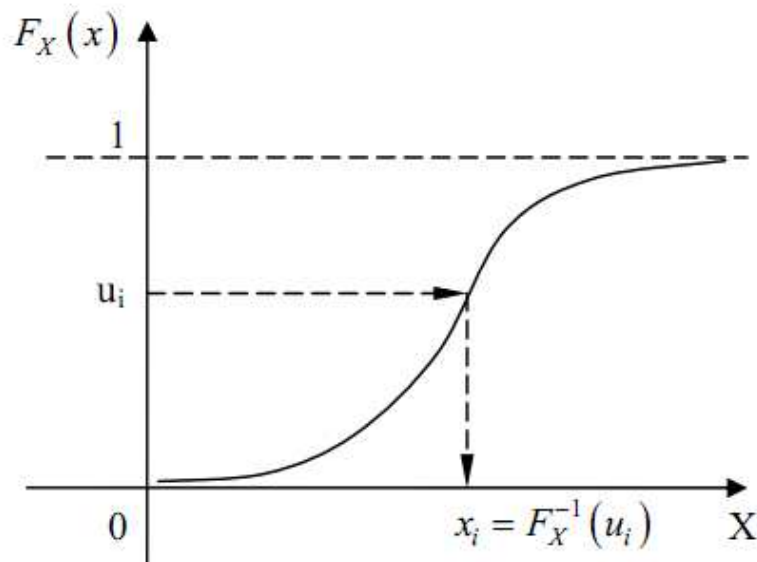


Figura 1 – Método da transformação inversa para gerar amostras aleatórias (Veiga, 2008).

Quantas mais simulações forem efectuadas maior vai ser a probabilidade obtida pelo método de Monte Carlo de chegarmos ao valor exacto da situação em análise.

Como todos os métodos, o método de Monte Carlo tem vantagens e desvantagens (Dehlendorff, 2010).

- Vantagens:
 - ❖ A maior parte dos problemas não podem ser resolvidos analiticamente.
 - ❖ As condições experimentais podem ser controladas.
 - ❖ É possível estudar fenómenos a longo prazo.
- Desvantagens:
 - ❖ É uma aproximação.
 - ❖ O modelo pode levar muito tempo a ser calculado.
 - ❖ Por vezes a solução analítica pode ser tratada.

Uma amostra aleatória é um conjunto de números escolhidos ao acaso. Normalmente os valores de entrada são completamente independentes entre si e pertencem a $U(C^s)$, onde C^s é o domínio para as variáveis de entrada e geralmente estão compreendidos entre $[0,1]^s$, e $U()$ representa a distribuição uniforme, Figura 2 (Dehlendorff, 2010).

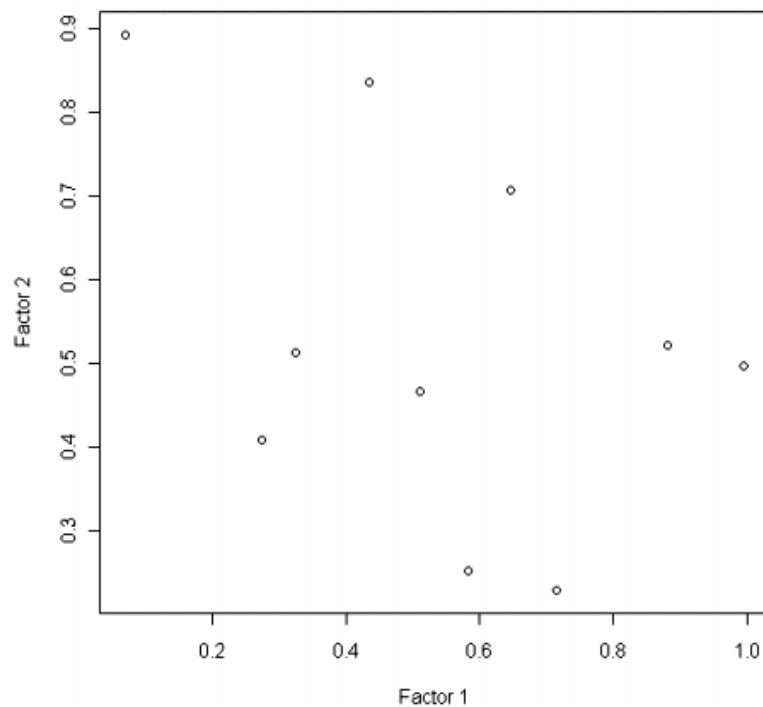


Figura 2 – Amostragem aleatória (Dehlendorff, 2010).

Como já foi referido anteriormente, estes números aleatórios seguem uma determinada distribuição estatística que normalmente deverá ser a mesma distribuição das variáveis que lhes deram origem. Os números calculados aleatoriamente devem ser independentes entre si, para que não exista qualquer tipo de correlação entre os números seguintes.

O método de Monte Carlo está de certa forma associado a simulações em que os parâmetros variam relativamente pouco no tempo. Ou seja, geralmente é utilizado em problemas estáticos sendo por isso muito pouco utilizado no cálculo do comportamento térmico dos edifícios.

Contudo, existem já alguns estudos aplicados à simulação higrotérmica de edifícios, onde é aplicado este método de forma a calcular, segundo a variação de diversos parâmetros, o comportamento de ocupação do edifício, radiação solar, isolamento térmico, envidraçados, metabolismo, iluminação, temperatura exterior e interior, humidade relativa, vento e ventilação.

As etapas para podermos proceder às simulações são (Lustosa *et al.*, 2004):

- Desenvolvimento conceptual do modelo do sistema ou do problema a ser estudado.
- Construção do modelo de simulação: inclui o desenvolvimento de fórmulas e equações apropriadas, a recolha de dados necessários, a determinação das distribuições de probabilidades associadas às variáveis de entrada e, finalmente, a construção ou definição de uma forma para registar os dados.
- Verificação e validação do modelo: a verificação refere-se ao processo de conferir se o modelo está livre de erros de lógica. Já a validação tem como objectivo avaliar se o modelo construído é uma representação razoável do sistema/problema estudado.
- Desenho de experiências com a utilização do modelo: tal etapa envolve a determinação de questões a serem respondidas pelo modelo com o intuito de auxiliar o decisor a alcançar o seu objectivo.
- Realização das experiências e análise dos resultados: finalmente, nessa última etapa e, com base no desenho de experiencia feita, as simulações são realizadas para que se obtenha o conjunto de informações especificado, que pode ser transmitido aos tomadores de decisão em forma de relatórios pré-definidos em conjunto com os mesmos.

2.3. AMOSTRAGEM

Para efectuarmos esta escolha de números aleatórios temos de ter uma amostra, na qual deveremos escolher as variáveis de entrada, temos de escolher o número de combinações diferentes para testar e por fim escolhermos uma sequência $\{x_1, \dots, x_n\}$. Ou, então, escolher um conjunto de pontos de um espaço, (Figura 3), ou ainda definir uma matriz de valores de entrada para o modelo, (Figura 4) (Dehlendorff, 2010).

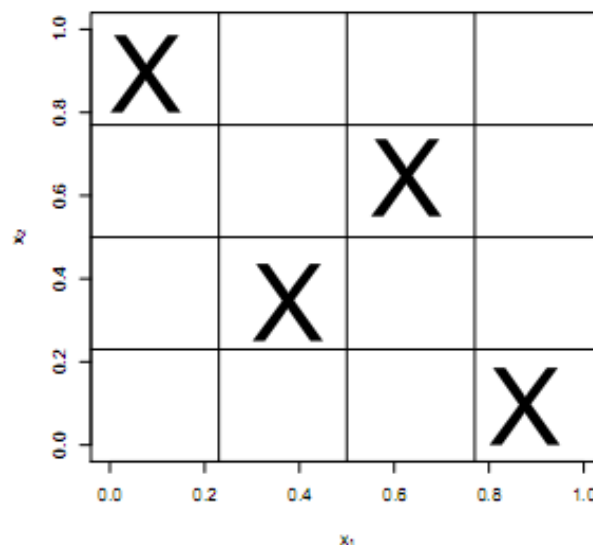


Figura 3 – Método Hipercubo Latino (Dehlendorff, 2010).

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0.33 & 0.33 \\ 0.67 & 0.67 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Figura 4 – Matriz de valores de entrada (Dehlendorff, 2010).

2.3.1. HIPERCUBO LATINO

O Hipercubo Latino é um método estatístico que permite gerar uma distribuição de valores plausíveis de parâmetros de uma distribuição multidimensional. Em estatística uma amostra pode representar-se por uma grelha quadrada com posições da amostra, formando um quadrado latino se e só se não for apenas uma amostra em cada linha e cada coluna. O Hipercubo Latino é a generalização do conceito anteriormente definido, para um conjunto aleatório de dimensões, e em que cada amostra é única em cada eixo hiperplano que a contém (Dehlendorff, 2010).

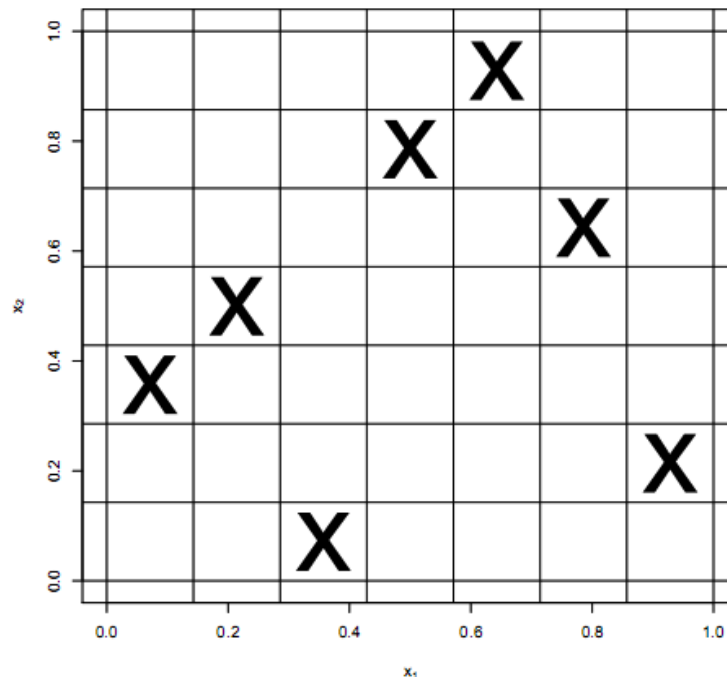


Figura 5 – Amostras aleatória pelo método Hipercubo Latino (Dehlendorff, 2010).

As propriedades deste método são as seguintes (Dehlendorff, 2010):

- $x_1, \dots, x_n$ são escolhidos aleatoriamente mas não de uma forma independente.
- A média é enviesada, ou seja não é centrada.
- Cada variável é dividida em n estratos com igual probabilidade marginal.

Este método pode englobar diversas variáveis, porém quando começamos a ter mais que duas ou três variáveis, deixa de ser possível visualizar e perceber como podem estar relacionadas em termos gráficos.

O Hipercubo Latino selecciona valores aleatoriamente de forma dependente. Tal método divide a distribuição em intervalos com probabilidades iguais de sorteio e selecciona um valor aleatório

pertencente a cada um dos intervalos. O método do Hipercubo Latino é mais preciso para a reprodução das distribuições de probabilidade escolhidas para as variáveis de entrada e, conseqüentemente, para o cálculo de estatísticas geradas pela simulação. Isto porque o intervalo da distribuição é utilizado de forma mais unânime e consistente (Vose, 2000).

De forma alternativa, quando o objectivo principal for a geração de uma diversidade de cenários independentes, então a geração aleatória pura torna-se, por definição, mais adequada. Adicionalmente, o padrão de aleatoriedade propiciado por esse método pode ser conveniente para os casos em que as distribuições das variáveis de entrada são definidas sem a utilização de dados históricos.

As figuras seguintes, Figuras 8 e 9, mostram a escolha aleatória num exemplo de aplicação do método do Hipercubo Latino:

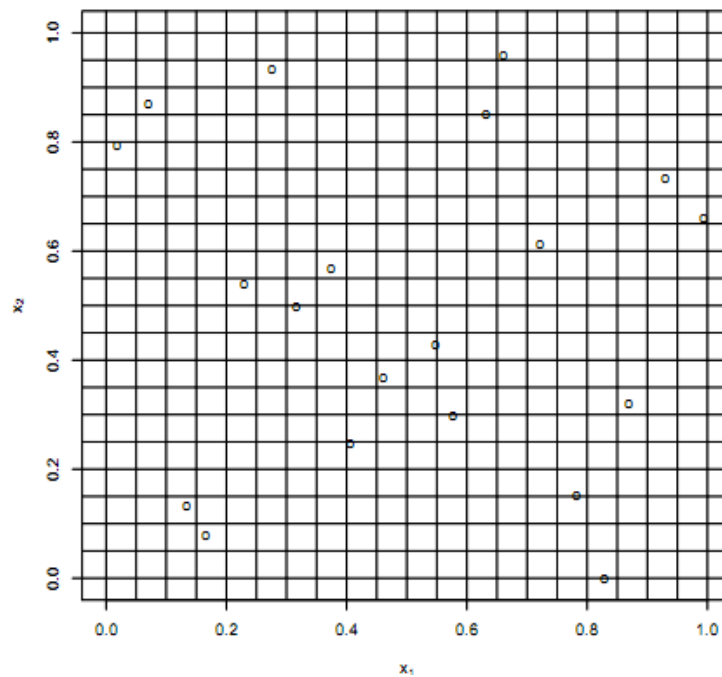


Figura 6 – Escolha aleatória, Hipercubo Latino (Dehlendorff, 2010).

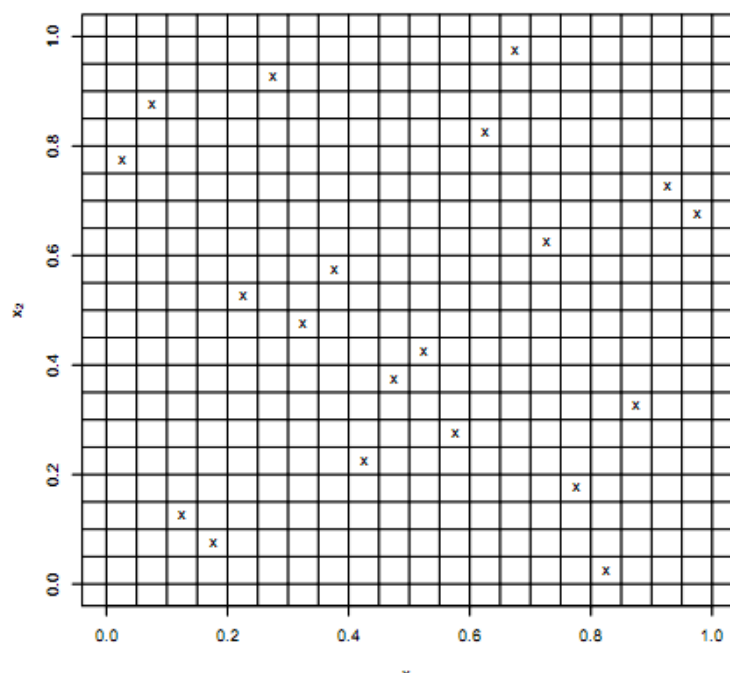


Figura 7 – Escolha dos pontos médios, Hipercubo Latino (Dehlendorff, 2010).

A Figura 10, mostra como seria o cenário caso ocorressem os 2 casos anteriores num só:

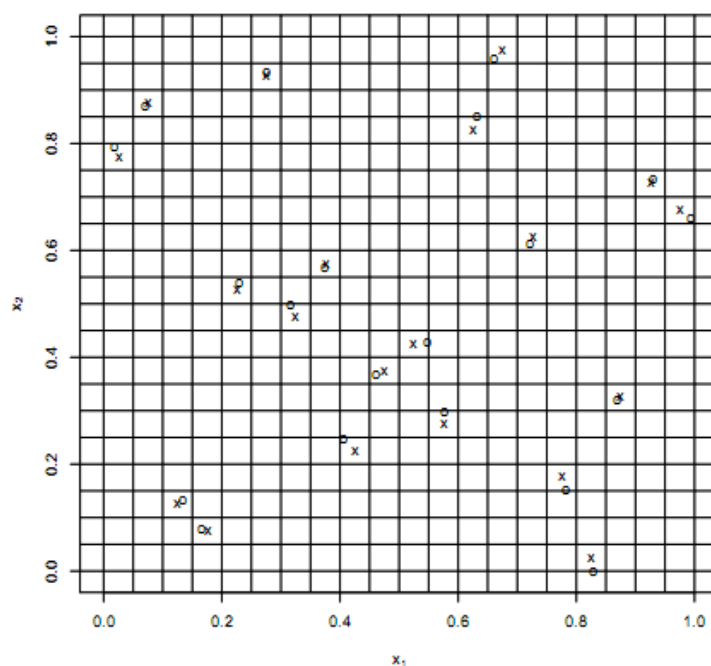


Figura 8 – Cruzamentos dos 2 métodos aplicados anteriormente (Dehlendorff, 2010).

É possível realizar uma análise comparativa relativamente a amostras aleatórias e o conjunto de números aleatórios que são gerados pelo método Hipercubo Latino. O Quadro 1, (Dehlendorff, 2010), mostra os parâmetros em análise para estes dois processos:

Quadro 1- Parâmetros em comparação para Amostras Aleatórias e Hipercubo Latino.

Parâmetros	Amostras Aleatórias	Hipercubo Latino
Valores Independentes	Sim	Não
Cobertura Marginal garantida	Não	Sim
Espaço de enchimento	Não	Sim

Para obter modelos do Hipercubo Latino que sejam razoáveis e fiquem longe de exemplos que sejam fracos do ponto de vista aleatório é necessário que não apresente a seguinte “escolha” aleatória como se pode verificar na Figura 9. A Figura 9 representa o que não deverá acontecer num modelo representado pelo Hipercubo Latino, não existe aleatoriedade.

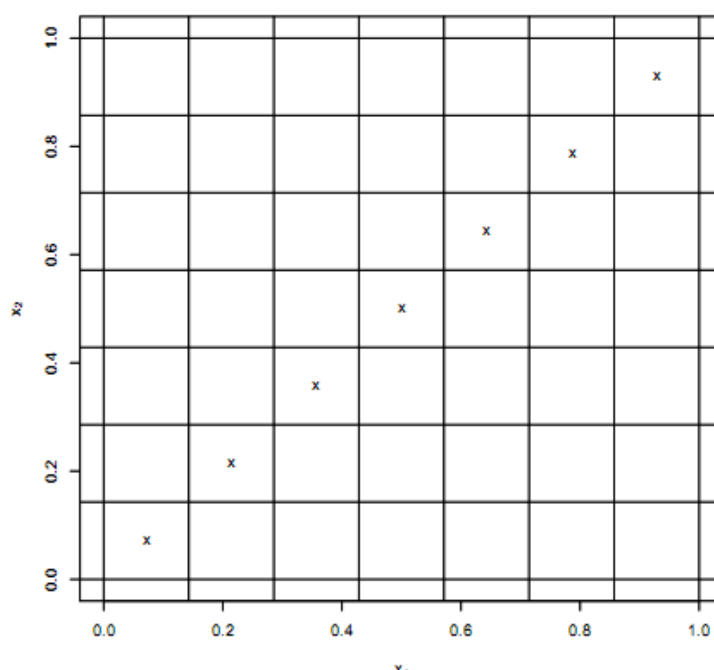


Figura 9 – Hipercubo Latino não aleatório (Dehlendorff, 2010).

A Figura 10 corresponde a um Hipercubo Latino bem sucedido, ou seja, a escolha dos valores foi realizada de forma totalmente aleatória.

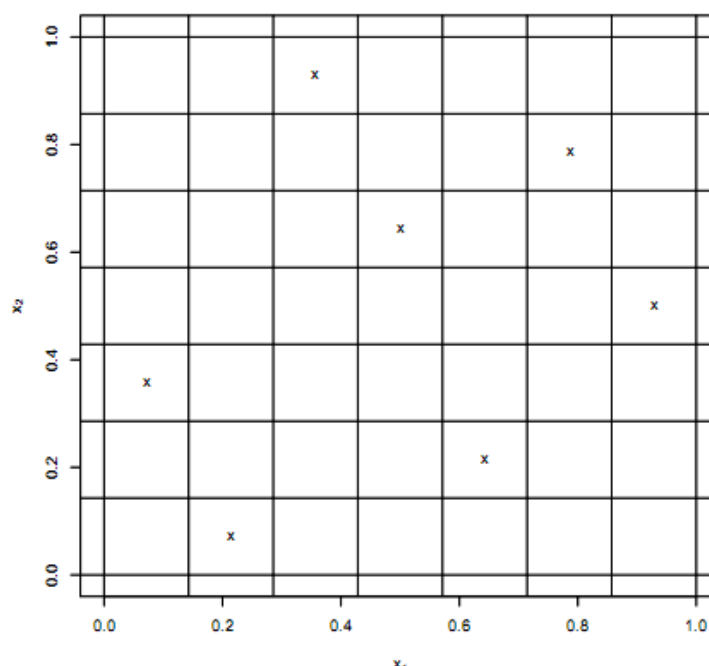


Figura 10 – Hipercubo Latino aleatório (Dehlendorff, 2010).

Para podermos ter modelos otimizados do Hipercubo Latino é importante que sejam respeitados os seguintes conceitos (Dehlendorff, 2010):

- Ortogonalidade do modelo do Hipercubo: as colunas do modelo devem ser ortogonais.
- Minimizar a distância máxima de qualquer ponto do domínio de entrada ao seu ponto mais próximo.
- Maximizar a distância mínima entre os pontos do modelo.

A Figura 11 exemplifica os conceitos referidos anteriormente:

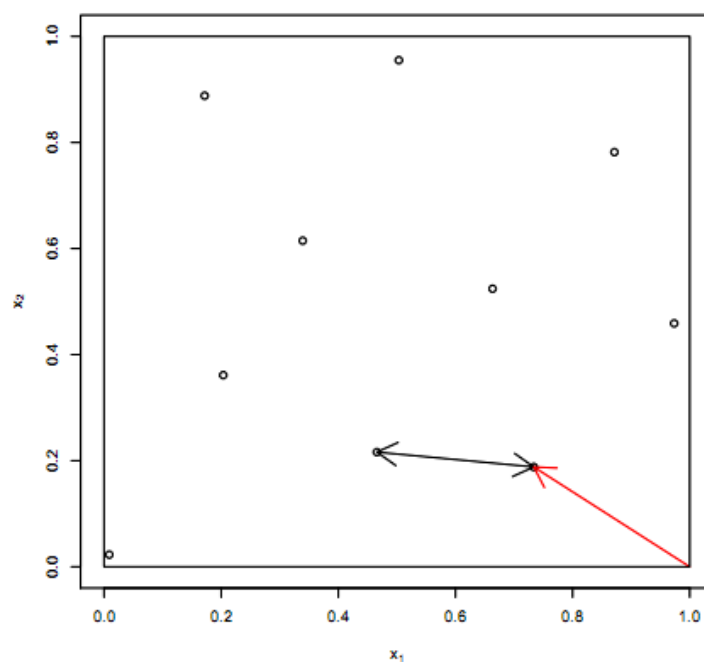


Figura 11 – Exemplo de um modelo Hipercubo Latino otimizado (Dehlendorff, 2010).

2.3.2. MODELO UNIFORME

Como o próprio nome indica, este método usa a distribuição uniforme para ser possível construir um modelo de dispersão. É um modelo robusto e usa um factor para n simulações: $\{\frac{1}{2n}, \frac{3}{2n}, \dots, \frac{2n-1}{2n}\}$ (Dehlendorff, 2010).

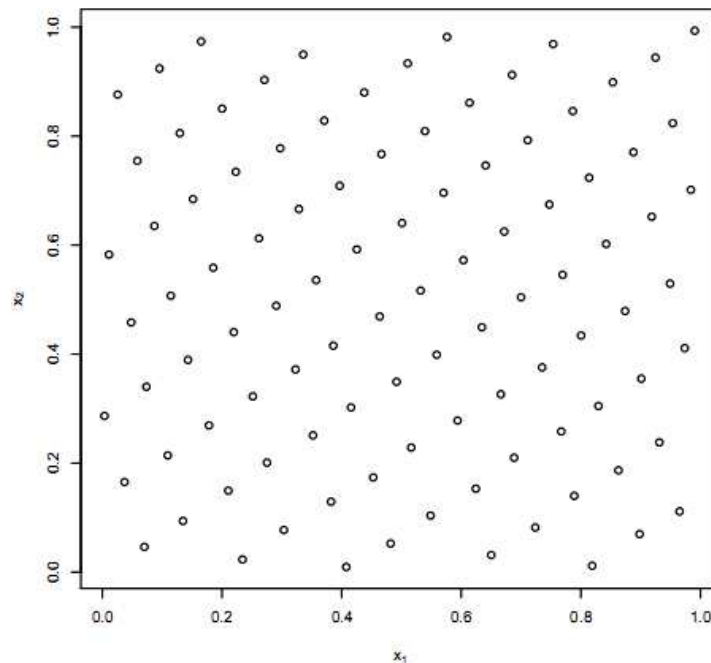


Figura 12 – Aplicação da Distribuição Uniforme com o Hipercubo Latino (Dehlendorff, 2010).

A Figura 12 representa uma amostra de números aleatórios entre 0 e 1 entre duas variáveis x_1 e x_2 . Na Figura 13 foi escolhida uma amostra representativa destas duas variáveis.

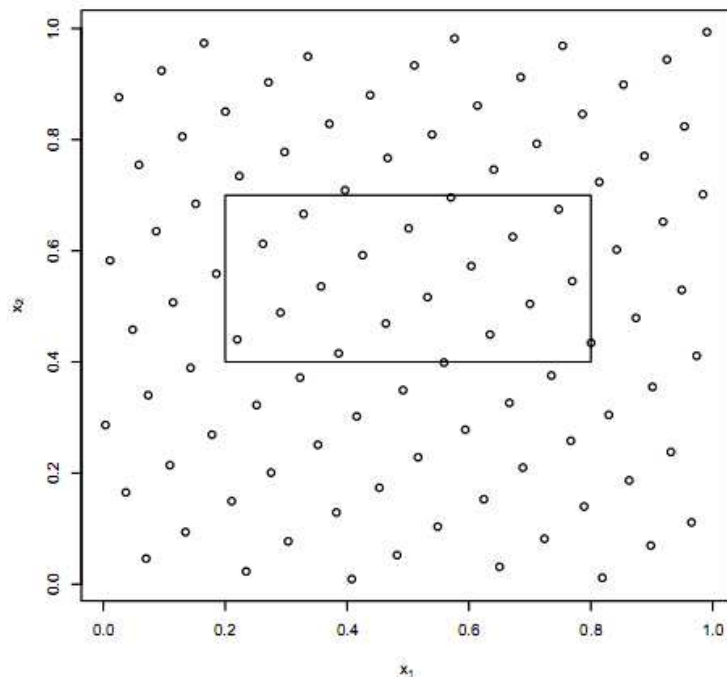


Figura 13 - Aplicação da Distribuição Uniforme com o Hipercubo Latino (Dehlendorff, 2010).

O modelo Uniforme é construído para problemas polinomiais não determinísticos e a alternativa seria usar um modelo quase uniforme. Este é um método muito utilizado, pois em termos computacionais é bastante eficiente e de fácil implementação (Dehlendorff, 2010).

2.3.3. AMOSTRAGEM SEQUENCIAL

Neste processo de criação de amostras, as simulações baseiam-se em informações obtidas previamente e não no resultado apenas de uma experiência. As experiências são realizadas uma de cada vez ou então por um conjunto de números que nos permitem realizá-las. É um método que se adapta muito bem a simulações, e quando é necessário escolher o próximo ponto para realizarmos uma simulação, esse valor é escolhido a partir de um critério (Dehlendorff, 2010).

Esse critério baseia-se nos seguintes pontos fundamentais (Dehlendorff, 2010):

- Optimização: atinge ou está muito próximo do ponto óptimo
- Objectivo do modelo: no ponto com a maior incerteza relativa ao modelo.

Os critérios de paragem são (Dehlendorff, 2010):

- Restrição de tempo
- Precisão do modelo
- Valor óptimo não pode ser melhorado.

Este método baseia-se num algoritmo que gera e simula uma pequena experiência, encontra o próximo ponto de partida de acordo com alguns critérios e a execução do modelo e por fim avalia os critérios de paragem e volta ao ponto anterior se estes não forem devidamente satisfeitos. Porém este método tem alguns pontos críticos (Dehlendorff, 2010):

- Parar antes que o número máximo de simulação seja utilizado.
- Realizar simulações em momentos inadequados.

2.3.4. OUTROS PROCESSOS DE AMOSTRAGEM DE NÚMEROS PSEUDO-ALEATÓRIOS

Existem outras formas para gerar amostras recorrendo a outros métodos, como por exemplo (Gudwin & Von Zuben, 1998):

- Geradores lineares, método congruencial multiplicativo e misto.
- Geração de amostras de acordo com uma determinada distribuição estatística.
- Geradores multi-variáveis com incremento aleatório.
- Geradores não lineares.

2.4. TÉCNICAS DE ANÁLISE

Depois de terem sido apresentados vários modelos de geração de amostras de números aleatórios de forma a resolver problemas pelo qual as soluções são obtidas de forma aproximada, é necessário arranjar uma forma de avaliar a fiabilidade dos métodos anteriormente descritos.

Existem vários métodos para se fazerem análise de sensibilidade dos dados, como por exemplo (Dehlendorff, 2010):

- Modelo de chegada
- Análise de Sensibilidade
- Análise “What If”
- Robustez dos Métodos.

2.4.1. MODELO DE CHEGADA

Considerando uma amostra de observações $y_1, \dots, y_N$, como o resultado dado pelos valores de entrada introduzidos no modelo:

$$\begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & \cdots & x_{Np} \end{bmatrix}$$

O modelo de Chegada é um método que nos permite construir um modelo simplificado que representa ou se assemelha ao modelo computacional. Ou seja, criamos um modelo para podermos calcular um outro modelo semelhante. Neste processo de análise podemos ter outros sub-processos: modelos polinomiais, Splines, Kriging. Sendo que o mais adequado a simulações será usarmos o processo de Kriging (Dehlendorff, 2010).

O método Kriging permite-nos fazer simulações, e é um método que tem as seguintes características em termos matemáticos: usa a interpolação de dados, é muito utilizado para análise de experiências e simulações em computadores, é um método bastante flexível na análise de fenómenos e os parâmetros de entrada devem ser quantitativos.

Temos de aproximar o resultado determinístico $y(x)$ ao modelo:

$$Y(x) = \mu + Z(x) \quad (1)$$

Em que a parte central da correlação da função para o campo aleatório $Z(x)$ é:

$$R(x_1, x_2) = e^{(-\sum_{i=1}^n (x_1 - x_2)^2)} \quad (2)$$

Na Figura 14 é dado um exemplo inicial de aplicação para 10 pontos escolhidos aleatoriamente, podendo este número de pontos aumentar consoante o desejo do utilizador:

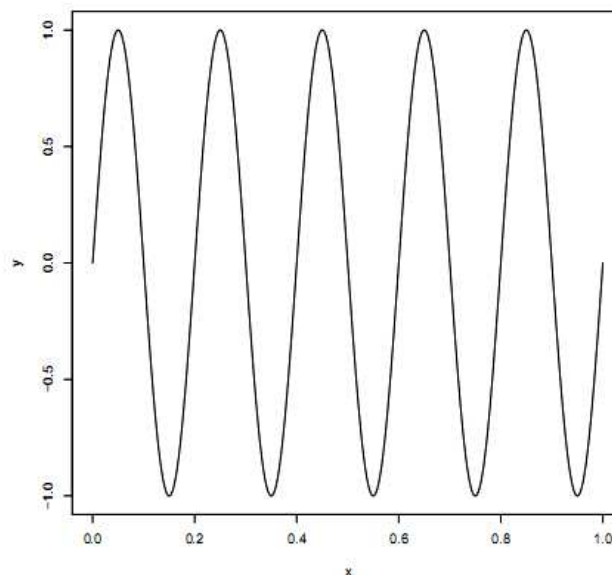


Figura 14 – Problema de interpolação inicial para $y(x) = \sin(10\pi x)$ com $x \in [0, 1]$ (10 pontos) (Dehlendorff, 2010).

Na figura 15, foram escolhidos aleatoriamente 10 pontos da função de forma a ser possível desenhar um gráfico aproximado desta função.

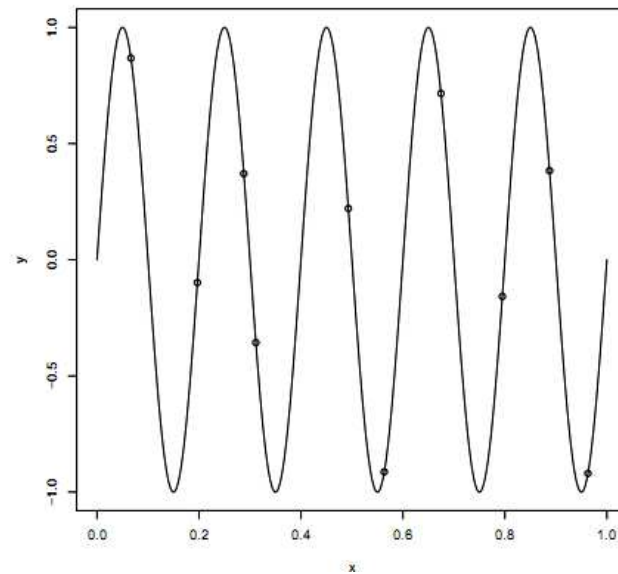


Figura 15 – Interpolação de 10 pontos (Dehlendorff, 2010).

A Figura 16 apresenta a aproximação já realizada através dos pontos que foram escolhidos ao acaso:

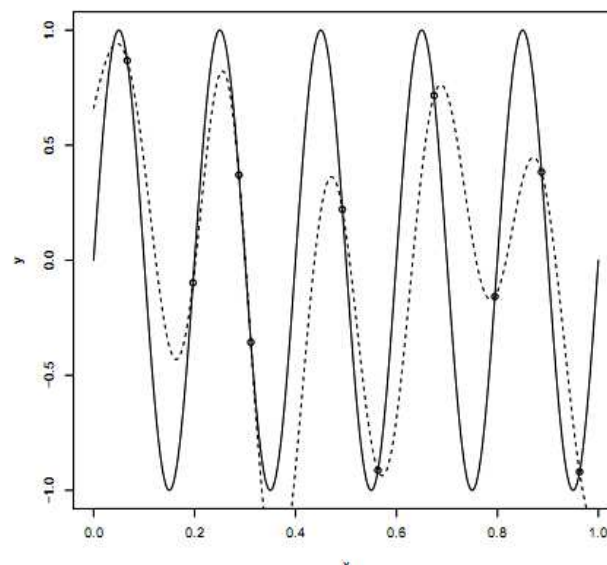


Figura 16 - Aproximação usando 10 pontos de interpolação (Dehlendorff, 2010).

Nas figuras 14, 15 e 16, podemos verificar que o método usa uma forma sequencial de criar uma determinada amostra entre $[0,1]$, pois a fórmula utilizada para criar este exemplo é uma fórmula contínua no seu domínio. Neste método podem ser escolhidos vários pontos aleatórios como poderemos verificar em outros exemplos de aplicação apresentados de seguida.

Em seguida são demonstrados outros exemplos de aplicação para 11, 12, 13, 14 e 15 pontos escolhidos aleatoriamente, é possível ver a evolução desta função. Na figura 17, foram escolhidos 11 pontos aleatoriamente, contudo esta escolha não consegue representar minimamente a função original.

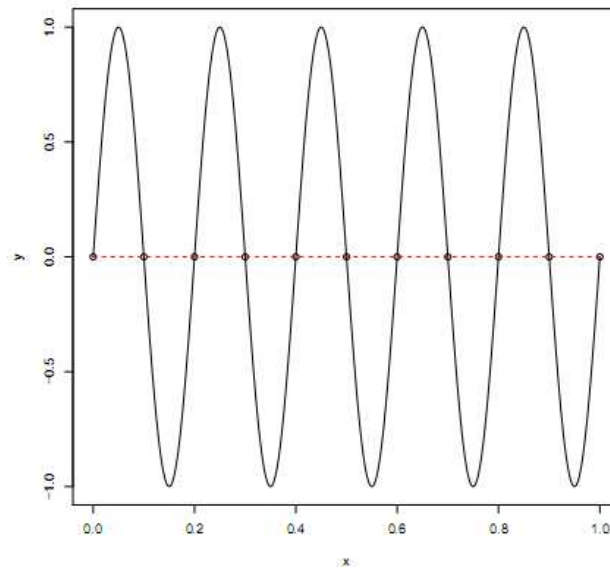


Figura 17 - Aproximação usando 11 pontos de interpolação (Dehlendorff, 2010).

Na Figura 18, o mesmo exemplo é aplicado para 12 pontos escolhidos aleatoriamente e pode-se verificar como é que é feita a aproximação à função original:

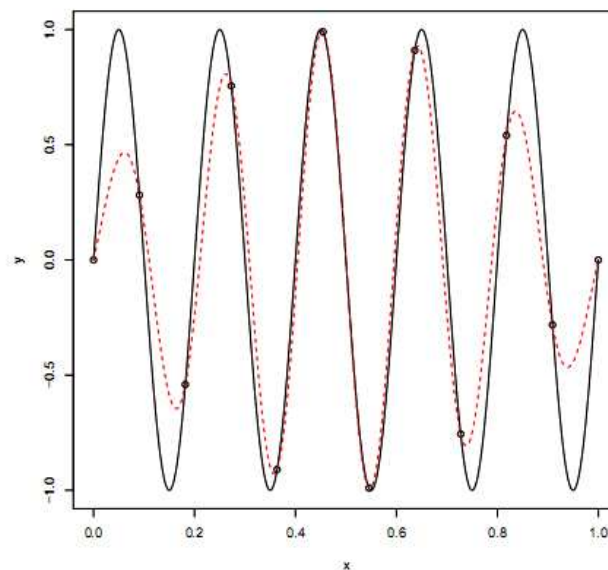


Figura 18 - Aproximação usando 12 pontos de interpolação (Dehlendorff, 2010).

Na Figura 19, são escolhidos 13 pontos e a respectiva aproximação à função:

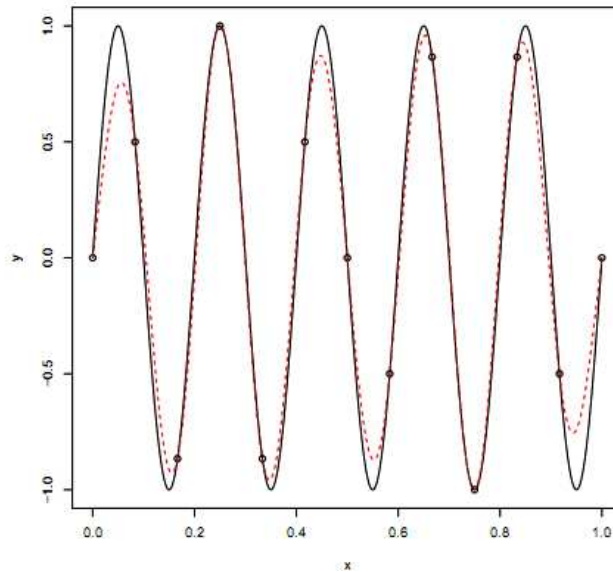


Figura 19 - Aproximação usando 13 pontos de interpolação (Dehlendorff, 2010).

Como se pode verificar à medida que são escolhidos mais pontos para se poder fazer uma aproximação da função $y(x) = \sin(10\pi x)$, com $x \in [0,1]$. Porém nem sempre a escolha destes pontos é aleatória e sendo assim a aproximação pode não ser bem sucedida como o exemplo da Figura 17.

A Figura 20 representa a aproximação da função de acordo com 14 pontos escolhidos:

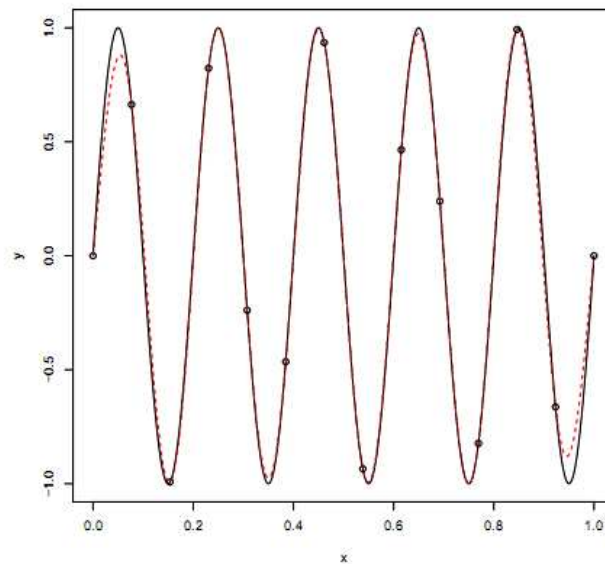


Figura 20 - Aproximação usando 14 pontos de interpolação (Dehlendorff, 2010).

A Figura 21 é a aproximação da função para 15 pontos escolhidos e como se pode verificar é uma aproximação bastante razoável da função original.

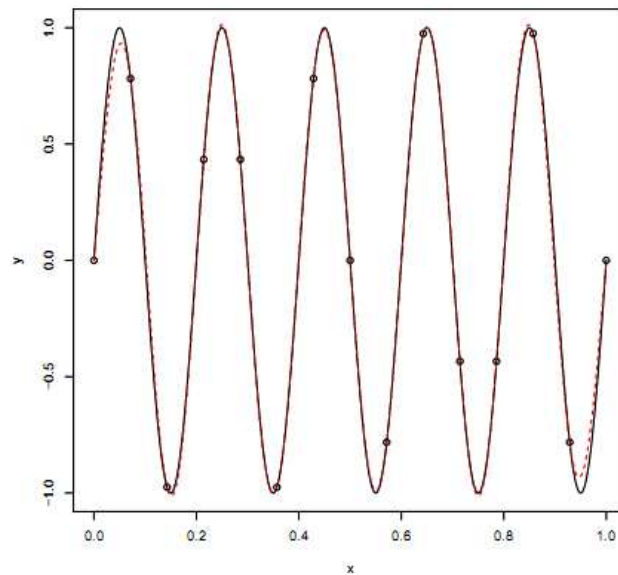


Figura 21 – Aproximação usando 15 pontos de interpolação (Dehlendorff, 2010).

Como se pode verificar pelos vários exemplos apresentados, o método de Kriging é um método de interpolação. A interpolação permite fazer a reconstituição (aproximada) de uma função, bastando para tanto conhecer algumas das suas abcissas e respectivas ordenadas (imagens no contra-domínio da função). A função resultante garantidamente passa pelos pontos fornecidos, e, em relação aos outros pontos pode ser considerada um mero ajuste. Ou seja este método consiste em aproximar funções complexas por outras mais simples, escolhendo dados pontuais e interpolados com uma função mais simples.

Como será previsível, quando se usam funções mais simples para obter o resultado, este não será o mesmo que seria obtido pela função exacta. Mas, tendo em conta o domínio e o método de interpolação, o facto de este ser simplificado pode compensar o erro. O método Kriging é um método estocástico com factores quantitativos e qualitativos e tem uma resposta múltipla. É usado em amostras de números sequenciais e parte do princípio que pontos próximos no espaço tendem a ter valores mais parecidos do que pontos mais afastados.

Os estimadores de Kriging constituem uma solução óptima para a inferência das características médias globais ou locais de um fenómeno, o que o torna um modelo ideal para a primeira visualização das suas características. No entanto, por vezes é necessário conhecer não as características médias, mas sim os seus extremos, ou por outras palavras, a probabilidade de exceder um determinado valor de corte, ou o inverso. Este método de Kriging incorporado na estimação dos valores extremos e da incerteza local permite aferir a probabilidade de ocorrência de determinados valores extremos com grande rigor (Castro e Lopes, 2010).

2.4.2. ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

Geralmente a análise de sensibilidade passa pela construção de um modelo da realidade que estamos a simular, com as relações entre os parâmetros e as variáveis e resultados de um sistema. Uma vez construído esse modelo, em software específico, passa a ser possível variar os parâmetros cujo efeito se quer determinar, e a observar os resultados do modelo. Assim, podem estimar-se impactos sobre os

resultados de um modelo de uma empresa, da variação de preços, volumes, taxas de juro, taxas de câmbio, custos, etc.

Numa análise de sensibilidade é necessário ter em conta três factores fundamentais. Esses factores são os seguintes: identificar quais os parâmetros mais importantes, ou seja, é necessário fazer uma triagem dos factores que são interessantes para o nosso modelo, se esta análise é localizada em que são analisados resultados parciais ou ainda se é uma análise global de um determinado parâmetro, neste caso é fundamental relacionar a incerteza das variáveis de saída com a incerteza das variáveis de entrada (Dehlendorff, 2010).

Como se sabe, uma análise deste tipo é uma análise que é imposta a um determinado problema para podermos analisar as suas vantagens e desvantagens de acordo com certos factores que nos poderão ajudar a decidir qual o melhor caminho a ser seguido. Basicamente, trata-se de investigar o efeito que certos parâmetros podem ter na escolha de uma determinada solução, que pode ser a melhor a ter em conta o nosso problema (Neves, Jardim, 2003 e Cruz, 2000).

Os objectivos mais importantes de uma análise de sensibilidade são os seguintes (Dehlendorff, 2010):

- Validar o modelo de chegada.
- Identificar os factores de entrada mais importantes.
- Reduzir a complexidade do modelo de chegada.
- Optimizar a produção do modelo.

Os métodos que são utilizados para proceder à análise de sensibilidade, são por exemplo (Dehlendorff, 2010):

- Análise de Regressão: podemos usar vários modelos de regressão. Coeficientes de regressão, a soma dos quadrados e previsão do erro, coeficientes de correlação e outros aplicados à aproximação da solução analítica.
- Decomposição da Variância: análise funcional da variância (uma análise de variância visa fundamentalmente verificar se existe uma diferença significativa entre as médias e se os factores exercem influência em alguma variável dependente).

Neste tipo de análise podem usar-se várias formas para se proceder a uma análise. Depois de estarem completamente definidos os parâmetros que queremos que surjam no nosso modelo de estudo, é necessário, consoante a situação, variar ou não esses parâmetros com ajuda de regressões, gráficos e até mesmo tabelas, e analisar qual é a melhor opção a ser tomada (Murteira, 2007).

2.4.3. ANÁLISE “WHAT IF”

Uma análise “what if” é uma outra forma de analisar um determinado problema e as soluções apresentadas consoante a mudança de certos parâmetros. No fundo é uma análise de sensibilidade, porém como o próprio nome indica “ what if”, “e se”, ou seja, analisando um problema com determinadas características e factores. A análise do problema pode ser condicionada se formos modificando certos parâmetros, e isso pode influenciar em tudo a decisão final do problema.

Ou seja, temos um cenário base de um determinado problema. Esse cenário base tem um conjunto de parâmetros limitados a um conjunto de configurações possíveis. Este método é muito usado para quando temos um determinado cenário e que tem poucas alternativas de comparação.

“What if” é uma técnica de análise geral, qualitativa e de aplicação muito simples e razoavelmente útil para uma primeira abordagem. Este tipo de análise é utilizada para se poder encontrar o maior número de riscos, numa fase inicial do processo, durante o projecto e numa fase mais avançada pré-operacional.

Muitas vezes, os parâmetros de um modelo de programação linear são apenas estimativas de quantidades que não podem ser determinados com precisão na altura em que se desenvolve o modelo. Uma análise “what if” permite identificar até que ponto as estimativas devem ser precisas para se evitar obter uma solução óptima errada, ou seja, permite identificar quais os parâmetros sensíveis para os quais se requer um cuidado particular na realização das estimativas.

Se as condições presentes quando se desenvolveu o modelo se alterarem após a sua implementação, a análise de sensibilidade permite saber (sem voltar a resolver o modelo) se essas alterações significam uma mudança na solução óptima. Quando alguns parâmetros do modelo representam decisões, a análise de sensibilidade é uma ajuda importante acerca do impacto de alterações de política sobre o problema (Dehlendorff, 2010).

2.4.4. ROBUSTEZ DOS MÉTODOS

Todos os métodos de análise estão associados a uma fiabilidade. Uns podem ser mais fiáveis do que outros e é por isso que uns se tornam muito melhores que outros, mas tudo depende também da situação a ser tratada no problema em questão. Ou seja, para cada situação existe um método mais adequado.

A robustez dos métodos reflecte-se no facto de estes permitirem efectuar uma melhor análise da situação em estudo. Ou seja, numa análise deveremos ter em conta as variáveis que podemos, e não podemos, controlar, o tipo de modelo e por conseguinte verificar que existem variáveis ambientais de forma a definirmos o modelo do problema. O objectivo será encontrar uma definição para as variáveis controláveis de modo a que a solução encontrada seja óptima e robusta, e caso haja mudanças em factores incontrolláveis esta não se altere de forma brusca.

Este processo de análise da robustez dos métodos deve ser muito bem delineado experimentalmente. Ou seja, deve ser realizado um modelo de cálculo de variáveis no qual temos o controlo das mesmas. Para que depois seja possível cruzar com um outro modelo em que as variáveis não estão ao alcance de serem controladas. Os métodos de análise devem ter dois tipos de factores de interacção entre eles. O resultado desejado deve conter uma interacção significativa entre as variáveis controladas e as variáveis não controladas (Dehlendorff, 2010).

2.5. DISTRIBUIÇÕES ESTATÍSTICAS

2.5.1. DISTRIBUIÇÃO UNIFORME

Uma distribuição uniforme é uma distribuição em que a função de probabilidade é dada por:

$$f(x) = \frac{1}{n}, x = 1, \dots, n. \quad (3)$$

Este tipo de distribuição caracteriza as variáveis em que existe um conjunto numerável finito de valores possíveis e cada um desses valores tem igual probabilidade de ocorrer. De uma forma mais abreviada escreve-se da seguinte forma, quando a variável X segue uma distribuição uniforme de parâmetro n . (Oliveira, 2006)

$$X \sim U(n)$$

A função densidade de probabilidade tem a seguinte expressão analítica:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & \text{para } a < x < b \\ 0, & \text{para } x < a \text{ e } x > b \end{cases} \quad (4)$$

A sua representação gráfica pode ser observada na Figura 22:

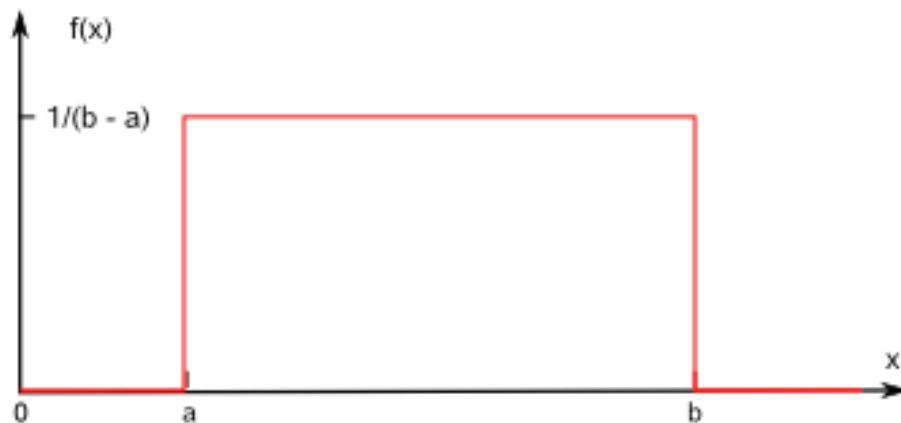


Figura 22 - Exemplo Função Densidade de Probabilidade da Distribuição Uniforme no intervalo $[a,b]$.

A função distribuição de probabilidade tem a seguinte expressão analítica:

$$F(x) = \begin{cases} 0, & \text{para } x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & \text{para } a < x < b \\ 1, & \text{para } x > b \end{cases} \quad (5)$$

Como podemos visualizar no gráfico seguinte a concretização gráfica da função distribuição:

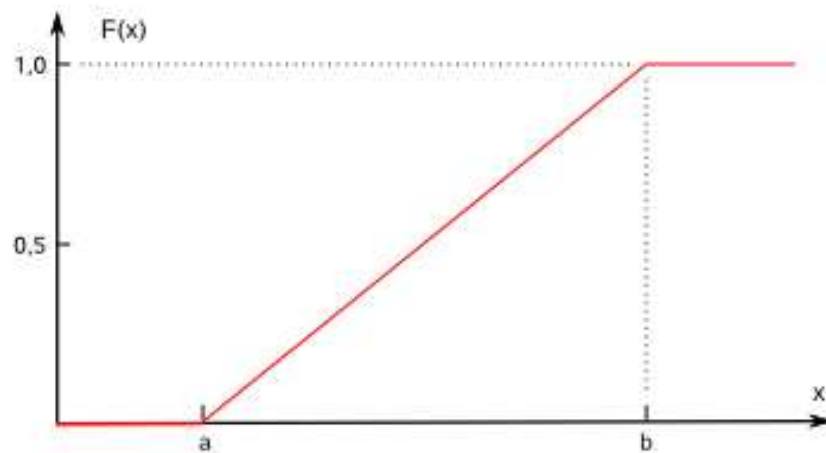


Figura 23 - Exemplo Função Distribuição de Probabilidade da Distribuição Uniforme no intervalo [a,b].

2.5.2. DISTRIBUIÇÃO NORMAL

A Distribuição Normal ou Gaussiana é uma das distribuições estatísticas mais importantes. Esta distribuição tem características interessantes, normalmente ela serve de aproximação no cálculo de outras distribuições quando o tamanho da amostra se torna relativamente grande. Esta propriedade advém do Teorema do Limite Central que por definição diz o seguinte, “toda soma de variáveis aleatórias independentes de média finita e variância limitada é aproximadamente Normal, desde que o número de termos da soma seja suficientemente grande (Murteira, 2007).

Esta distribuição é muito característica da maior parte das variáveis que são estudadas normalmente. Geralmente a distribuição normal aparece quando estudamos situações em que a variável de estudo é resultado de uma amostra de factores independentes (Oliveira, 2006).

A função densidade de uma variável com distribuição normal é dada pela seguinte expressão:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \times e^{\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (6)$$

Trata-se de uma distribuição com dois parâmetros, μ e σ^2 , que representa a média da variável e sua variância respectivamente (Oliveira, 2006):

$$X \sim N(\mu, \sigma^2)$$

Na Figura 24 pode ver-se um exemplo gráfico da função densidade de probabilidade:

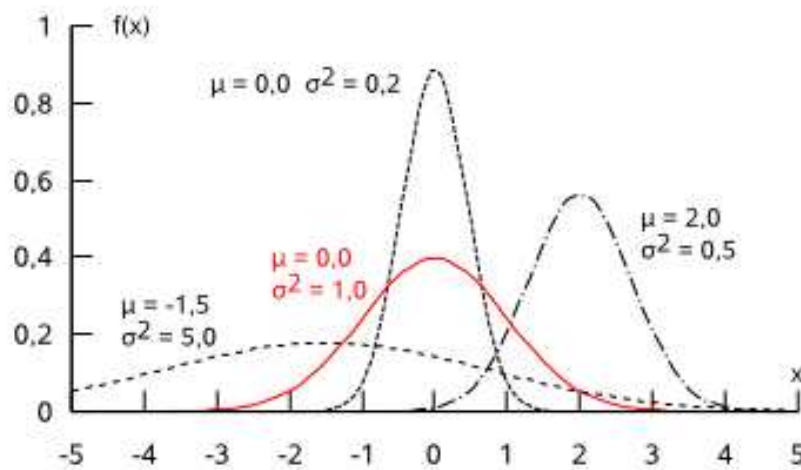


Figura 24 – Exemplo Função Densidade de Probabilidade, Distribuição Normal.

A função distribuição de probabilidade é calculada segundo o seguinte integral:

$$F(x) = \int_0^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \times e^{\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)} dx \quad (7)$$

Porém este integral não tem uma solução analítica exacta, esta expressão tem de ser obtida através de métodos numéricos. Um exemplo de uma função distribuição de probabilidade:

$$X = -2\ln(u_i) \times \cos(2\pi\vartheta_i) \quad (8)$$

Na Figura 25 é apresentado um exemplo gráfico da função distribuição de probabilidade:

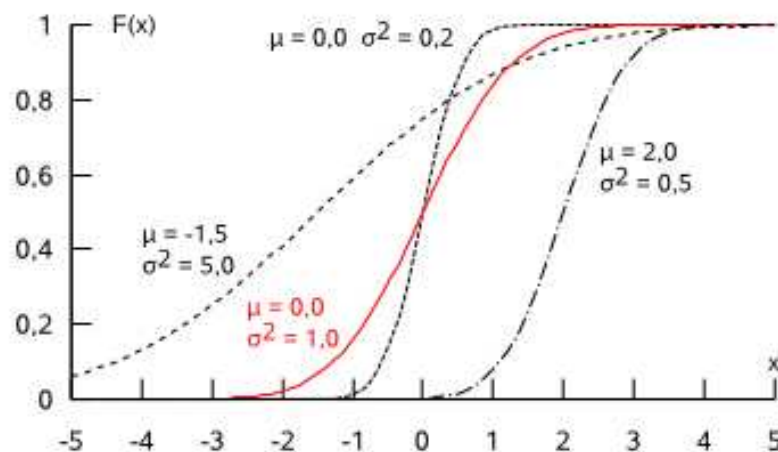


Figura 25 - Exemplo Função Distribuição de Probabilidade, Distribuição Normal.

2.5.3. DISTRIBUIÇÃO WEIBULL

A distribuição Weibull tem o nome do seu autor Waloddi Weibull. É uma distribuição de probabilidade contínua, muito utilizada para estudos relacionados com o tempo de vida de equipamentos e estimativa de falhas. É bastante similar a outras distribuições nomeadamente a distribuição normal e exponencial.

A sua função densidade de probabilidade é dada pela seguinte expressão:

$$f(x; k, \lambda) = \frac{k}{\lambda} \left(\frac{x}{\lambda}\right)^{k-1} e^{-(x/\lambda)^k} \quad (9)$$

, para $x \leq 0$ e $f(x; k, \lambda) = 0$ e para $x > 0, k > 0$ e $\lambda > 0$

É necessário referir que o parâmetro k representa o parâmetro de forma e λ representa o parâmetro de escala da distribuição.

Na Figura 26 é apresentado um exemplo gráfico desta distribuição:

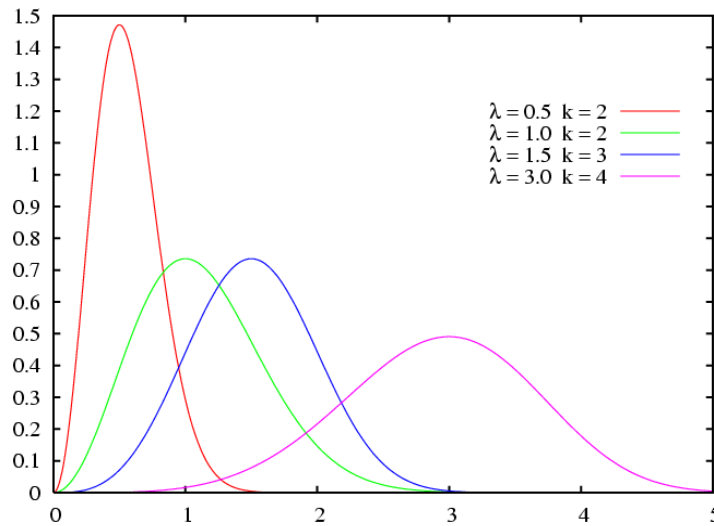


Figura 26 - Exemplo Função Densidade de Probabilidade da Distribuição Weibull.

Quanto à função distribuição de probabilidade encontra-se definida pela seguinte função:

$$F(x; k, \lambda) = 1 - e^{-(x/\lambda)^k}, \text{ para } x > 0 \quad (10)$$

Um exemplo da sua representação gráfica é apresentado na Figura 27:

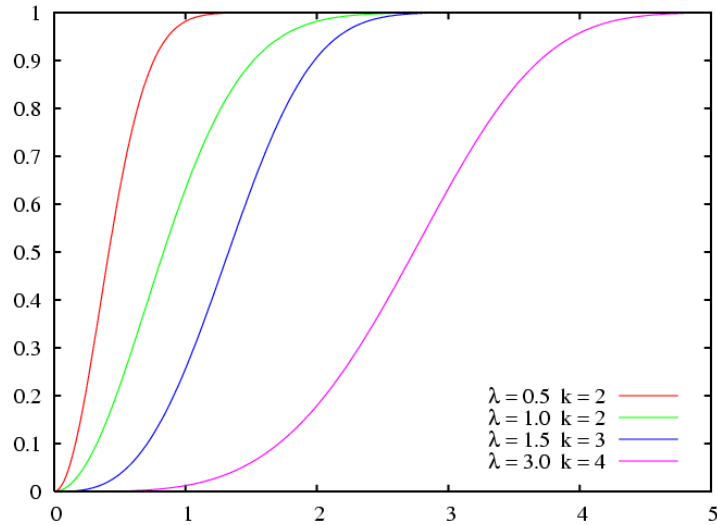


Figura 27 - Exemplo Função Distribuição de Probabilidade da Distribuição Weibull.

2.6. RESULTADOS

Os resultados analisados consistem numa análise de comparação entre duas formas de indicadores estatísticos. Por um lado temos a média e intervalo de confiança e no outro, os percentis de 10%, 90% e a mediana. A partir dos resultados obtidos foram calculados estes parâmetros como 2 grupos de análise. Para tal é necessário ter alguns conhecimentos básicos de estatística descritiva que a seguir se descrevem.

2.6.1. ANÁLISE DESCRITIVA

A Mediana é uma medida de localização do centro da distribuição da amostra e normalmente esta medida divide em metades iguais o conjunto de observações. A mediana é o valor que permite referir que 50% dos valores da amostra são inferiores e os restantes 50% são superiores.

$$F(M_e) = \frac{1}{2} \quad (11)$$

É importante referir que para se determinar a mediana de uma amostra de observações, em primeiro lugar a amostra deve ser ordenada de forma crescente.

Caso a amostra tenha um número par, a mediana toma o valor médio dos dois valores que estão na posição mais próxima do centro, como podemos verificar na seguinte equação:

$$M_e = \frac{x_{n/2} + x_{n/(2+1)}}{2} \quad (12)$$

Caso contrário, ou seja, se a amostra for ímpar, a mediana toma o valor da amostra que ocupa a posição central:

$$M_e = x_{(n+1)/2} \quad (13)$$

É importante analisar os valores extremos tomados na amostra, pois permite-nos verificar a existência de valores excepcionais.

Normalmente são verificados quais os valores máximos e mínimos da amostra, porém é também importante obter quais os cinco maiores e menores valores da amostra. Esta análise possibilita a compreensão dos resultados, concluindo pela sua proximidade ou disparidade.

Os quantis, que é onde estão incluídos os percentis, os decis e os quartis, são medidas de localização que consistem na divisão de uma amostra em duas partes, uma igual ou inferior e outra igual ou superior ao quantil pretendido, [0-100%].

Os quantis mais frequentes para análises de amostras são os de 25% (Q_1), de 50% que é equivalente à mediana e 75% (Q_3). Estes quartis permitem uma análise mais específica do conjunto amostral.

A variância, que por sua vez é dada pelo quociente entre a soma dos quadrados dos desvios de cada valor observado em relação à média da amostra e relativamente ao tamanho da amostra.

$$S_x = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (14)$$

O desvio padrão é sempre positivo e quanto maior for a dispersão da amostra, maior é o valor do desvio padrão. Quando o valor do desvio padrão apresenta valor nulo, significa que todas as observações são iguais e conclui-se que não existe variabilidade (Murteira, 2007).

2.6.2. INFERÊNCIA ESTATÍSTICA

A inferência estatística é um procedimento que permite chegar a conclusões acerca de determinadas distribuições mas também usar a probabilidade para determinar o nível de fiabilidade dessas conclusões. (Oliveira, 2006)

Este procedimento tem por base um raciocínio indutivo. Ou seja, procura-se obter conclusões de um caso particular, para depois se poder generalizar segundo o que foi concluído. Este tipo de raciocínio é completamente oposto ao raciocínio matemático que é do tipo dedutivo. (Oliveira, 2006)

Em estatística quando se pretende estimar um parâmetro denominamos de estimador do parâmetro em estudo. Ao resultado obtido através da função de uma determinada função para o devido efeito chamamos de estimativa. O estudo de um determinado estimador é efectuado a partir da sua distribuição de amostragem.

Existem dois tipos de estimativa, estimativas pontuais e estimativas por intervalos. A estimativa pontual é uma estimativa de um parâmetro por um único valor ao contrário de uma estimativa por intervalos que consiste em calcular um intervalo em torno da estimativa por ponto de tal forma que ele possua uma probabilidade conhecida. Ou seja que existe um nível de confiança associado, de forma a conter o verdadeiro valor que se quer estimar. Este intervalo é conhecido por intervalo de confiança (Oliveira, 2006).

Um estimador é uma variável aleatória que é caracterizado por uma determinada distribuição de probabilidade. Assim é possível obter-se um intervalo centrado na estimativa com uma grande probabilidade que o verdadeiro valor do parâmetro que se quer conhecer pertence a esse intervalo de confiança. Estes permitem analisar a incerteza de uma estimativa (Oliveira, 2006).

Quando a variância, σ^2 , é desconhecida, a variável definida como sendo a principal deixa de o ser, porque para além da média, μ , depende do desvio padrão, σ que é também desconhecido. O intervalo de confiança para a média, μ , tendo em conta as propriedades da distribuição Normal pode ser calculado da seguinte forma (Murteira, 2007):

$$\varepsilon = \frac{\bar{X} - \mu}{S' / \sqrt{n}} \sim \varepsilon(n - 1), \quad (15)$$

com $\bar{X}$ – valor esperado, μ – valor médio da amostra, S' – desvio padrão da amostra.

Para se poder calcular o intervalo de confiança é necessário estabelecer um grau de confiança. Normalmente esse grau de confiança toma valores entre [85- 99] %. Depois de definido o grau de confiança do intervalo é possível calcular a sua amplitude através do seguinte intervalo (Murteira, 2007):

$$\text{Intervalo de Confiança}, IC^\beta = (\bar{x} - \varepsilon; \bar{x} + \varepsilon), \text{ em que } \beta - \text{grau de confiança} \quad (16)$$

2.7. TRABALHOS ANTERIORES NA ÁREA DA HIGROTÉRMICA

No artigo, “*Método de Monte Carlo em simulações térmicas de edifícios - A Monte Carlo method for thermal building simulation*”, foi usado o método de Monte Carlo para se encontrar uma aproximação da distribuição de temperaturas de um edifício. Estas técnicas de simulação são demasiadamente simplificadas e ao utilizarmos um método determinístico podemos concluir que os modelos poderão ser complexos e estocásticos. Um novo método que pode ser usado baseia-se no método de Monte Carlo para encontrar distribuição de entrada típica, usado em conjunto com um modelo determinístico de construções tradicionais de simulação térmica. A distribuição de saída é calculada através de uma amostra devidamente seleccionada de distribuição de entrada.

Usando a radiação e entrada de dados da temperatura para se realizarem simulações terão de ser simulados em separado e então o efeito em conjunto é encontrado através de uma convolução numérica integral. Esta convolução integral é apenas válida para variáveis independentes entre si, sendo apresentado um estudo de verificação para vários edifícios e um conjunto de diferentes renovações de ar. Completada esta verificação experimental do método, temos de verificar a medição da distribuição de temperaturas dentro de 5 anos, para 5 diferentes taxas de renovação de ar para o mesmo número de edifícios.

Se os parâmetros forem considerados separadamente, os resultados são também aceitáveis. O método é muito prático e de fácil compreensão, podendo ser usado em conjunto com qualquer método determinístico e ainda pode incluir mais variáveis. Tendo que para isso definir a distribuição estatística da variável de entrada. Então, através de uma verificação por comparação dos resultados obtidos com o novo método e os resultados globais obtidos depois de ser realizarem as simulações de todos os dias para os mesmos períodos e dados climáticos. Obtidos os resultados que demonstram um erro médio previsto para a temperatura de 0,68 °C e um desvio padrão de 1.37 °C, pode concluir-se que o novo método de Monte Carlo é uma boa aproximação (Haarhof e Mathews, 2006).

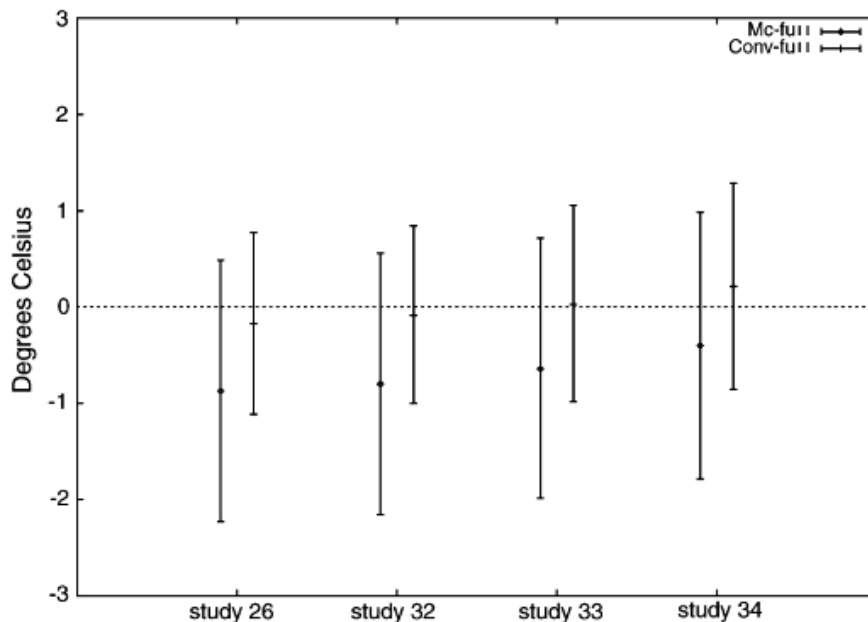


Figura 28 – Média e desvio padrão para as diferentes zonas do edifício em estudo.

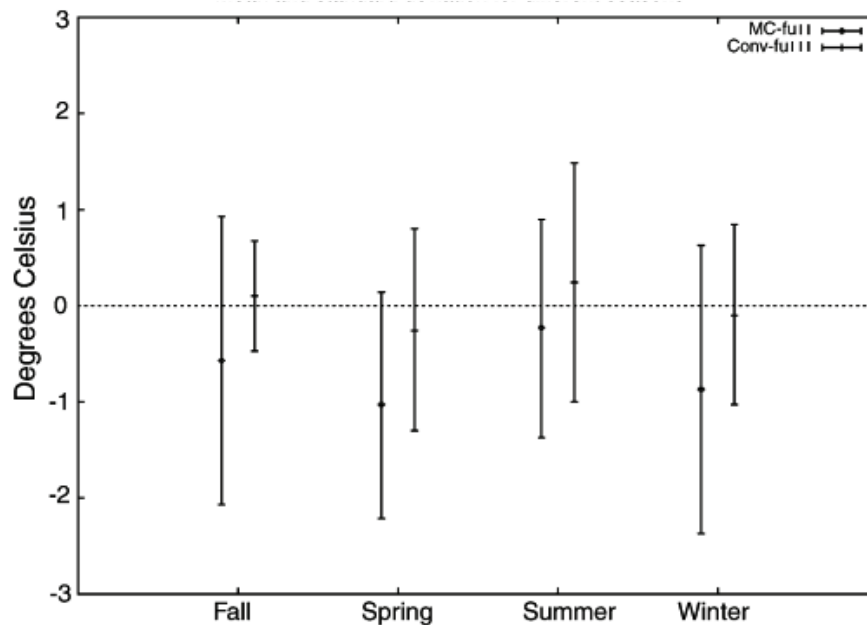


Figura 29 – Média e desvio padrão para as diferentes estações do ano.

Segundo o artigo, ***“Desempenho térmico de um edifício ventilado naturalmente usando um algoritmo combinado do comportamento probabilístico dos ocupantes e determinístico de calor e modelos de balanço de massa - Thermal performance of a naturally ventilated building using a combined algorithm of probabilistic occupant and deterministic heat and mass balance models”***, foi realizado um estudo para analisar o comportamento dos ocupantes relativamente à ventilação natural e os efeitos que estes parâmetros têm durante o Verão no desempenho térmico dos edifícios.

Foi desenvolvido um algoritmo comportamental, algoritmo *Yun*, que representa, como já foi referido, a probabilidade do comportamento dos ocupantes e usar este algoritmo num programa de simulação dinâmica de energia. O núcleo deste algoritmo é baseado na série de Markov e no método de Monte Carlo, para integrar vários modelos probabilísticos no uso de procedimentos dinâmicos de energia. O desempenho do algoritmo *Yun* é demonstrado para ocupantes activos, médios e passivos num conjunto de construções de escritórios.

Os resultados obtidos através das simulações, indicam que a temperatura de um escritório ocupado por um ocupante com uma participação mais activa é de 26,8 °C menor do que se fosse por um ocupante passivo. A comparação de resultados foi efectuada através de um outro algoritmo comportamental desenvolvido por Humphreys, utilizando valores obtidos em pesquisas que permitem prever o efeito das janelas abertas no comportamento térmico e do uso de energia nos edifícios.

Com este estudo, pôde concluir-se que ambos os algoritmos podem conduzir a previsões semelhantes. Porém os resultados obtidos pelo algoritmo *Yun* reflectem de forma bastante mais satisfatória os efeitos observados no uso das janelas (Yun, Tuohy, e Steemers, 2008).

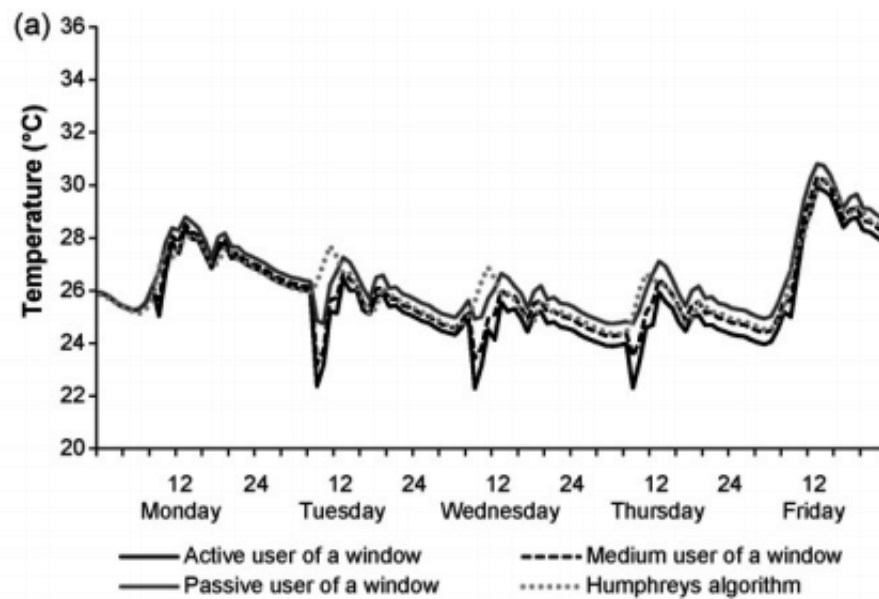


Figura 30 – Comparação dos resultados de acordo com o algoritmo de Yun e de Humphreys.

No artigo “*Comparação e combinação de um modelo factorial e de Monte Carlo em Análise de sensibilidade - Comparison and Combination of factorial and Monte-Carlo design in Sensitivity Analysis*” é feita uma análise de sensibilidade dos parâmetros de entrada de um programa de simulação. É através de uma comparação entre o método de Monte Carlo clássico e um novo método baseado em planeamento fraccionário. A vantagem do planeamento factorial é que este consegue obter mais informações para uma quantidade equivalente de trabalho. Existem poucas ferramentas para o planeamento factorial fraccionário, os procedimentos para seleccionar o melhor projecto deveria ser muito mais amigável para se poder usar este procedimento de uma forma geral. O comportamento numérico é objecto de estudo, sendo analisadas também as suas vantagens, pois o novo método dá mais informações para um número equivalente de simulações.

Os dois métodos podem ser combinados e construir assim um mapa de incertezas de produção para todo o domínio, determinado pela variação de alguns parâmetros de entrada. Os métodos ilustrados em analisam o comportamento da ventilação, as relações do vento e a variação de forças (Fürbringer, Roulet, 1995).

No seguinte artigo foi estudado e demonstrado o potencial que a eficiência energética trouxe à construção civil. Segundo os seus autores existe um grande potencial de poupança e poucas soluções baseadas no mercado de eficiência energética. Considerando que há falhas no mercado residencial, mesmo com melhoria da eficiência não existe qualquer tipo de poupança.

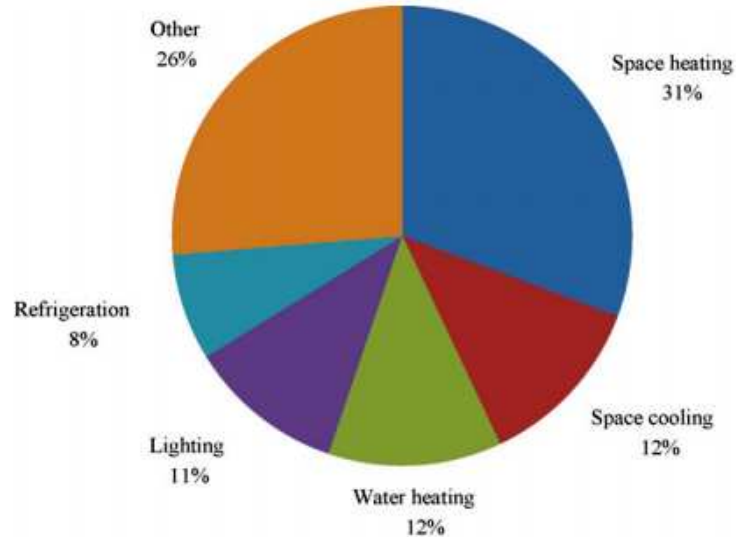


Figura 31 – Ilustração da percentagem de energia consumida pelo sector residencial de utentes.

O estudo pretende construir um modelo para extrair lucros através da economia da energia não recuperáveis por uma empresa de energia residencial baseados no mercado de serviços. Para tal, foi usado uma simulação de Monte Carlo do custo e desempenho para várias melhorias em conjunto com um modelo hipotético para obtermos informações gerais de viabilidade financeira dessas empresas (Soratana, Marriott, 2009).

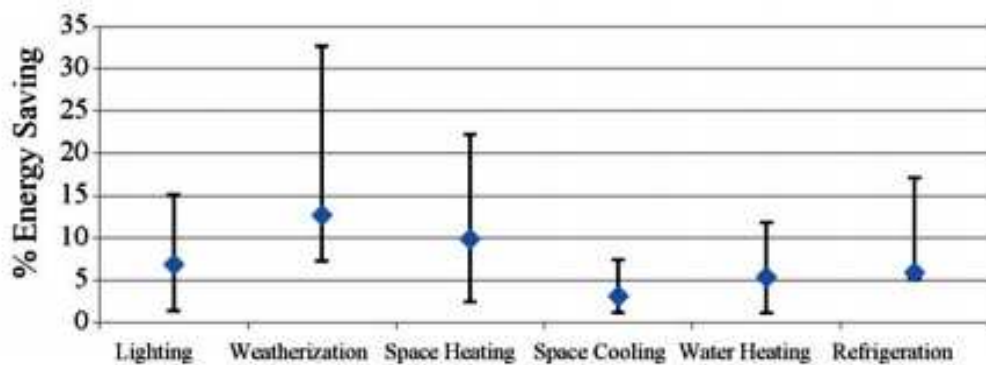


Figura 32 - Percentagem de energia economizada pelos diferentes aparelhos, do total de energia consumida através da simulação do modelo.

Como se sabe a meteorologia é um processo dinâmico e pouco previsível. No artigo, **“Modelo meteorológico estocástico para a construção de sistemas AVAC - Stochastic weather model for building HVAC systems”**, percebeu-se que um ano típico ou padrão não são suficientes para reescrever o comportamento aleatório do tempo. O modelo apresentado neste artigo é baseado num vector auto-regressivo da serie “VAR”. Existem diversos factores que influenciam o comportamento térmico dos edifícios, como por exemplo o meio ambiente, os ganhos internos causados pelos ocupantes, o abrir e fechar das janelas e portas, e as cortinas que podem impedir a entrada do sol para dentro dos espaços.

A partir dos resultados de validação pode observar-se que o modelo estocástico de tempo é essencial para podermos fazer o “retrato” do clima real e da precisão obtida para a aplicação do modelo do tempo na simulação estocástica e análise probabilística de sistemas de climatização de edifícios (Hong, e Jiang, 1995).

Segundo o artigo, **“Análise probabilística de infiltração de ar em edifícios baixos - Probabilistic analysis of air infiltration in low-rise buildings”**, o modelo probabilístico PROMO aplicado ao problema de infiltração de ar em edifícios de baixa altitude. Este modelo é baseado em dados climáticos aleatórios, enquanto a taxa de renovação de ar é calculada usando os resultados das medições das diferenças de pressão entre o meio exterior e o interior do edifício. O modelo de cálculo permite fazer uma estimativa do efeito da variação das condições climáticas sobre a troca de ar em edifícios. Os valores de saída são probabilísticos e são dados sob a forma da função densidade de probabilidade da taxa de renovação de ar, constituindo um motivo de análise da confiabilidade da ventilação.

O modelo é valido com base nas medições obtidas para a casa. Os resultados obtidos através do modelo PROMO são baseados em distribuições que têm como base parâmetros micro-climáticos e estão em acordo com os resultados da taxa de renovação de ar calculados a partir de uma grande escala de medições de pressão. O modelo PROMO é aplicado para analisar a troca de ar causado pela infiltração de ar numa casa situada perto de Gotemburgo (Pietrzyk, Hagentoft, 2007).

No seguinte artigo, **“Comportamento dos ocupantes na simulação de um edifício inteiro - User behavior in whole building simulation”**, é evidenciado que o consume de energia nos edifícios está sem dúvida ligado às suas características operacionais, tipo de utilização do espaço e o comportamento dos seus ocupantes. Como é evidente, o comportamento dos ocupantes de um determinado espaço devido à sua presença e também à actividade desenvolvida no edifício de forma a tentar melhorar as condições ambientais do interior. Neste estudo, o comportamento dos ocupantes no desempenho do edifício foi avaliado de forma a avaliar os requisitos para soluções de projecto, para podermos ter edifícios mais robustos na influência do comportamento dos seus ocupantes.

Os resultados do estudo indicam que para determinados comportamentos, os edifícios devem ser analisados em pormenor para se efectuar um projecto de construção que deverá ser optimizado para determinados tipo de ocupantes e respectivas actividades (Hoes, Hensen, Loomans, Vries, e Bourgeois, 2009).

No artigo, ***“Análise de incertezas na simulação de construção com técnicas de Monte Carlo - Uncertainty analysis in building simulation with Monte Carlo techniques”***, as simulações computacionais de edifícios são hoje em dia muito utilizadas para podermos prever o desempenho dos edifícios e os efeitos provocados por mudanças no projecto. O efeito sobre as previsões geradas por incertezas nos dados de entrada é raramente avaliado. Contudo, se se quantificar o desempenho do edifício simulado, este pode ser descrito com uma variada gama de possibilidades, dada a incerteza inerente aos dados de entrada

Este estudo pretende ir mais além, avaliando o efeito da incerteza do modelo inicial e do modelo para alteração do projecto. Depois de serem criados os modelos, são analisados através de testes estatísticos para se poder a quantificar a importância de mudança no desempenho dos edifícios, ou seja, a mudança do projecto produziu uma diferença real no desempenho dos edifícios, ou será que a mudança do desempenho fica perdida na faixa dos erros previstos. Neste estudo, o método de quantificar o efeito global de incertezas sobre as previsões e como analisar e diferenciar uma mudança significativa ou insignificativa. São aplicados então em dois modelos para se exemplificar a importância de se quantificar o efeito das incertezas (Burhenne e Jacob, 2009).

Este estudo, ***“Comparação de técnicas de amostragem sobre o desempenho de Monte Carlo baseado em análise de sensibilidade - Comparison of sampling techniques on the performance of Monte-Carlo based on sensitivity analysis”***, analisa o desempenho do método do Hipercubo latino de amostragem simples, aleatória e estratificada quando aplicado a simulações de um problema típico de construção. Foi escolhido o problema de ventilação natural porque tem um tempo de cálculo relativamente curto possibilitando múltiplas análises de sensibilidade serem realizadas, tendo sempre em atenção os efeitos do vento e temperatura. O estudo mostra que, em comparação com uma amostra simples e aleatória, a amostragem do Hipercubo latino produz resultados que não são significativamente diferentes com o aumento da robustez (menor variância na previsão média).

Contudo, este não deve ser levado em conta, pois são necessárias mais simulações com o Hipercubo Latino de amostragem estratificada. Analisando os resultados observados e baseados em trabalhos anteriores, percebe-se que a análise de incerteza do método de Monte Carlo, aplicada a simulações típicas de edifícios deve usar-se no mínimo 100 simulações para uma amostra simples e aleatória (Macdonald, 2009).

No seguinte artigo, ***“Comportamento dos ocupantes na simulação de um edifício inteiro - User behavior in whole building simulation”***, é evidenciado que o consume de energia nos edifícios está sem dúvida ligado às suas características operacionais, tipo de utilização do espaço e o comportamento dos seus ocupantes. Como é evidente, o comportamento dos ocupantes de um determinado espaço devido à sua presença e também à actividade desenvolvida no edifício de forma a tentar melhorar as condições ambientais do interior. Neste estudo, o comportamento dos ocupantes no desempenho do edifício foi avaliado de forma a avaliar os requisitos para soluções de projecto, para podermos ter edifícios mais robustos na influência do comportamento dos seus ocupantes.

Os resultados do estudo indicam que para determinados comportamentos, os edifícios devem ser analisados em pormenor para se efectuar um projecto de construção que deverá ser optimizado para determinados tipo de ocupantes e respectivas actividades (Hoes, Hensen, Loomans, Vries, e Bourgeois, 2009).

3

ESTUDO DE CASO

3.1. ENQUADRAMENTO GERAL

O objectivo deste capítulo consiste em apresentar o estudo de caso. Pretende-se também explicar a necessidade deste estudo no âmbito da higrotérmica e todos os parâmetros que têm influência no comportamento dos edifícios. Este edifício já foi alvo de estudo na dissertação “Optimização da Resistência Térmica da Envolvente de Edifícios Escolares” elaborada por Patrícia Santos em 2010, apresenta-se em seguida uma síntese das características principais desse modelo.

3.2. DESCRIÇÃO DO CASO EM ESTUDO

3.2.1. INTRODUÇÃO

O edifício em estudo pertence a uma escola localizada na freguesia de Gueifães, concelho da Maia inaugurada em 1982 com o nome de Escola Preparatória da Maia, frequentada por 218 alunos e um corpo docente de 22 professores e 14 funcionários. No ano seguinte, em 1983, a escola é frequentada por 523 alunos e a sua designação é alterada para Escola Preparatória de Gueifães.

Mais tarde, com a entrada em vigor da portaria 497/85, a escola passa a designar-se Escola C+S de Gueifães. De forma a proporcionar melhores condições aos alunos é submetida a obras de melhoramento, estando estas obras terminadas em 1986, comportando assim um total de 750 alunos distribuídos do 5º ao 8 anos.

Mais tarde, e como consequência do aumento da escolaridade obrigatória até ao 9º ano, a escola atingiu a sua capacidade máxima tendo de sofrer novamente obras de melhoramento e ampliação.

Já em 2001, a escola volta a sofrer uma alteração de nome passando assim a Escola Básica 2,3 de Gueifães. Actualmente, a escola tem em média 800 alunos a frequentar as suas instalações.



Figura 33 - Vista aérea da escola (Santos, 2010).

O edifício em estudo é o bloco assinalado na figura 33. É um bloco um pouco mais pequeno mas representa perfeitamente a constituição do resto dos edifícios da escola, pois todos têm o mesmo tipo de construção e utilização. O bloco tem uma capacidade de cerca de 50 alunos divididos por 2 salas.

3.2.2. LOCALIZAÇÃO E CLIMA

Como já foi referido anteriormente, a escola localiza-se em Gueifães, concelho da Maia, na região do Porto.

O clima nesta região é temperado, típico de Portugal continental. Durante a estação de aquecimento as temperaturas em geral não descem abaixo dos 0 °C, e no Verão raramente ficam acima dos 30 °C. (Santos, 2010)

3.2.3. HORÁRIO DE OCUPAÇÃO

A ocupação do edifício em estudo, como se trata de um edifício escolar, sabemos que não é permanente. Como tal, é necessário entender quais os seus horários de funcionamento, pois o número de pessoas e equipamentos existentes condicionam o número de renovações de ar.

Geralmente todas as escolas iniciam a sua actividade escolar em datas semelhantes, e os períodos de férias e de encerramento do ano lectivo também são praticamente os mesmos. O calendário escolar é normalmente estipulado pelo Ministério da Educação e é assim que os estabelecimentos de ensino se regem. No quadro 2 temos a informação disponibilizada no site do ministério, onde podemos observar a data de início e fim para cada período escolar.

Quadro 2 – Calendário Escolar 2009/2010

Início	Fim
10 -15 de Setembro	18 de Dezembro
4 de Janeiro	26 de Março
12 de Abril	8 - 18 de Junho

As interrupções para o período de férias são as seguintes:

Quadro 3 – Interrupções do ano lectivo 2009/2010

Interrupções	Datas
1 ^a	19 de Dezembro a 3 de Janeiro
2 ^a	15 a 17 de Fevereiro
3 ^a	27 de Março a 11 de Abril

3.2.4. CARACTERIZAÇÃO DA ENVOLVENTE OPACA

A planta apresentada na figura 34, ilustra o bloco de salas de aula que vamos ter como objecto de estudo. Embora o edifício seja constituído por 2 salas, como têm igual comportamento térmico funcionam apenas como uma zona térmica.

Apesar de o edifício não estar orientado exactamente a Norte, consideramos esta orientação de forma a simplificar a formulação do caso de estudo.

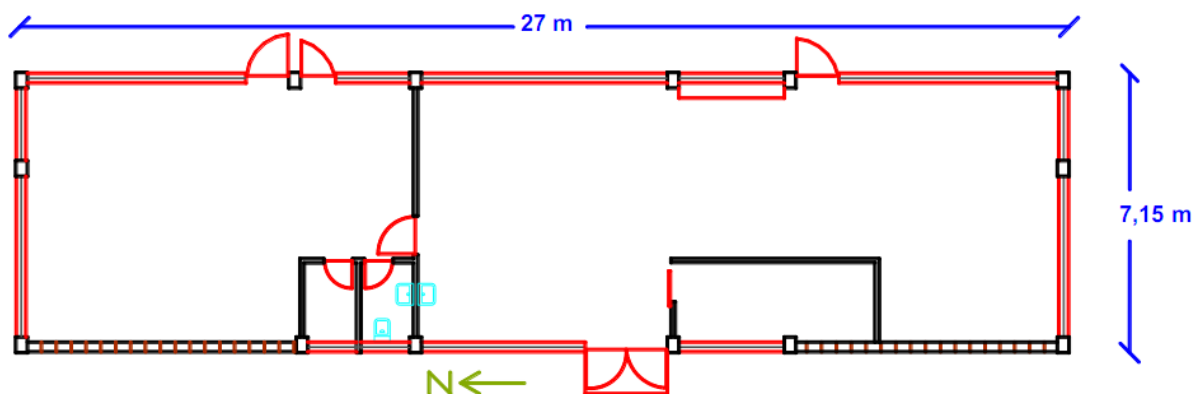


Figura 34 – Planta ilustrativa do edifício escolar em estudo (Santos, 2010).

As paredes, pavimento e tecto são constituídas por betão à vista, excepto a parede da fachada principal que contém tijolo maciço e betão pintado como podemos verificar na figura 35.



Figura 35 – Alçado Este do edifício escolar (Santos, 2010).

Como se sabe, os vãos envidraçados têm uma parcela muito importante no comportamento térmico dos edifícios. No edifício da escola em estudo, o vão de envidraçados correspondem a 35% da área da fachada e a fachada com maior número de envidraçados é a fachada orientada a Oeste, (Figura 36).



Figura 36 – Alçado Oeste do edifício escolar (Santos, 2010).

Dos vãos envidraçados, desconhecem-se as suas características. Apenas dispomos das características da caixilharia que é de alumínio e o vidro é simples. Também foi possível verificar quem em cima da laje de cobertura foram colocadas placas de fibrocimento que impede a acção directa da radiação solar na laje de cobertura.

3.2.5. GANHOS INTERNOS

Sabe-se que o consumo de energia em edifícios não depende apenas da envolvente e das condições ambientais. Além destes factores e no caso específico de uma escola, os ganhos internos também são afectados pelo número de ocupantes e a iluminação existente nas salas de aulas (Santos, 2010).

Para podermos calcular os ganhos internos transmitidos pelos alunos, é necessário perceber qual a intensidade da actividade desenvolvida pelos mesmos, a fim de se verificar se existe mais ou menos transmissão de calor ao ambiente.

Para redefinir o tipo de actividade desenvolvida na sala de aula, foi necessário consultar a norma ISO 7730, (Suíça, 2005), no anexo B encontramos um quadro onde podemos verificar taxas de metabolismo para diferentes actividades. No caso de alunos numa sala, em que temos um tipo de actividade praticamente sedentária, a taxa metabólica é de 70 W/m^2 , o que em termos de potência é igual a 126 Watt por pessoa. Relativamente à iluminação, podemos concluir que a potência pode variar entre 10 e 20 W/m^2 aproximadamente, e para efeitos de cálculo considerou-se uma potência de 15 W/m^2 (Santos, 2010).

3.2.6. RENOVAÇÃO DE AR

A qualidade do ar é um factor muito importante em todos os edifícios, e como tal a renovação de ar é fundamental no comportamento dos edifícios. As renovações de ar têm uma influência relevante nas temperaturas interiores dos edifícios.

A escola não tem qualquer tipo de sistemas mecânicos que possam realizar a ventilação necessária durante o tempo em que a sala de aula está ocupada. A ventilação é feita apenas pela acção dos ocupantes na sala, ou seja, os ocupantes é que poderão determinar a abertura ou não de janelas e portas para permitir que a ventilação natural se realize.

Actualmente, nas escolas portuguesas já foram tomadas algumas acções no sentido de melhorar esta questão, de forma a introduzir sistemas de ventilação que permitem uma melhor qualidade do ar. De acordo com o RSECE, podemos verificar que estipula uma renovação de $30 \text{ m}^3/\text{h}$ por ocupante. Como o edifício tem uma ocupação constituída por cerca de 50 pessoas, a renovação horária terá de ser de $1500 \text{ m}^3/\text{h}$ para com o exterior (Decreto de lei nº 79-2006).

Como dispomos das características do edifício e conhecendo as suas dimensões, podemos obter o volume. Dividindo o caudal total a renovar pelo volume obtemos o numero de renovações horárias a manter no edifício para que este satisfaça as condições mínimas impostas pelo RSECE (Santos, 2010).

Nesta dissertação, as renovações horárias e a variação do número de ocupantes vão ser os parâmetros que serão importantes para percebermos como afectam o comportamento dos edifícios. Para tal, vão ser usados diferentes valores de renovações de ar e diferentes números de ocupantes para realizar simulações através do programa Energy Plus e perceber como variam as temperaturas interiores.

4

APLICAÇÃO DO MÉTODO DE MONTE CARLO AO CASO DE ESTUDO

4.1. ENQUADRAMENTO GERAL

No presente capítulo apresenta-se a aplicação do método de Monte Carlo ao caso de estudo. Como Já foi referido o principal objectivo desta dissertação consiste na simulação de diferentes renovações de ar e diferentes números de ocupação do edifício em estudo de modo a avaliar a variação das temperaturas interiores num edifício escolar.

Os diferentes valores usados na ventilação do edifício foram gerados aleatoriamente e o número de ocupantes é também diversificado. Pois, tratando-se de um edifício escolar, sabe-se que tem horários de ocupação definidos e o número de ocupantes varia ao longo do dia. Numa primeira fase realizaram-se simulações com uma amostra de ventilação gerada aleatoriamente e mantendo fixo o número de ocupantes. Depois foram também efectuadas simulações em que a ventilação se manteve fixa e fez-se variar o número de ocupantes. Por fim, escolheram-se alguns valores da amostra gerada para o primeiro caso e variou-se também o número de ocupantes.

Depois de serem gerados os valores pretendidos para a ventilação (a geração da amostra aleatória da ventilação segundo uma determinada distribuição), esta foi utilizada para realizar simulações higrótérmicas através do programa *EnergyPlus* aplicado ao caso prático descrito no Capítulo 3.

Para a análise das temperaturas interiores, foram escolhidos dois meses, o mês de Janeiro para representar o Inverno e o mês de Maio representativo da Primavera. Foram escolhidos estes dois meses, porque, como se sabe as escolas não funcionam em pleno nos meses de Verão. Por isso, o objectivo é efectuar a simulação em dois meses com climas diferentes, que representassem também o comportamento higrótérmico do edifício para o qual foi construído.

Neste contexto, neste capítulo vai ser demonstrado como foram obtidos os valores da amostra criada, tendo em conta uma média, um desvio padrão e considerando uma distribuição estatística muito utilizada para caracterizar a ventilação. É descrito o método para a geração dessa amostra e apresentados os resultados das respectivas simulações com os diferentes números de ocupantes e a variação da ventilação.

4.2. DADOS

4.2.1. VENTILAÇÃO

A ventilação é um aspecto bastante relevante no comportamento térmico dos edifícios. A ventilação natural consiste em trocas de ar entre o meio exterior e interior provocando uma diminuição da temperatura.

A ventilação dos espaços é uma preocupação que tem vindo a tomar importância nos projectos de térmica. A renovação do ar permite que este não fique saturado, contribuindo assim para uma melhor qualidade do ar. Devido às diferentes utilizações dos edifícios, aos diferentes comportamentos dos ocupantes que os frequentam ou neles trabalham, este parâmetro ganha bastante importância na qualidade do ar e no comportamento térmico dos edifícios.

A renovação de ar é um factor muito importante quando estamos a analisar o comportamento de temperaturas interiores, pois em conjunto com outros parâmetros pode influenciar de forma significativa o comportamento térmico-energético dos edifícios.

Neste trabalho foi considerado que a ventilação segue uma distribuição normal ou Gaussiana, tomando para o caso em estudo uma média de 2,2 renovações por hora, valor calculado por Santos (2010). No entanto, o seu desvio padrão era desconhecido. Porém, no estudo efectuado por Pietrzyk e Hagentoft (2007), foram calculadas para essa distribuição normal uma média e um desvio padrão. Assim é então possível estimar o desvio padrão relativo à média de 2,2 renovações por hora através do coeficiente de utilizado em Pietrzyk e Hagentoft (2007).

Considerando o estudo de Pietrzyk e Hagentoft (2007) – modelo de cálculo:

- Média $\mu = 0,262 \text{ Rph}^{-1}$
- Desvio padrão $\sigma = 0,077 \text{ Rph}^{-1}$

Para se poder calcular o coeficiente de variação usamos a seguinte fórmula:

$$CV = \frac{\sigma}{\mu} \quad (18)$$

Assim é fácil determinar o desvio padrão para a média $\mu = 2,2$:

- Modelo de Cálculo:

$$CV = \frac{0,077}{0,262} = 0,294$$

Assim para o caso em estudo teremos uma renovação horária média de 2,2 e um desvio padrão de 0,650. Estes parâmetros serão usados na geração da amostra pretendida, supondo que a renovação horária segue uma distribuição normal.

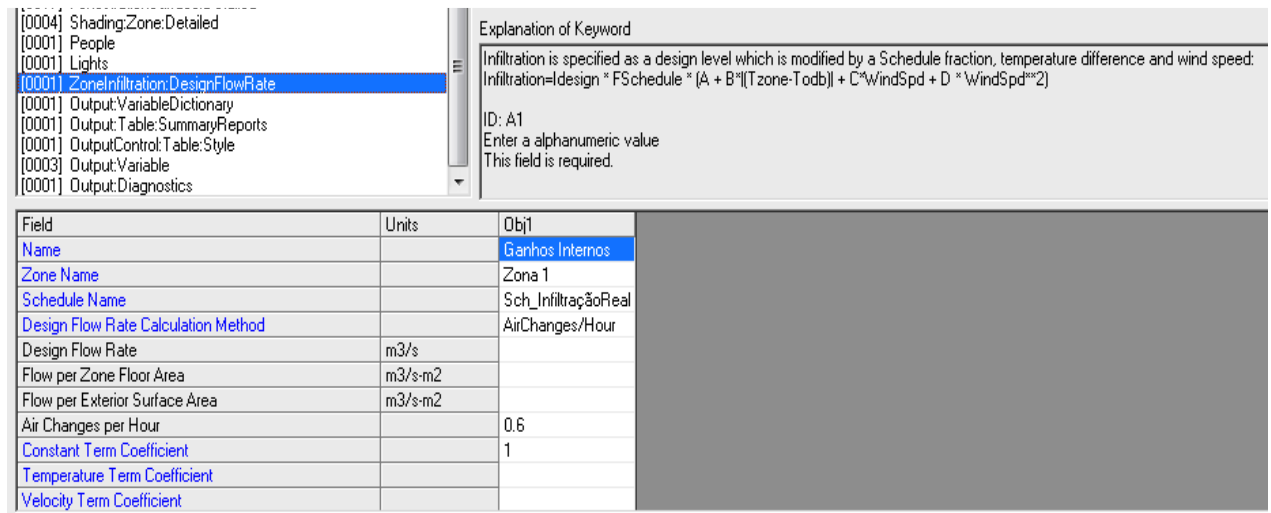


Figura 37 - Grupo Zone Infiltration Design Flow Rate.

Na Figura 37 está identificado o campo no programa *EnergyPlus* que nos permite modificar as renovações horárias de ar dentro das salas de aula.

É importante referir que a ventilação nocturna simulada no edifício é em função da ventilação que é simulada durante o período diurno num factor de redução de 0,6.

4.2.2. PESSOAS

O número de pessoas é variável ao longo do dia, uma vez que existem períodos em que a sala pode estar mais ou menos cheia, devido a situações que são alheias a este estudo, como por exemplo o docente não comparecer, comparecerem mais ou menos alunos, etc.

No programa *EnergyPlus* foi necessário proceder à alteração de um campo como mostra a Figura 38:

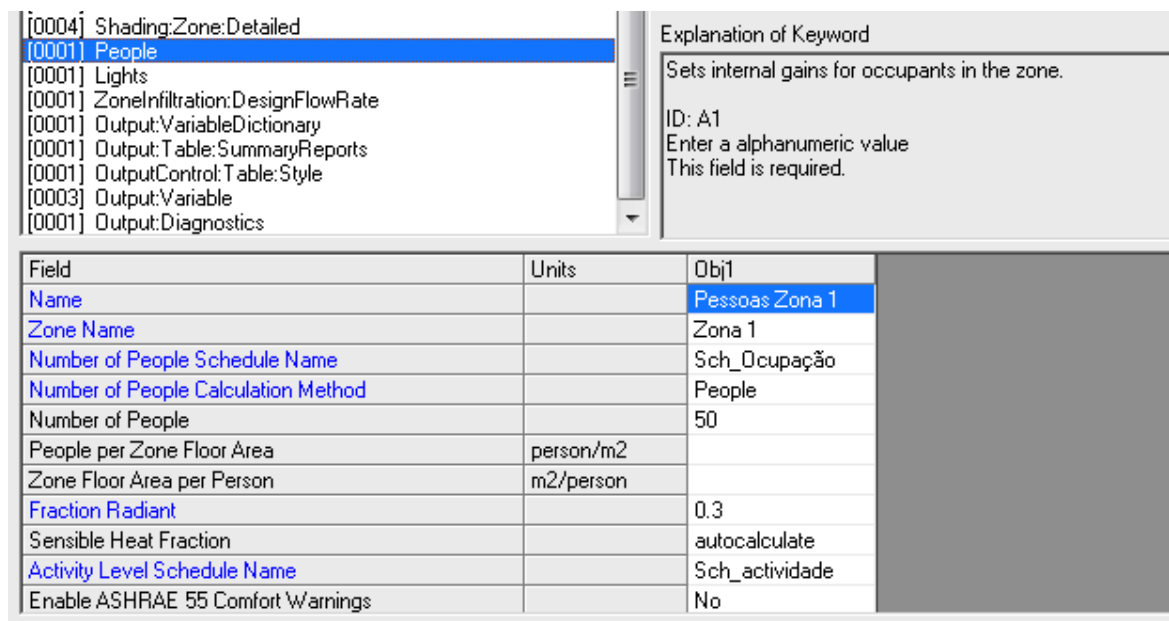


Figura 38 – Grupo People.

Assim, consideramos que o número de pessoas (ocupantes do edifício escolar), tem a distribuição representada na Figura 39:

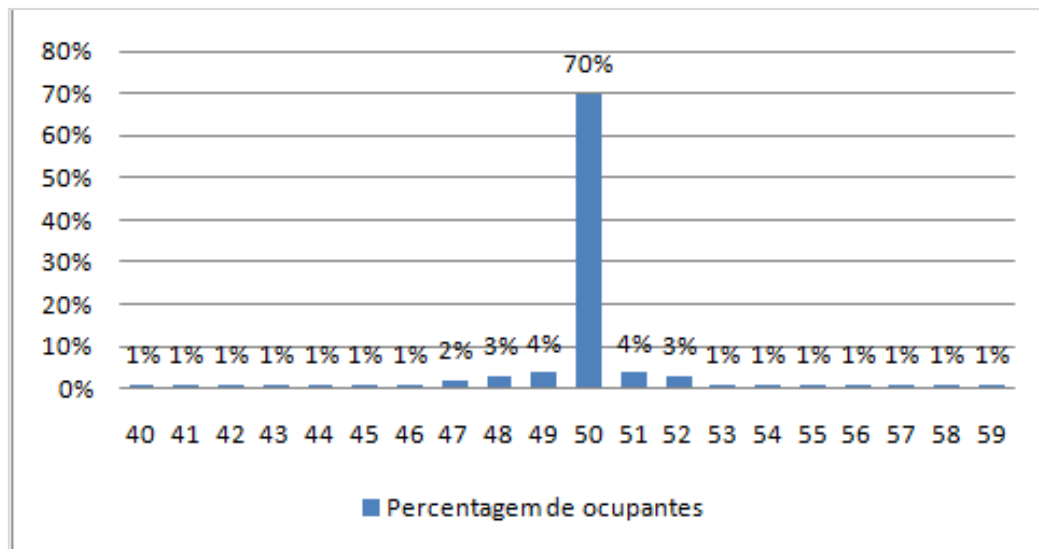


Figura 39 – Distribuição dos ocupantes do edifício escolar.

4.2.3. OCUPAÇÃO

O edifício, como já referido anteriormente, pertence a uma escola, e por isso a sua ocupação é sazonal e com períodos do dia em que se encontra com uma menor ou maior afluência de alunos. Com base nesta informação, temos de ter atenção ao facto de existirem horários fixos de entrada e saída de alunos, funcionários e docentes que condicionam as temperaturas interiores das salas de aulas.

Numa sala de aula, os alunos e docentes têm uma parte importante na contribuição dos ganhos internos. Contudo, a iluminação e os aparelhos eventualmente existentes também terão influência na temperatura interior do edifício. A Figura 40 apresenta os campos no qual a iluminação e os equipamentos podem ser contabilizados.

Field	Units	Obj1
Name		Iluminação
Zone Name		Zona 1
Schedule Name		Sch_Ocupação
Design Level Calculation Method		Watts/Area
Lighting Level	W	
Watts per Zone Floor Area	W/m2	15
Watts per Person	W/person	
Return Air Fraction		0
Fraction Radiant		0.72
Fraction Visible		0.18
Fraction Replaceable		1
End-Use Subcategory		General
Return Air Fraction Calculated from Plenum Temperature		No
Return Air Fraction Function of Plenum Temperature Co		
Return Air Fraction Function of Plenum Temperature Co	1/K	

Figura 40 – Grupo Lights.

Neste contexto, foi necessário programar no *EnergyPlus* os horários de ocupação do edifício, assim como definir os dias em que existem férias, interrupções e feriados. No programa foi ainda criado um grupo com o objectivo de se indicarem os diferentes parâmetros, como se pode verificar na Figura 41:

[0004] ShadingZone:Detailed [0001] People [0001] Lights [0001] ZoneInfiltration:DesignFlowRate [0001] Output:VariableDictionary [0001] Output:Table:SummaryReports [0001] Output:Control:Table:Style [0003] Output:Variable [0001] Output:Diagnostics		Explanation of Keyword Irregular object. Does not follow the usual definition for fields. Fields A3... are: Through: Date For: Applicable days (ref: Schedule:Week:Compact) Interpolate: Yes/No (ref: Schedule:Day:Interval) -- optional, if not used will be "No" Until: <Time> (ref: Schedule:Day:Interval) <numeric value> words "Through","For","Interpolate","Until" must be included.							
Field	Units	Obj1	Obj2	Obj3	Obj4	Obj5	Obj6	Obj7	Obj8
Name		Sch_infiltration	Sch_actividade	Sch_work_efficiency	Sch_air	Sch_clothing	Sch_Ocupação	Sch_Palás	Sch_InfiltraçãoReal
Schedule Type Limits Name		Fraction	Any number	Any number	Any number	Any Number	Fraction	Any number	Fraction
Field 1	varies	through:12/31	through:12/31	through:12/31	through:12/31	Through: 12/31	Through: 1/3	through:12/31	Through: 1/3
Field 2	varies	For:alldays	For:alldays	For:alldays	For:alldays	For: WinterDesignD	For: AllDays	For:alldays	For: AllDays
Field 3	varies	Until:24:00	Until:24:00	Until:24:00	Until:24:00	Until: 24:00	Until: 24:00	Until:24:00	Until: 24:00
Field 4	varies	1	126	0.5	0.1	1.3	0	0	0.27
Field 5	varies					For: AllOtherDays	Through: 2/14		Through: 2/14
Field 6	varies					Until: 24:00	For: Weekdays		For: Weekdays
Field 7	varies					0.5	Until: 8:00		Until: 8:00
Field 8	varies						0		0.27
Field 9	varies						Until: 13:00		Until: 13:00
Field 10	varies						1		1
Field 11	varies						Until: 14:00		Until: 14:00

Figura 41 – Grupo Schedule: Compact.

4.3. AMOSTRAGEM

4.3.1. MÉTODO CONGRUENCIAL MULTIPLICATIVO

O método congruencial multiplicativo é um algoritmo de geração de números pseudo-aleatórios. Os números são gerados através da seguinte fórmula:

$$X_{n+1} = (a \times X_n + c) \times \text{mod}(m), n \geq 0, \quad (19)$$

Em que X_0 é o valor inicial também designado por semente, a é o multiplicador, c é um incremento e m é o módulo. A escolha destes parâmetros deverá ser cuidadosa porque é condicionante para o comprimento do período da sequência de números aleatórios. O parâmetro m é o parâmetro que condiciona o comprimento do período, ou seja, se quisermos um período grande teremos de usar um m o maior possível.

O algoritmo acima apresentado é muito simples mas bastante poderoso, tendo em conta a escolha correcta dos parâmetros a , c e m . Para fazermos uma escolha adequada destes parâmetros temos de ter em conta o seguinte (Rosa e Junior, 2002):

- c e m são primos entre si.
- $b = a - 1$ é um múltiplo de p , para todo p primo divisor de m .
- b é um múltiplo de 4, se m é um múltiplo de 4.

A geração de números aleatórios é uma parte fundamental em simulações e para se gerar estes números é habitual que estes sigam uma distribuição uniforme entre 0 e 1. Depois de calculados todos os valores necessários para a amostra pretendida, segundo a distribuição uniforme (Figura 42), é possível transformar esta amostra de modo a obter números para qualquer distribuição de probabilidade.



Figura 42 – Representação gráfica da função densidade da distribuição Uniforme no intervalo $[a, b]$.

Para procedermos ao cálculo da amostra propriamente dito, terão de ser analisados os parâmetros b e c de modo a cumprirem os critérios anteriormente referidos, para que o tamanho da amostra seja razoável e para que o período de amostragem seja suficientemente grande, com o objectivo que o ciclo não se repita.

Ao gerar uma amostra através de um computador é importante referir que esta será necessariamente determinística ou seja pseudo-aleatória (Simões, 2010).

Existem, como em quase todos os problemas deste tipo, alguns problemas na geração de amostras aleatórias. Isto porque, se não forem bem definidos os parâmetros corremos o risco de estas não serem bem calculadas e teremos alguns problemas como por exemplo:

- Os números gerados não estarem distribuídos uniformemente.
- Os valores gerados podem apresentar valores discretos em vez de contínuos.
- Desvio na média.
- Desvio na variância.
- Podem existir:
 - Auto-correlações entre números.
 - Números crescentes ou decrescentes.
 - Podem ser gerados muitos números acima da média ou então muitos números abaixo da média.

Para que este seja um método com coerência e de forma a evitar os problemas em cima enunciados deve obedecer às seguintes condições:

- Rapidez.
- Portabilidade.
- Ciclo longo.
- Reprodutibilidade.
- Uniformidade e independência.

De referir, por fim que a escolha dos parâmetros a , c , m e X_0 pode influenciar muito as propriedades estatísticas e o comprimento do ciclo.

4.3.2. GERAÇÃO DE NÚMEROS ALEATÓRIOS PARA O CASO DE ESTUDO

Os parâmetros a , c , m e X_0 foram escolhidos de acordo com os critérios já enunciados anteriormente, ou seja:

- $a = 2,5$
- $c = 7$
- $m = 100$
- $X_0 = 30$

Com a escolha destes parâmetros pudemos obter a amostra de números aleatórios seguindo a distribuição Normal de média e desvio padrão apresentados nos Quadros 4 e 5.

Quadro 4- Geração de números aleatórios seguindo uma distribuição Normal de $\mu = 2,2$ e $\sigma = 0,65$.

X_{i+1}	Distribuição Uniforme [0;1]	Distribuição Normal [2,2;0,65]	X_{i+1}	Distribuição Uniforme [0;1]	Distribuição Normal [2,2;0,65]
82,0	0,82	2,7918	97,2	0,97	3,4353
12,0	0,12	1,4403	50,0	0,50	2,1999
37,0	0,37	1,9854	32,0	0,32	1,8973
99,5	1,00	3,8654	87,0	0,87	2,9269
55,8	0,56	2,2935	24,4	0,24	1,7513
46,4	0,46	2,1412	68,0	0,68	2,5018
22,9	0,23	1,7210	76,9	0,77	2,6759
64,3	0,64	2,4377	99,3	0,99	3,7863
67,9	0,68	2,4999	55,2	0,55	2,2850
76,6	0,77	2,6703	45,1	0,45	2,1200
98,6	0,99	3,6245	19,7	0,20	1,6488
53,6	0,54	2,2577	56,2	0,56	2,3015
40,9	0,41	2,0509	47,6	0,48	2,1610
9,2	0,09	1,3412	26,0	0,26	1,7839
30,0	0,30	1,8612	72,0	0,72	2,5764
82,0	0,82	2,7926	86,9	0,87	2,9266
12,1	0,12	1,4426	24,4	0,24	1,7508
37,2	0,37	1,9885	67,9	0,68	2,5005
99,9	1,00	4,3212	76,7	0,77	2,6722
56,9	0,57	2,3119	98,9	0,99	3,6701
49,2	0,49	2,1867	54,1	0,54	2,2670
29,9	0,30	1,8598	42,3	0,42	2,0747
81,9	0,82	2,7882	12,8	0,13	1,4654
11,6	0,12	1,4283	39,0	0,39	2,0192
36,1	0,36	1,9696	4,5	0,04	1,1016

Quadro 5- Geração de números aleatórios seguindo uma distribuição Normal de $\mu = 2,2$ e $\sigma = 0,65$ (continuação).

X_{i+1}	Distribuição Uniforme [0;1]	Distribuição Normal [2,2;0,65]	X_{i+1}	Distribuição Uniforme [0;1]	Distribuição Normal [2,2;0,65]
18,2	0,18	1,6123	25,0	0,25	1,7638
52,4	0,52	2,2393	69,5	0,69	2,5295
38,1	0,38	2,0035	80,7	0,81	2,7607
2,2	0,02	0,8918	8,8	0,09	1,3241
12,4	0,12	1,4525	28,9	0,29	1,8411
38,0	0,38	2,0017	79,4	0,79	2,7293
1,9	0,02	0,8560	5,4	0,05	1,1594
11,7	0,12	1,4307	20,4	0,20	1,6659
36,3	0,36	1,9728	58,1	0,58	2,3321
97,7	0,98	3,4855	52,2	0,52	2,2364
51,2	0,51	2,2187	37,6	0,38	1,9958
34,9	0,35	1,9487	1,0	0,01	0,7008
94,2	0,94	3,2159	9,6	0,10	1,3546
42,5	0,42	2,0775	30,9	0,31	1,8772
13,2	0,13	1,4782	84,2	0,84	2,8482
40,0	0,40	2,0367	17,5	0,17	1,5954
7,1	0,07	1,2495	50,7	0,51	2,2116
24,7	0,25	1,7576	33,8	0,34	1,9297
68,7	0,69	2,5157	91,5	0,91	3,0866
78,8	0,79	2,7177	35,7	0,36	1,9632
4,1	0,04	1,0744	96,3	0,96	3,3533
17,2	0,17	1,5885	47,7	0,48	2,1626
50,0	0,50	2,2005	26,2	0,26	1,7886
32,1	0,32	1,8990	72,6	0,73	2,5879
87,2	0,87	2,9344	88,4	0,88	2,9741

Na sequência deste método, foi obtida uma amostra de valores de dimensão razoável, que nos permitirá efectuar um número de simulações necessárias. Estes valores representam a ventilação de ar no edifício e a coluna usada para realizarmos as simulações é a da distribuição normal.

Os valores obtidos foram introduzidos no programa *EnergyPlus*, tal como foi indicado na Figura 34 deste capítulo, no campo “Air changes per hour”. No qual é possível, quando termina cada simulação obtermos uma folha de Excel, com os resultados as temperaturas interiores em cada parede do edifício escolar.

4.4. SIMULAÇÕES

4.4.1. SIMULAÇÕES REALIZADAS PARA A AMOSTRA ALEATÓRIA.

Neste subcapítulo pretende-se perceber como se comportam as temperaturas interiores no edifício escolar segundo os diferentes valores de ventilação. Esta amostra foi gerada a partir do método congruencial multiplicativo da qual se obteve os 100 valores de renovação de ar que estão nos Quadros 4 e 5 e consequentemente foram introduzidos no programa *EnergyPlus* para simular o comportamento térmico deste edifício escolar.

Neste primeiro caso foram realizadas simulações em que se manteve fixo o número de ocupantes considerando-se que estavam 50 pessoas na sala.

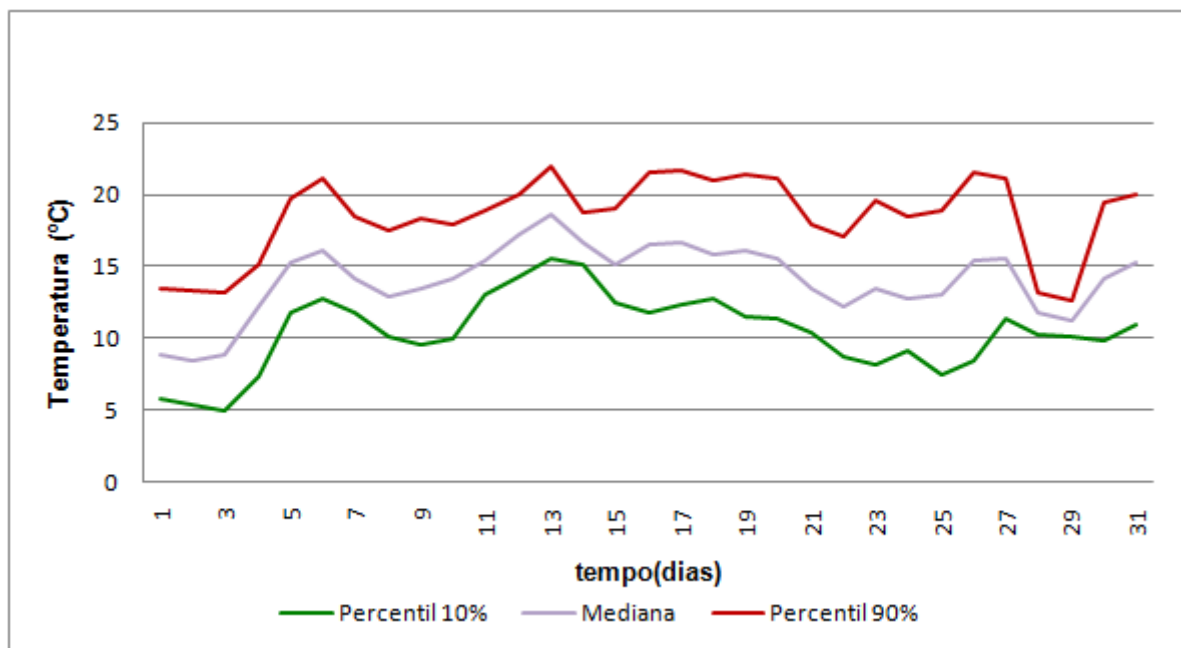


Figura 43 – Caracterização da amostra das temperaturas diárias registadas durante o mês de Janeiro.

Para obtenção dos resultados apresentados a Figura 43 foram escolhidos três percentis para representar a amostra das temperaturas interiores, o percentil de 10%, a mediana e o percentil de 90%. Como se pode ver na figura, as linhas dos percentis 10% e 90% têm entre si uma representação de 80% da amostra, por isso se encontram de certa forma mais afastadas. Contudo existem dias em que se pode ver uma aproximação e/ou afastamento não em simultâneo dos percentis relativamente à mediana. Assim, as temperaturas interiores caracteristicamente tomarão valores entre estes dois percentis.

Numa outra análise foi calculado o intervalo de confiança para a temperatura média diária com um grau de confiança de 95%. Pela Figura 44, pode-se verificar que a amplitude do intervalo de confiança é muito pequena. O verdadeiro valor da temperatura interior diária estará entre os limites superior e inferior do intervalo com 95% de confiança. Nestes termos, será muito pouco provável que existam temperaturas que fiquem acima ou abaixo do intervalo de confiança, a não ser que exista algum fenómeno meteorológico que não é possível prever, o que poderia conduzir à obtenção de temperaturas abaixo ou a cima destes valores. O facto de se manter fixo o número de ocupantes também condiciona a evolução da temperatura interior.

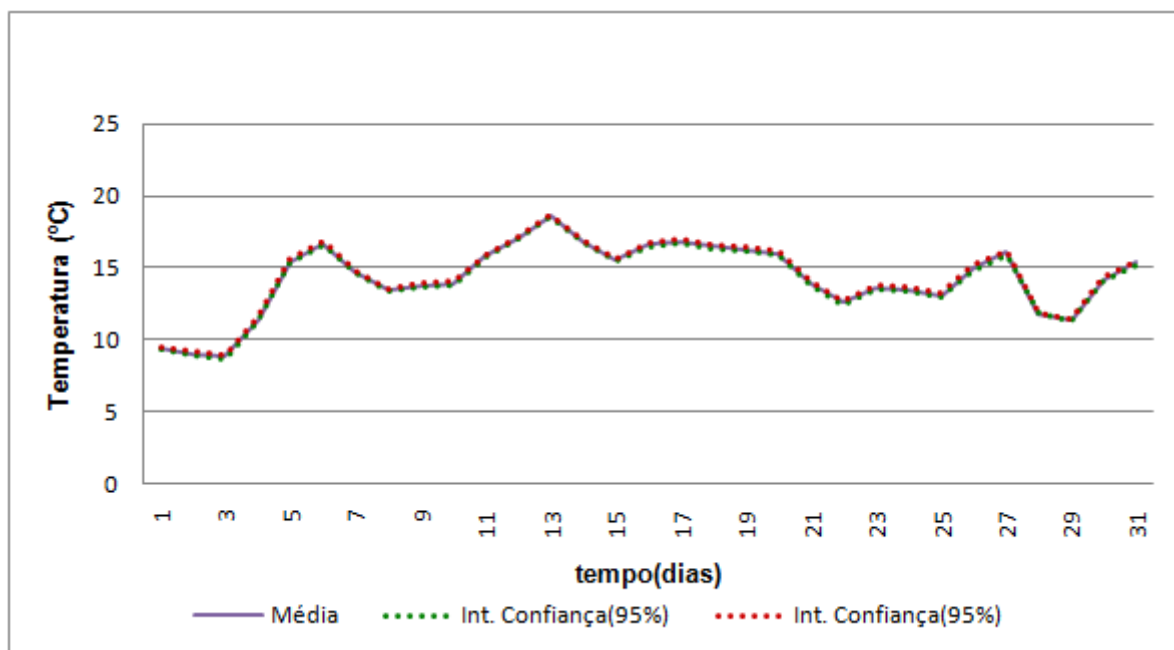


Figura 44 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, durante o mês de Janeiro.

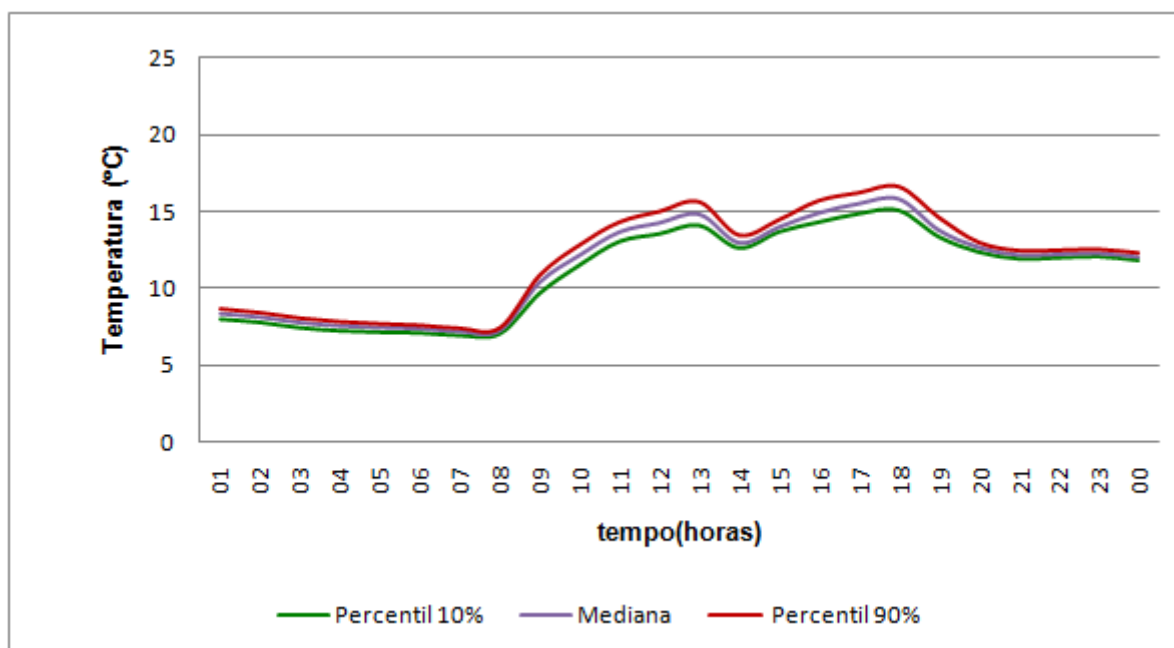


Figura 45 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 4 de Janeiro.

O dia mais frio do mês de Janeiro é o dia 3 porém nesse dia não havia ocupantes no edifício escolar devido à primeira interrupção (férias de Natal), logo foi considerado o dia seguinte, o dia 4, para um estudo particular do comportamento térmico diário do edifício escolar. Como se pode constatar na Figura 45, as temperaturas interiores representadas pelos percentis encontram-se muito próximas durante os períodos em que o edifício se encontra desocupado, ou seja durante a noite e no horário de almoço. Nesses períodos verifica-se pouca variabilidade nas temperaturas interiores. Isto deve-se ao facto de nestes períodos não existirem aulas, ou seja, a sala está vazia ao longo do período de aulas, as

linhas dos percentis afastam-se da mediana tornando o intervalo entre as linhas um pouco maior que nos restantes períodos, ou seja, a variabilidade é muito maior quando existe ocupação no edifício escolar.

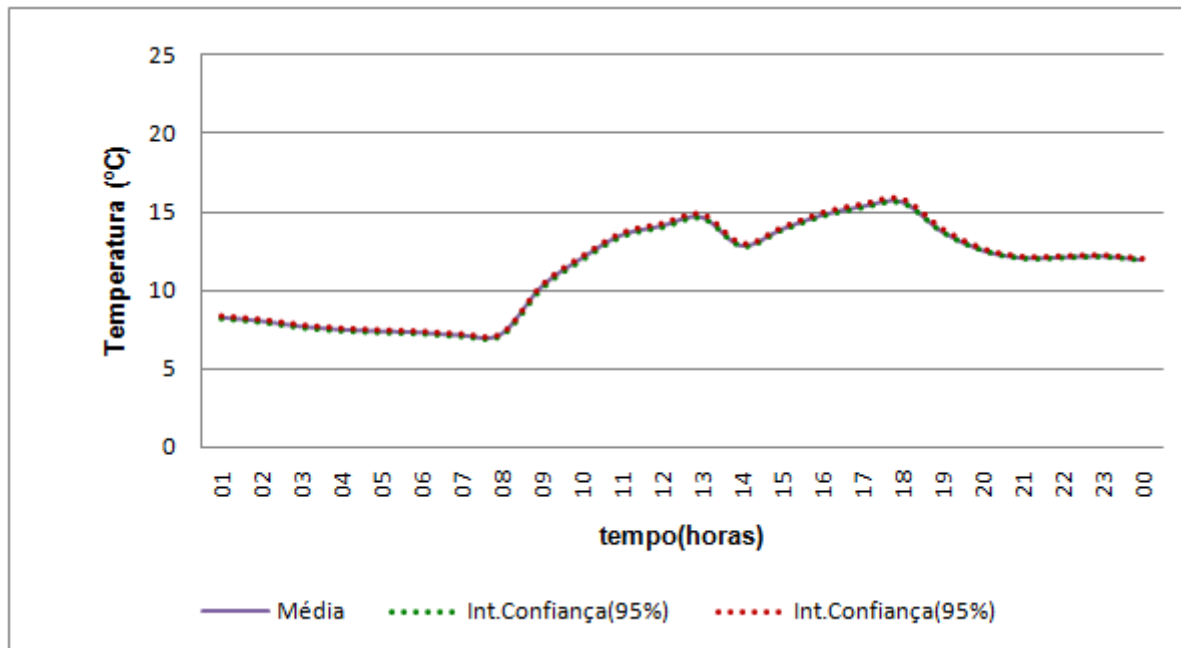


Figura 46 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 4 de Janeiro.

Analisando a Figura 46, pode dizer-se que a amplitude do intervalo de confiança é pequena. A amplitude do intervalo de confiança depende do desvio padrão, se este valor for pequeno, a amplitude do intervalo de confiança será mais pequena. Por isso é que o intervalo de confiança praticamente se confunde com a média.

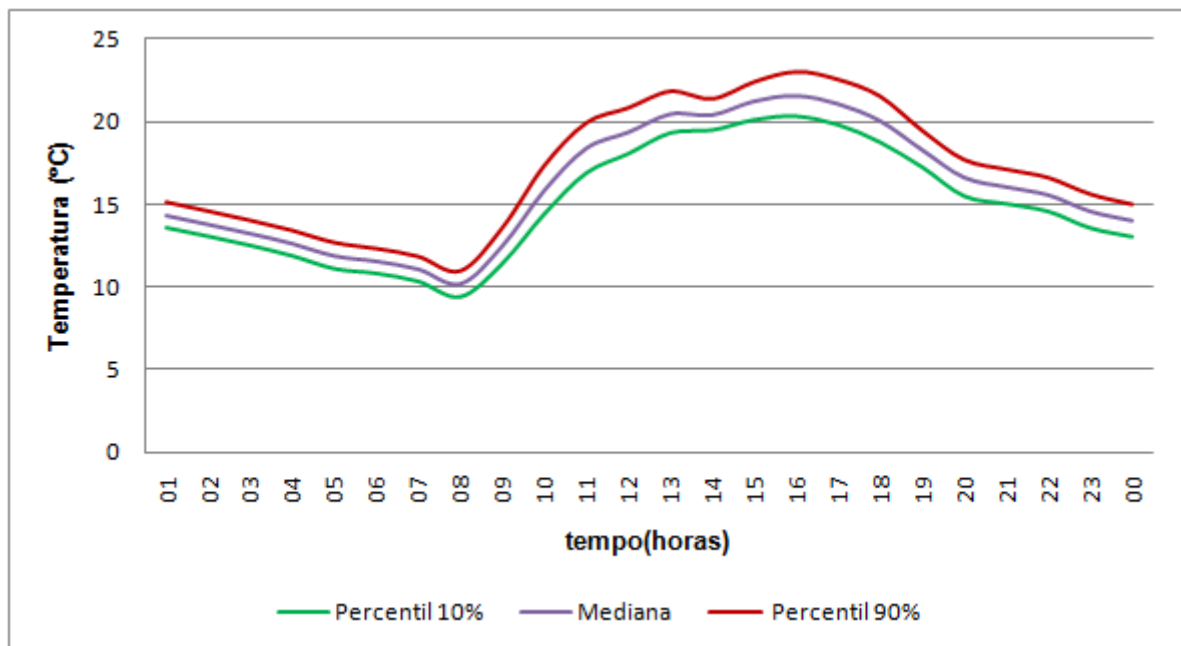


Figura 47 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 26 de Janeiro.

Foi também verificado o comportamento da temperatura interior no dia mais quente para o mês de Janeiro. Na Figura 47 é representada a mesma situação que na figura anterior mas com outros parâmetros em análise, a mediana e os percentis 10% e 90%. Neste caso, é mais evidente o afastamento entre os percentis 10% e 90% relativamente à mediana. Comparativamente com a Figura 46, existe uma maior variabilidade nas temperaturas interiores neste dia do que no dia 4 de Janeiro, mesmo nos períodos em que o edifício estava desocupado.

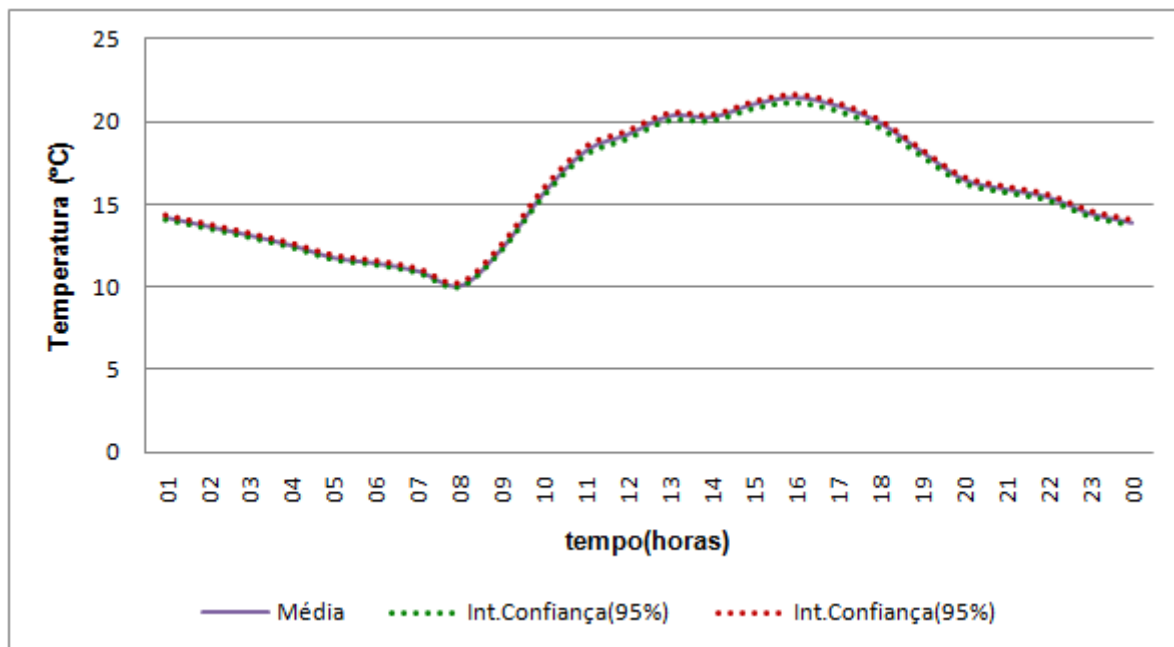


Figura 48 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 26 de Janeiro.

Como se pode ver na Figura 48, o comportamento das temperaturas médias interiores no dia 26 de Janeiro é praticamente idêntico ao do dia 4 (Figura 46), apesar de as temperaturas serem mais elevadas constata-se que a amplitude do intervalo de confiança é um pouco maior. Ou seja, durante os períodos de ocupação da sala existe uma maior variação das temperaturas. Porém, o nível de confiança fixado foi o mesmo em ambas as situações.

Isto acontece porque se estão analisar grandezas estatísticas diferentes. Num dos casos trata-se de inferência estatística (Figuras 46 e 48), e no outro caso trata-se de análise descritiva (Figuras 45 e 47).

Como foi referido anteriormente, foi também analisado o mês de Maio, pois este mês é bastante mais quente que o mês de Janeiro. É importante tentar perceber como é que o edifício se comporta numa situação em que as condições exteriores são consideravelmente diferentes daquela da analisada anteriormente.

Comparativamente com o mês de Janeiro, a amplitude de temperaturas no mês de Maio assume outras proporções, pois as temperaturas exteriores neste mês já são mais elevadas do que durante o mês de Janeiro. No entanto, é curioso notar que a variação das temperaturas interiores ao longo do mês de Maio (Figuras 49 e 50) é semelhante à variação verificada durante o mês de Janeiro (Figuras 43 e 44). Apesar disso, em alguns dias durante o mês de Maio, a variação das temperaturas interiores seja mais acentuada comparativamente ao mês de Janeiro.

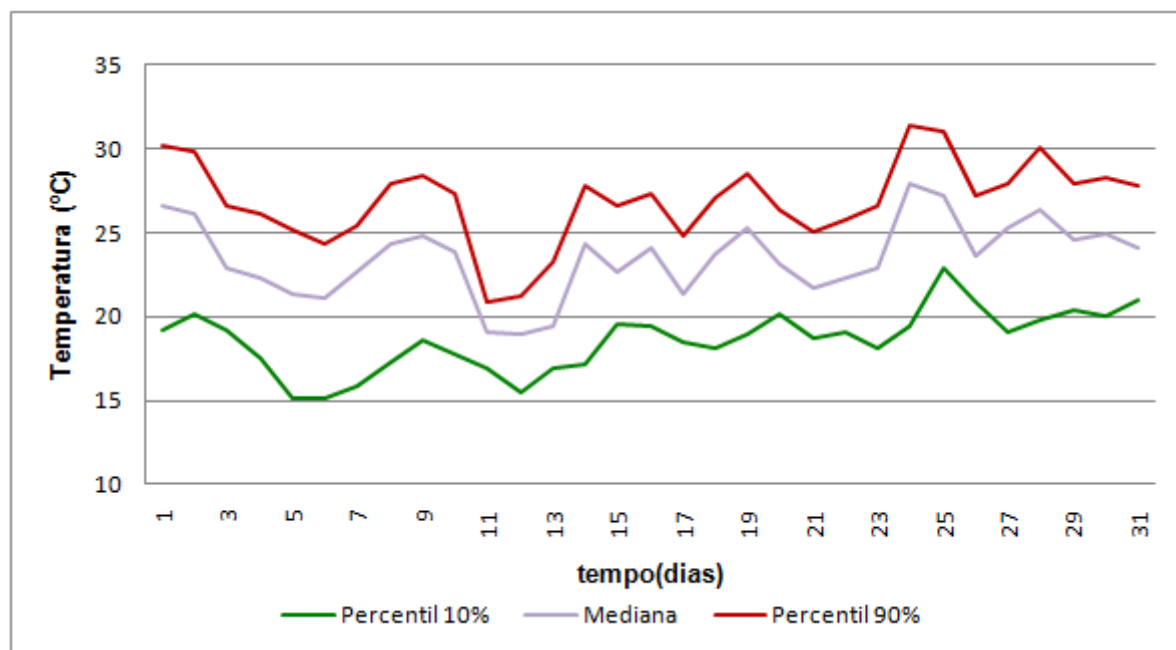


Figura 49 – Caracterização da amostra das temperaturas diárias registradas durante o mês de Maio.

Na Figura 50 são apresentadas as temperaturas médias diárias do mês de Maio para uma confiança de 95%. Como se pode verificar, existem períodos ao longo do mês em que o intervalo de confiança é maior e noutros em que o intervalo tem amplitude muito reduzida. As temperaturas interiores médias diárias na sala de aula em estudo estarão entre os limites dos respectivos intervalos com 95% de confiança.

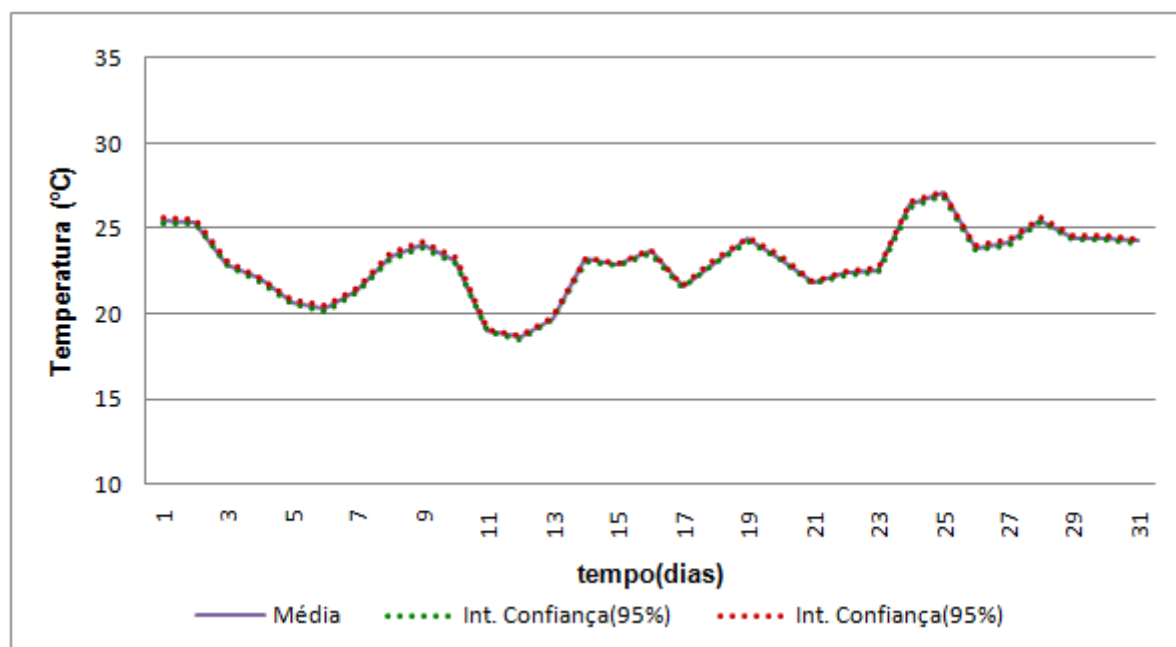


Figura 50 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança durante o mês de Maio.

Na Figura 51 e 52 estão representadas as temperaturas interiores para o dia em que a temperatura foi mais baixa neste mês, dia 5 de Maio.

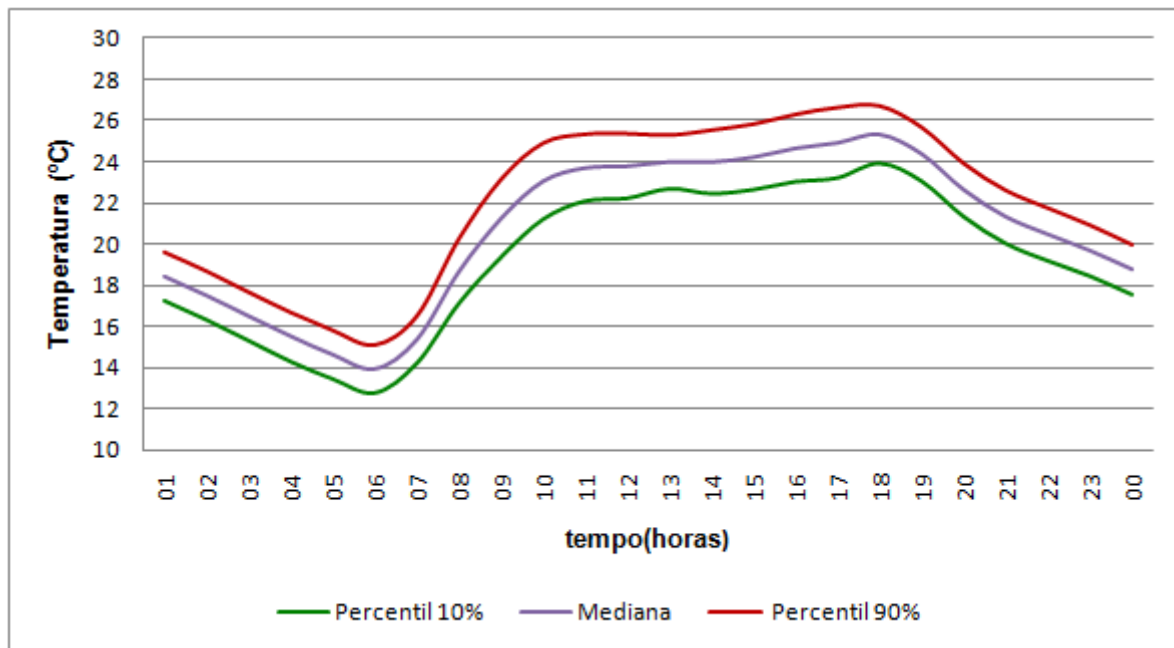


Figura 51 – Caracterização da amostra das temperaturas médias horárias registadas no dia 5 de Maio.

Na Figura 51, pode-se verificar um maior afastamento dos percentis 10 e 90% das temperaturas interiores registadas no dia 5 de Maio comparativamente aos dias anteriormente analisados. Facto que também é visível nos intervalos de confiança (Figura 52), a amplitude dos intervalos de confiança para as temperaturas médias horárias registadas no dia 5 de Maio é maior do que nos outros dias analisados.

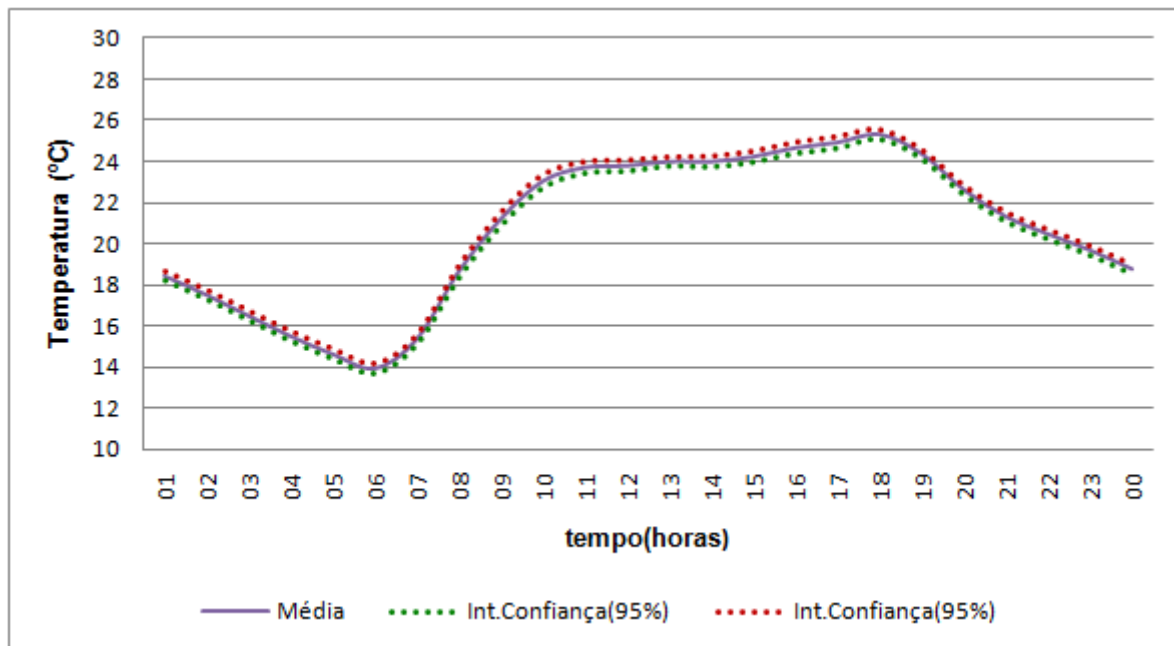


Figura 52 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 5 de Maio.

Nas Figuras 53 e 54 estão representadas as temperaturas interiores horárias registadas no dia 24 de Maio, dia em que se verificaram as temperaturas mais elevadas no mês de Maio.

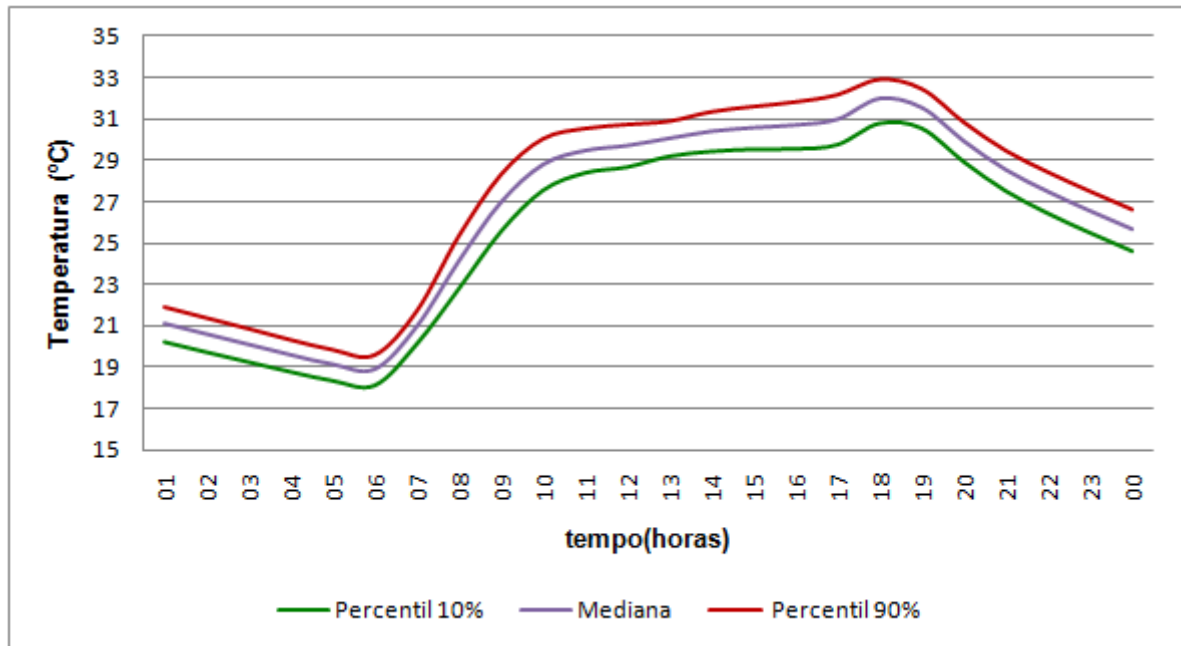


Figura 53 – Caracterização da amostra das temperaturas médias horárias registadas no dia 24 de Maio.

Nas Figuras 53 e 54, verifica-se bastante similitude com as Figuras 51 e 52, respectivamente. Os intervalos de confiança, a 95% de confiança, têm uma amplitude igual 10^{-2} . A diferença entre os percentis 10% e 90% é aproximadamente igual a 10^{-1} .

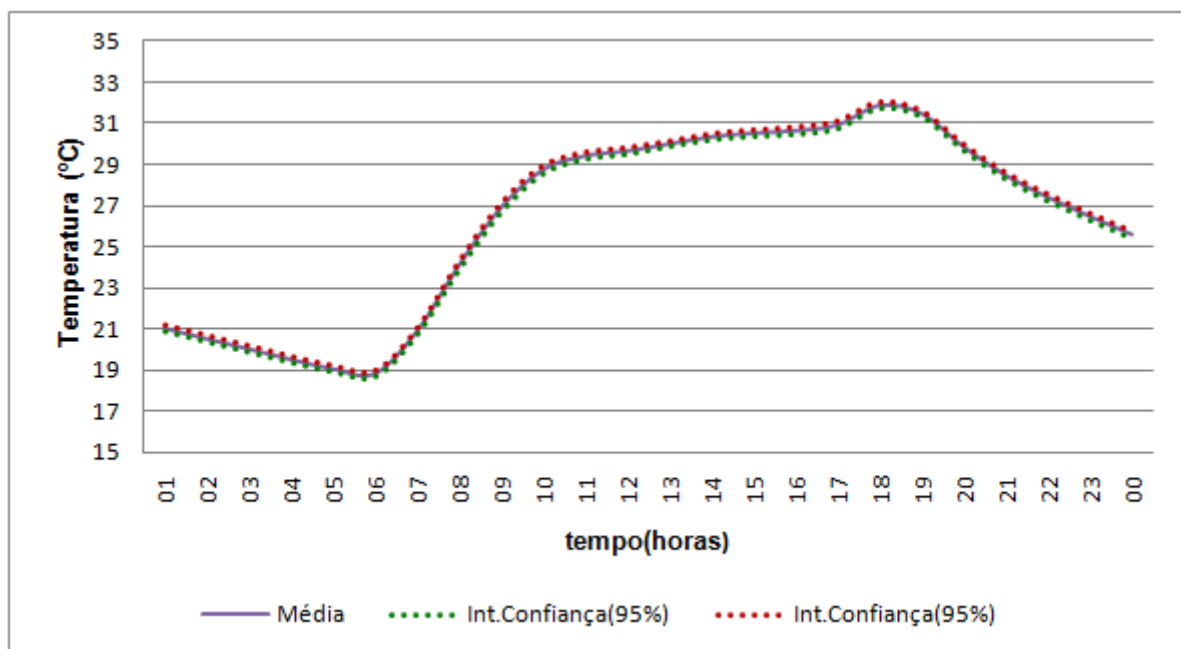


Figura 54 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias horárias interiores, a 95% de confiança, no dia 24 de Maio.

4.4.2. SIMULAÇÕES PARA UMA VENTILAÇÃO DE 2,2 E DIFERENTES NÚMEROS DE OCUPANTES.

Neste subcapítulo apresentam-se as simulações realizadas para uma ventilação média de 2,2 renovações por hora e variação do número de ocupantes dentro da sala, segundo a distribuição dos ocupantes descrita anteriormente (Figura 41).

Neste caso, não foram apresentados os gráficos que representam as temperaturas médias e respectivos intervalos de confiança para um nível de confiança de 95%, respectivamente do mês de Janeiro, porque estes gráficos são semelhantes aos apresentados nas Figuras 43 e 44.

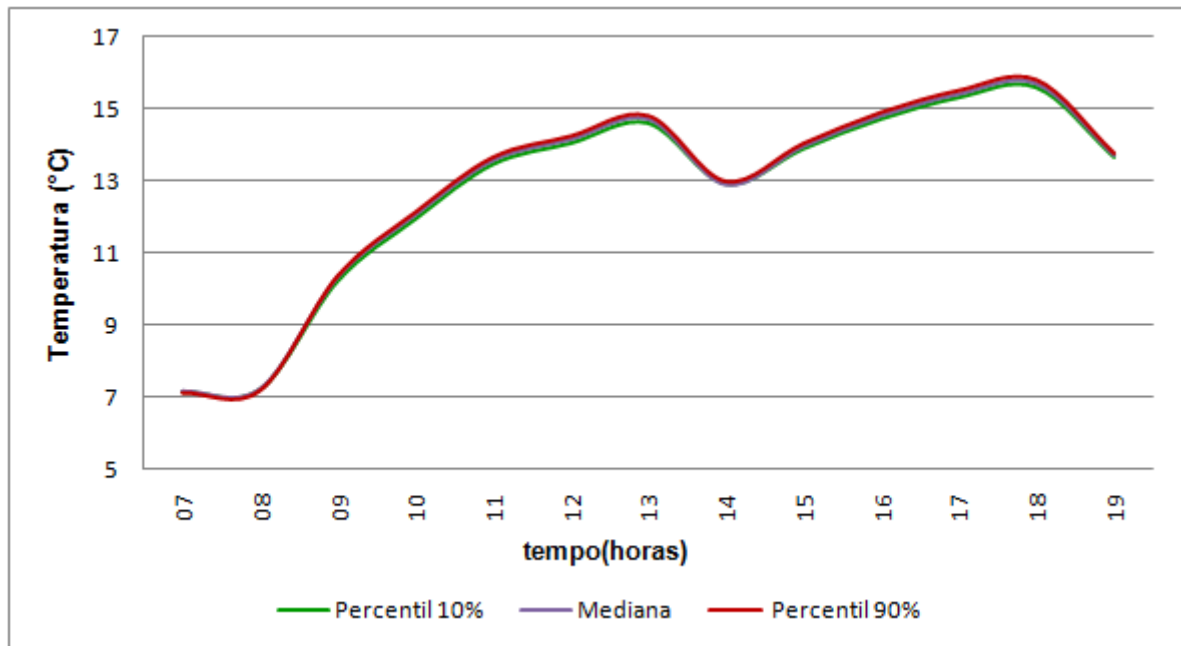


Figura 55 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 4 de Janeiro durante o período de ocupação.

Na Figura 55 é apresentada a caracterização das temperaturas horárias do dia 4 de Janeiro. Foram representadas as temperaturas medianas e respectivos percentis 10%, 90 apenas para o período com ocupação da sala. Como se pode, verificar à medida que as temperaturas vão subindo existe uma maior variabilidade de temperaturas, pois percebe-se um maior afastamento das linhas correspondentes aos percentis 10% e 90% relativamente às temperaturas medianas. Quando o edifício escolar não tem ocupação, a variação das temperaturas é menor e por isso as linhas tendem a ficar próximas.

A figura seguinte, Figura 56, representa a curva das temperaturas médias horárias registadas no dia 4 de Janeiro. Como o desvio padrão das temperaturas é da ordem de 10^{-14} , ou seja é praticamente nulo, o intervalo de confiança não existe.

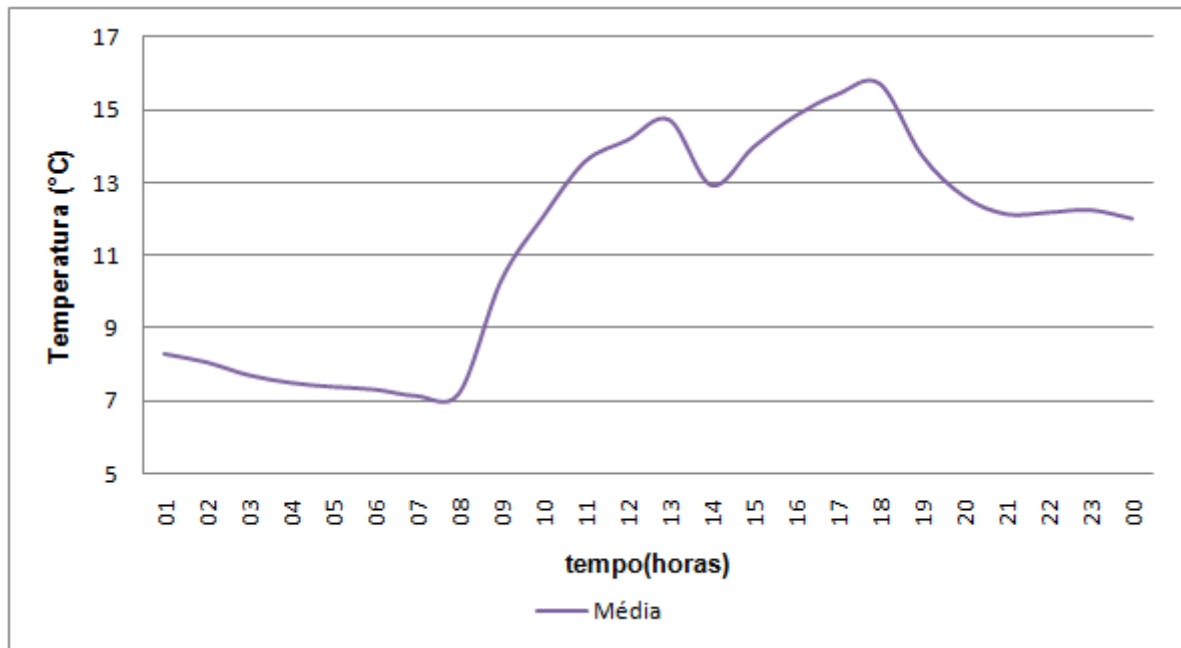


Figura 56 – Temperaturas médias horárias interiores, no dia 4 de Janeiro.

Este facto ocorre, porque foi fixada a ventilação do edifício no valor de 2,2 renovações horárias e variado apenas o número de ocupantes. Esta variação é muito pequena, o que se reflecte no desvio padrão das temperaturas muito reduzido ou praticamente nulo, o que resulta num intervalo de confiança de amplitude nula.

Os seguintes gráficos, Figuras 57 e 58, apresentam as temperaturas interiores registadas das 11h às 15h, de forma a ser possível caracterizar mais pormenorizadamente o comportamento da temperatura interior.

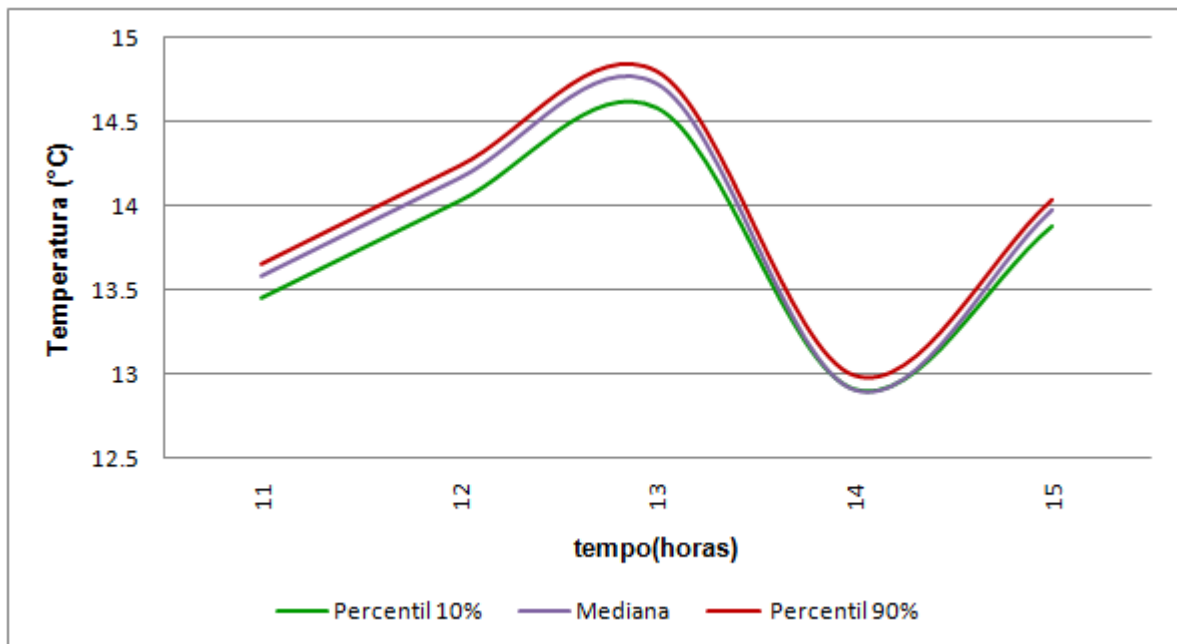


Figura 57 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 4 de Janeiro no período das [11-15] horas.

Na Figura 57 verifica-se que a temperatura interior mediana está mais próxima do percentil 90% do que do percentil 10%, enquanto a sala está ocupada. Quando o edifício se encontra sem ocupantes a tendência da temperatura interior é descer.

Neste período, verificou-se que a temperatura mediana fica mais próxima do percentil 10 % durante a descida até que quando a sala volta a estar novamente ocupada a mediana volta a ficar mais próxima do percentil 90%.

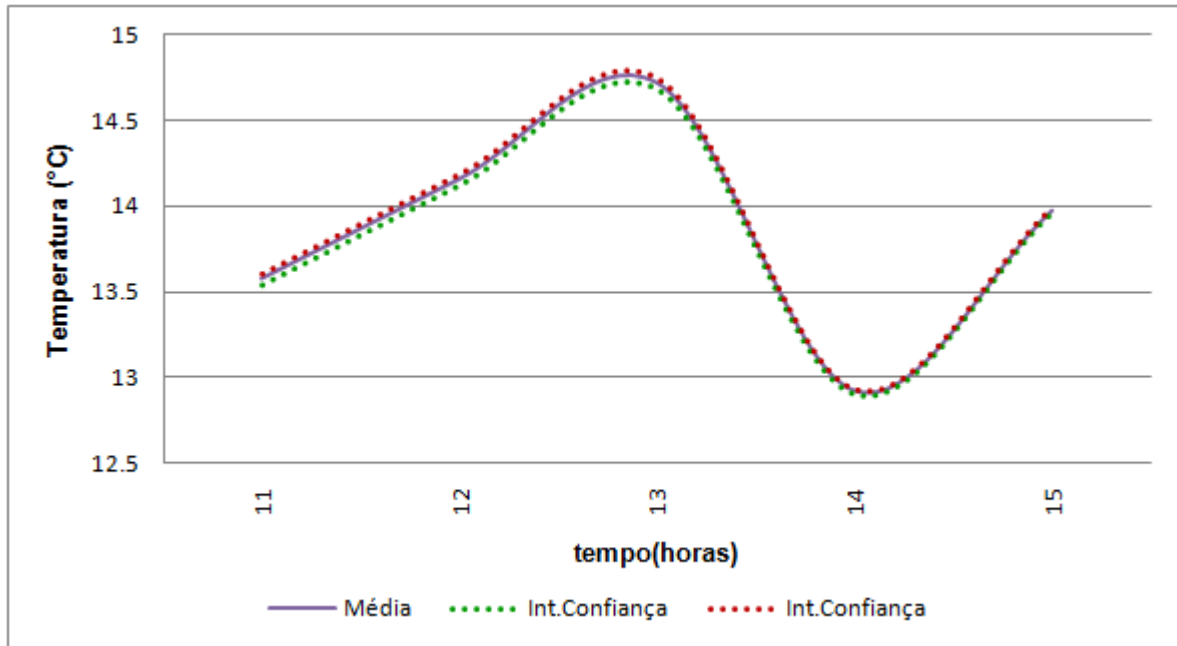


Figura 58 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 4 de Janeiro no período das [11-15] horas.

Na Figura 58 pode verificar-se que a amplitude do intervalo de confiança é relativamente maior à obtida na situação anterior. Neste dia o desvio padrão das temperaturas já tem um valor muito mais significativo, na ordem das décimas. Isto torna o intervalo de confiança maior. Este facto acontece porque a sala de aula se encontra ocupada, quando volta a ficar desocupada a variação é menor e consequentemente o desvio padrão também se torna menor. Como o intervalo de confiança é calculado em função do desvio padrão, quanto maior for o desvio padrão, maior será a amplitude do intervalo de confiança da temperatura média.

Foi também analisado o dia mais quente para o mês de Janeiro, dia 26, e verificou-se que o comportamento é praticamente idêntico ao do dia 4 de Janeiro (Figura 55 e 56), porém numa outra escala de temperaturas, pois verificam-se temperaturas mais elevadas durante este dia. Isto deve-se ao facto da variação de ocupantes ser muito suave. Ou seja, existe pouca variação no número de ocupantes. Eventualmente se não se tratasse de um edifício com o tipo de ocupação que este tem poderiam existir, para este caso, intervalos de confiança para as temperaturas médias com maiores amplitudes relativamente à mediana e aos percentis 10% e 90%.

Na Figura 59 é representado o dia 26 de Janeiro para o mesmo período de ocupação. Comparativamente com o dia 4 de Janeiro, no dia 26 as temperaturas interiores têm uma variação muito menor. Isto reflecte-se principalmente no horário de almoço em que as temperaturas descem mas de uma forma muito menor quando comparada com o dia 4 de Janeiro. Também se pode verificar que a variabilidade de temperaturas interiores no dia 26 de Janeiro é maior entre a mediana e o percentil 10%.

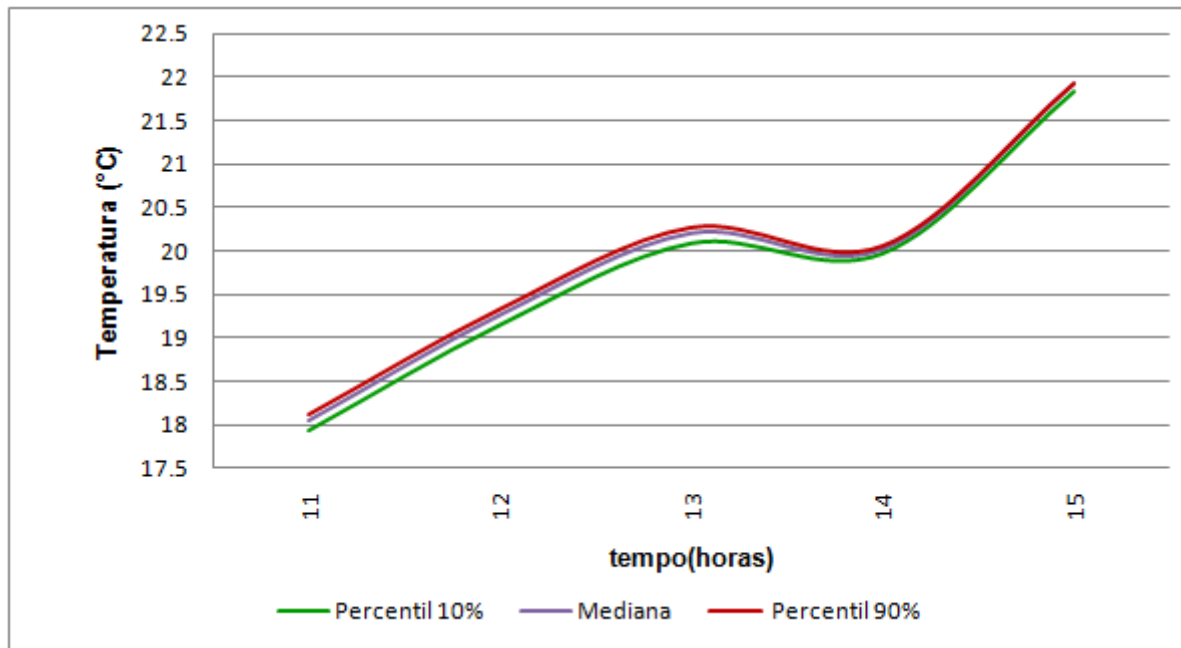


Figura 59 – Caracterização da amostra das temperaturas médias horárias registadas no dia 26 de Janeiro no período das [11-15] horas.

Na Figura 60, pode-se verificar que tal como no dia 4 de Janeiro, a variação das temperaturas interiores é maior na presença de ocupantes dentro do edifício escolar. A dispersão da temperatura entre as 11 e as 15 horas é da ordem de grandeza de 10^{-1} .

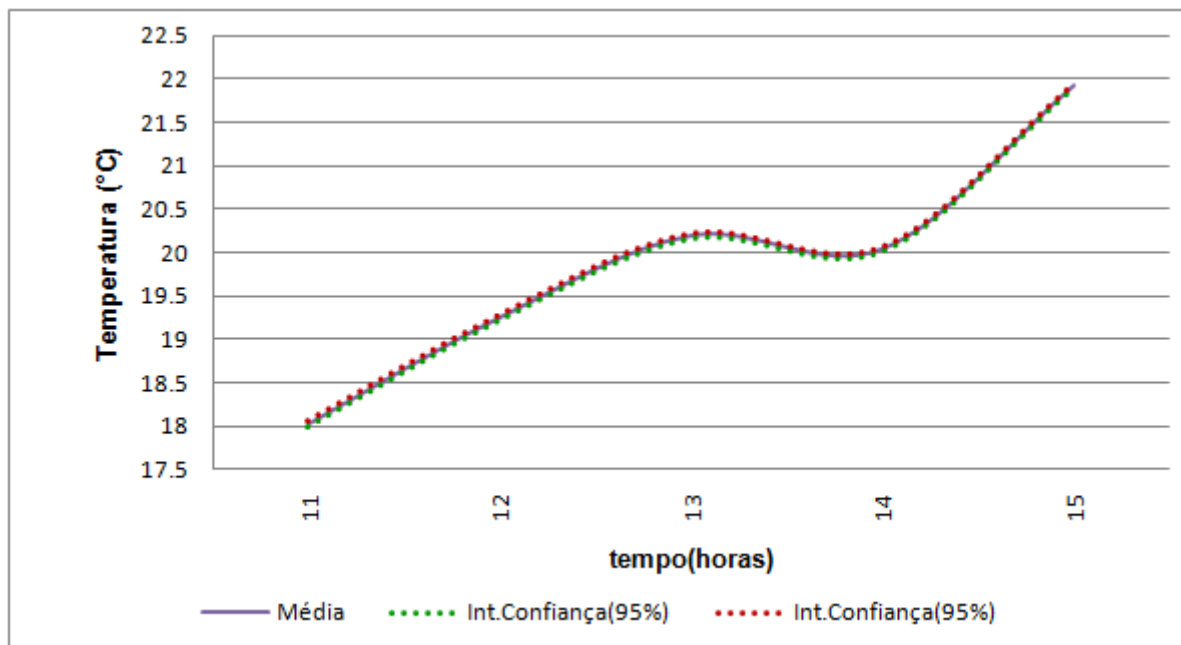


Figura 60 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 26 de Janeiro no período das [11-15] horas.

Para o mês de Maio, o comportamento térmico do edifício é semelhante ao caso descrito anteriormente, Figuras 49 e 50. E repete-se relativamente ao dia de mais frio e mais quente,

respectivamente os dias 5 e 24 de Maio. É curioso notar que a variação das temperaturas é muito maior no mês de Janeiro do que no mês de Maio. É importante referir que o mês de Janeiro é afectado pelo período de férias do Natal, ou seja, o edifício encontra-se pelo menos duas semanas completamente desocupado. Isto condiciona de certa forma o comportamento inicial do edifício comparativamente com o mês de Maio.

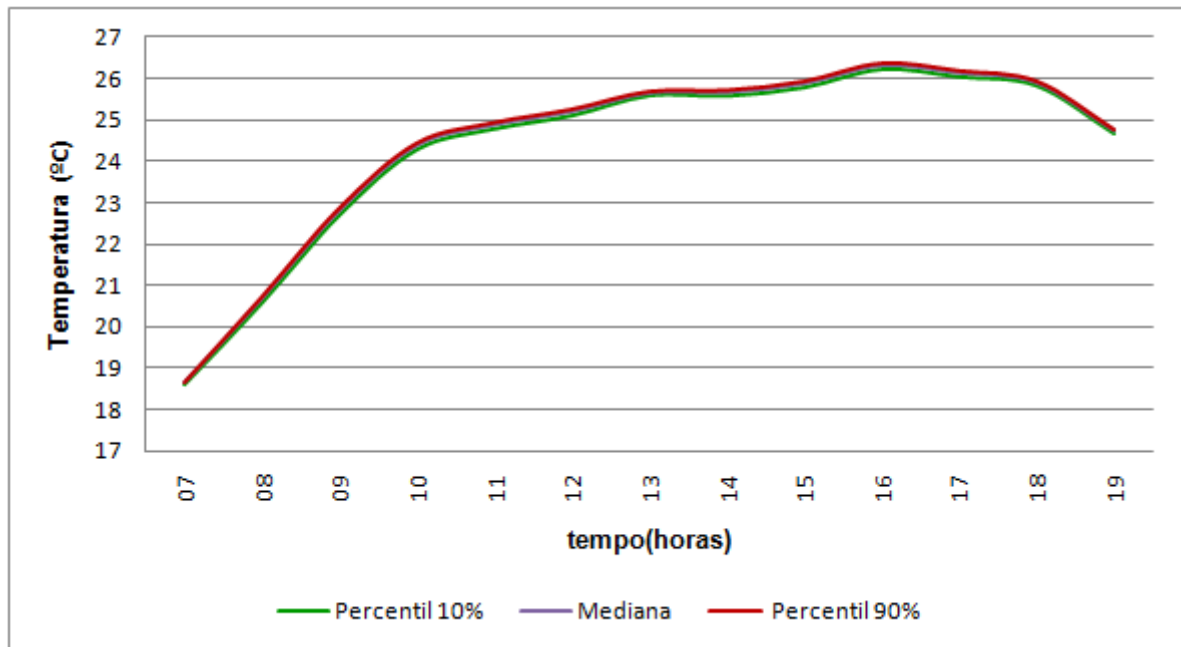


Figura 61 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 5 de Maio no período de ocupação.

A Figura 61 representa a caracterização das temperaturas médias horárias do dia 5 de Maio durante o período de ocupação. Como se pode ver, a variação das temperaturas interiores é muito pequena comparativamente com o dia 4 de Janeiro. Percebe-se também que a temperatura interior no horário de almoço permanece praticamente constante, ao contrário do que aconteceria no dia 4 de Janeiro. Isto deve-se ao facto da diferença entre as temperaturas interior e exterior ser bastante menor que no mês de Maio.

A Figura 62 representa os intervalos de confiança das temperaturas médias horárias do dia 5 de Maio para um nível de confiança de 95%. Apesar de na figura não ser perceptível, a amplitude do intervalo de confiança é um pouco maior do que o verificado para o dia 4 de Janeiro. Neste caso, o desvio padrão já não é da ordem de grandeza 10^{-14} mas sim na ordem de grandeza 10^{-2} . Comparativamente com o mês de Janeiro, no mês de Maio o valor do desvio padrão é relativamente maior, logo o intervalo de confiança ainda que seja pequeno já não é zero.

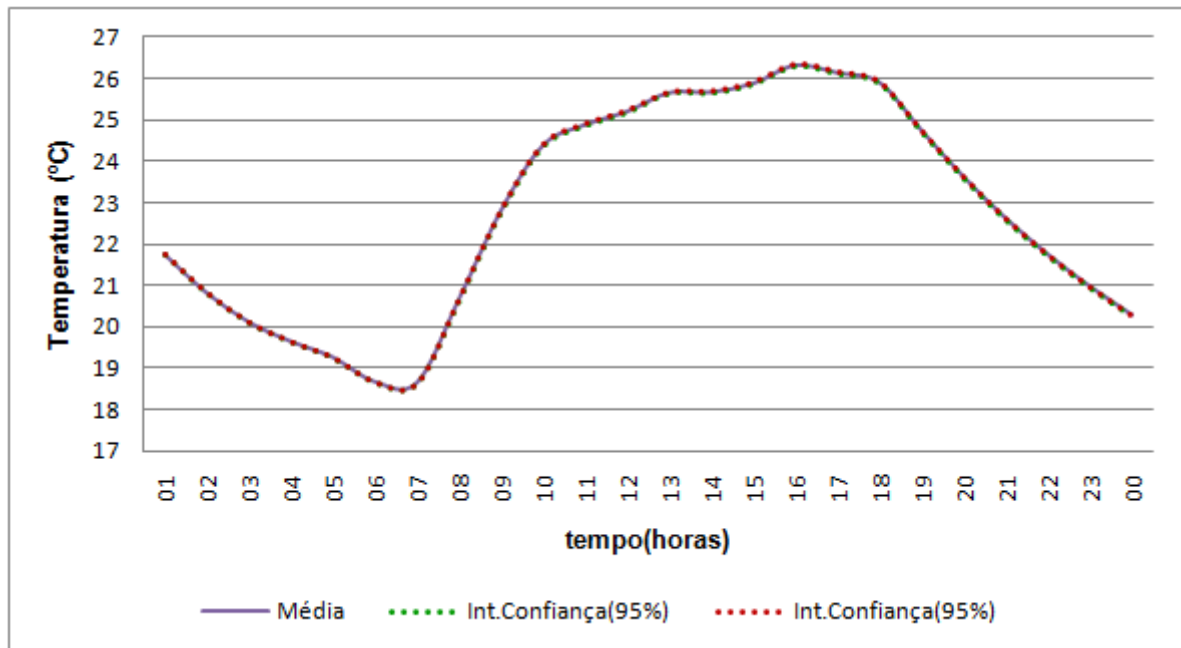


Figura 62 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias horárias interiores, a 95% de confiança, no dia 5 de Maio.

A Figura 63 representa a caracterização da amostra de temperaturas interiores num período mais restrito, entre as 11 e as 15 horas. Como se pode verificar a temperatura mediana toma valores mais próximos do percentil 90%. Isto quer dizer que a distribuição das temperaturas neste período do dia é assimétrica. Também se verifica que a descida de temperatura interior durante o horário de almoço praticamente não se verifica.

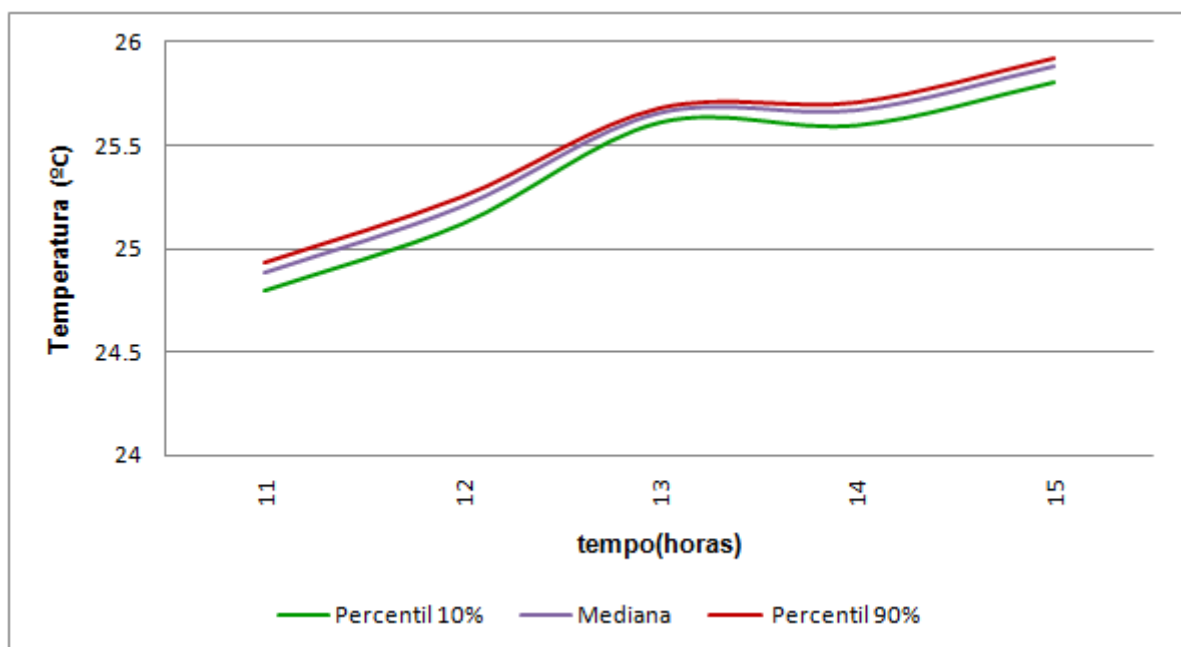


Figura 63 – Caracterização da amostra das temperaturas médias horárias registadas no dia 5 de Maio no período das [11-15] horas.

Na Figura 64 estão representados as temperaturas interiores para o mesmo dia que a figura anterior (Figura 63) mas calculando o intervalo de confiança para temperatura a média com 95% de nível de

confiança. Pode verificar-se que o intervalo de confiança é relativamente maior que no mês de Janeiro. A amplitude do intervalo de confiança da temperatura média é maior durante o período de ocupação do que no horário de almoço ou durante a noite. Portanto, o facto de o edifício estar ocupado tem influência significativa no cálculo do intervalo de confiança.

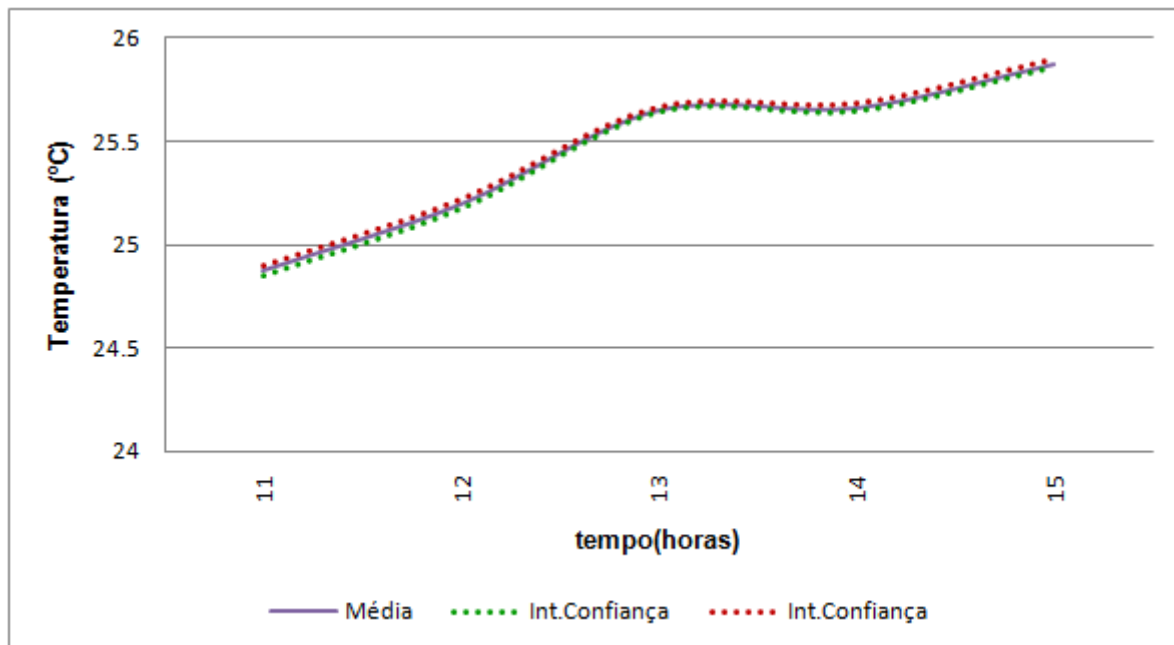


Figura 64 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 5 de Maio no período das [11-15] horas.

A Figura 65 apresenta a variação das temperaturas interiores para o dia 24 de Maio. Neste dia, verificou-se igualmente que a variabilidade das temperaturas é também menor entre o percentil 90% e a mediana. Nota-se ainda a ausência da descida da temperatura no horário de almoço.

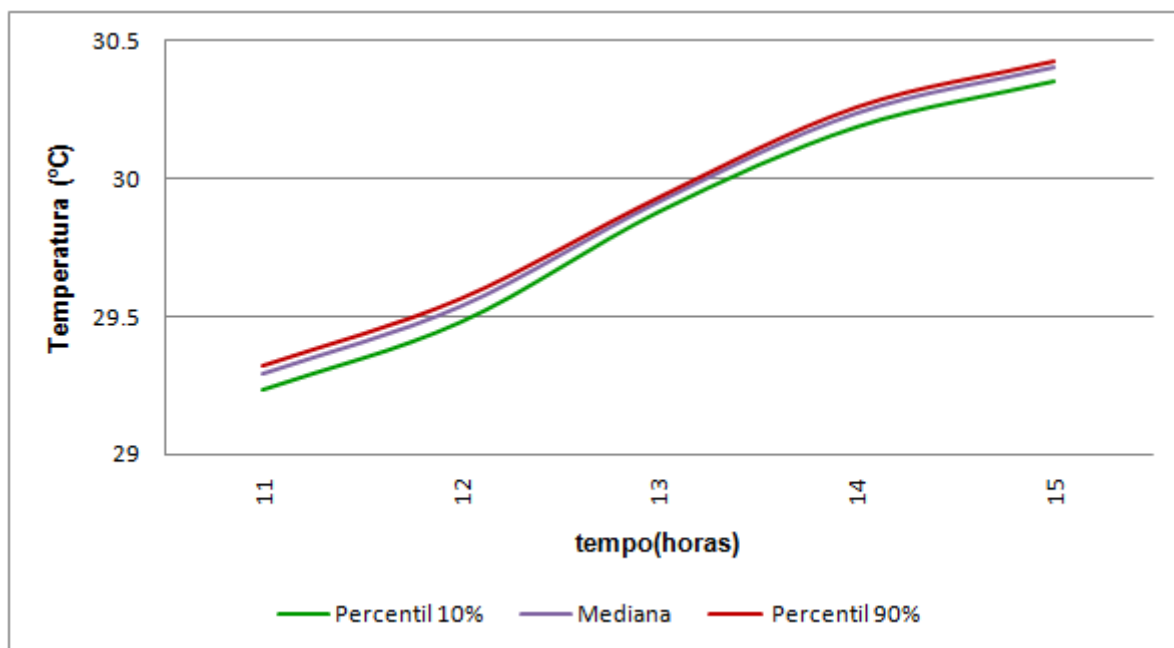


Figura 65 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 24 de Maio no período das [11-15] horas.

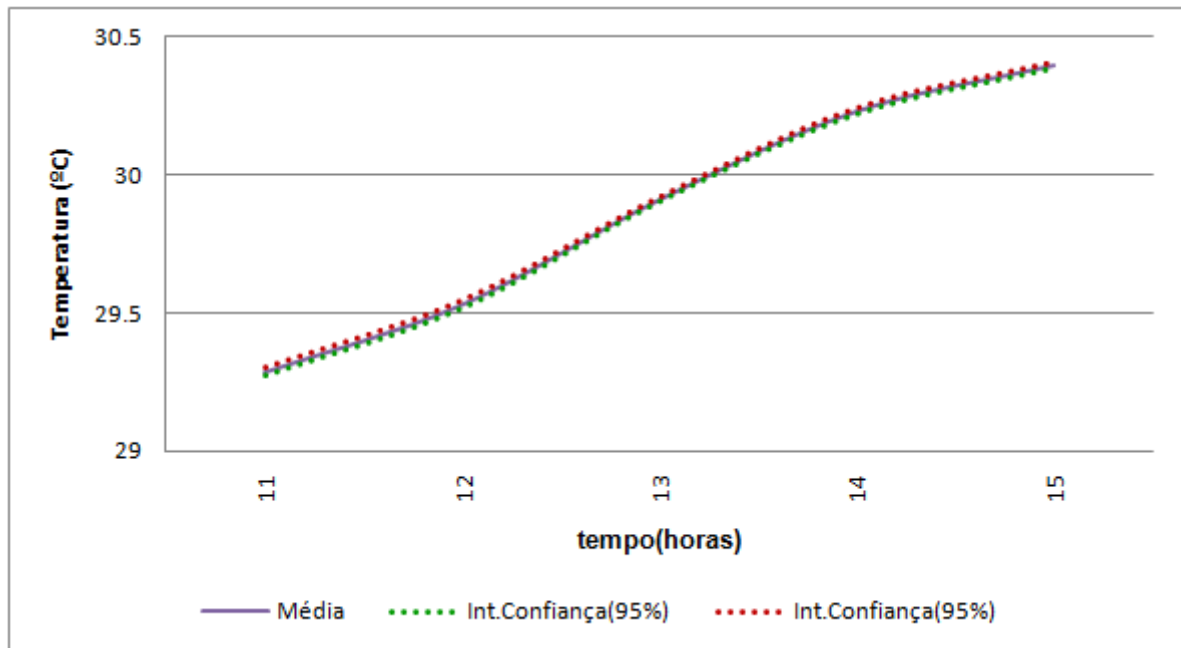


Figura 66 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 24 de Maio no período das [11-15] horas.

Na Figura 66 está representado o intervalo de confiança para as das temperaturas médias interiores registadas entre as 11 e 15 horas do dia 24 de Maio. Como se pode verificar a temperatura média interior cresce ao longo do período em análise. Nas figuras anteriormente apresentadas relativas ao mês de Janeiro verificava-se uma descida da temperatura média interior no horário de almoço. No mês de Maio isto já não acontece pois as diferenças de temperatura entre o interior e o exterior são cada vez mais pequenas.

Também se pode verificar que existe menor variabilidade da temperatura interior entre o percentil 90% e a mediana pois a sua proximidade é grande comparativamente com o percentil de 10%. Foi necessário analisar nestes casos um período de tempo mais restrito pois em 24h de cada dia era pouco evidente as distâncias entre as medidas estatísticas calculadas.

Relativamente ao cálculo do intervalo de confiança verificou-se que a amplitude é reduzida. Ou seja, a estimativa do intervalo de confiança depende do tamanho da amostra, do nível de confiança e do desvio padrão. A medida que condiciona a amplitude do intervalo de confiança é o desvio padrão. Se este for muito pequeno, o intervalo de confiança será praticamente nulo. Caso contrário, se existe grande variabilidade nas temperaturas interiores, o desvio padrão será maior e consequentemente o intervalo também terá uma maior amplitude. Essa diferença é pouco evidente, pois como já foi referido, apenas se variou o número de ocupantes, mantendo-se fixa a ventilação. Esta variação é pouco acentuada, logo as diferenças de temperaturas são muito pouco evidentes e em termos de grandeza numérica são pequenas.

4.4.3. SIMULAÇÕES EFECTUADAS PARA VENTILAÇÃO E OCUPANTES QUE VARIAM EM SIMULTÂNEO.

Neste subcapítulo, os resultados obtidos são baseados em simulações de diferentes valores de ventilação escolhidos da amostra previamente calculada para o ponto 4.4.1., contudo foram usados apenas vinte valores de renovações por hora e também foram mudadas as condições de ocupação. Ou seja, fez-se variar em simultâneo os dois parâmetros que nos permitem estudar a variação das temperaturas interiores deste edifício escolar. As Figuras 67 e 68 representam as temperaturas médias interiores simuladas para o mês de Janeiro através de medidas estatísticas descritivas, mediana e percentis 10% e 90%, e por inferência estatística, intervalo de confiança, respectivamente.

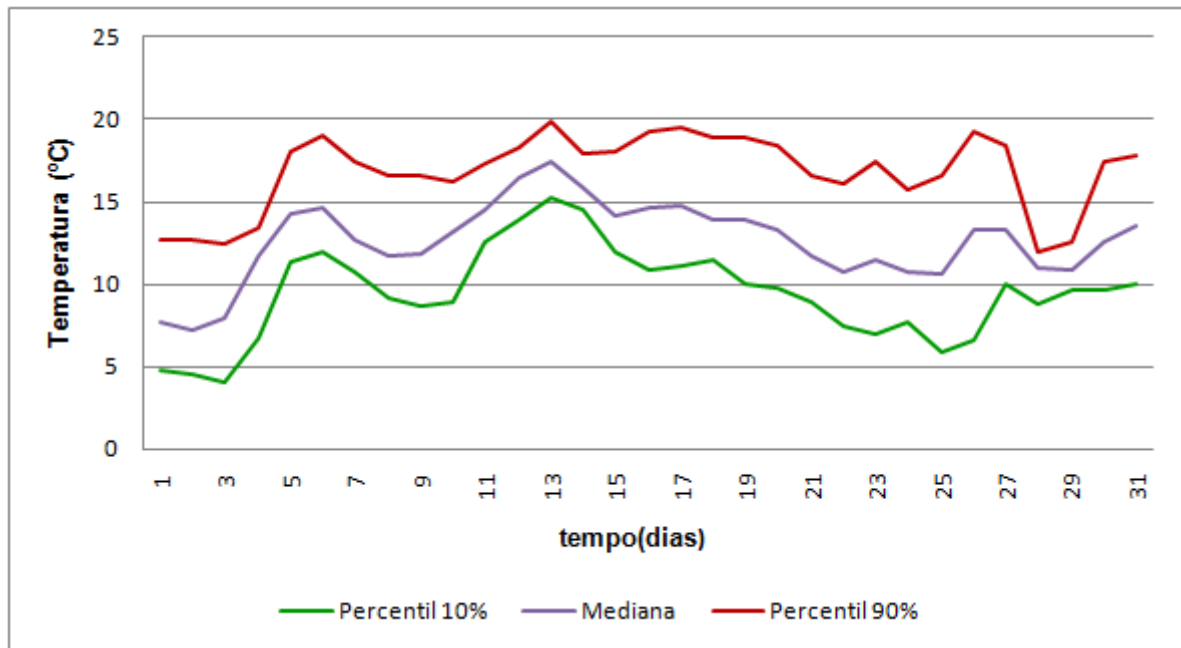


Figura 67 – Caracterização da amostra das temperaturas diárias registadas durante o mês de Janeiro.

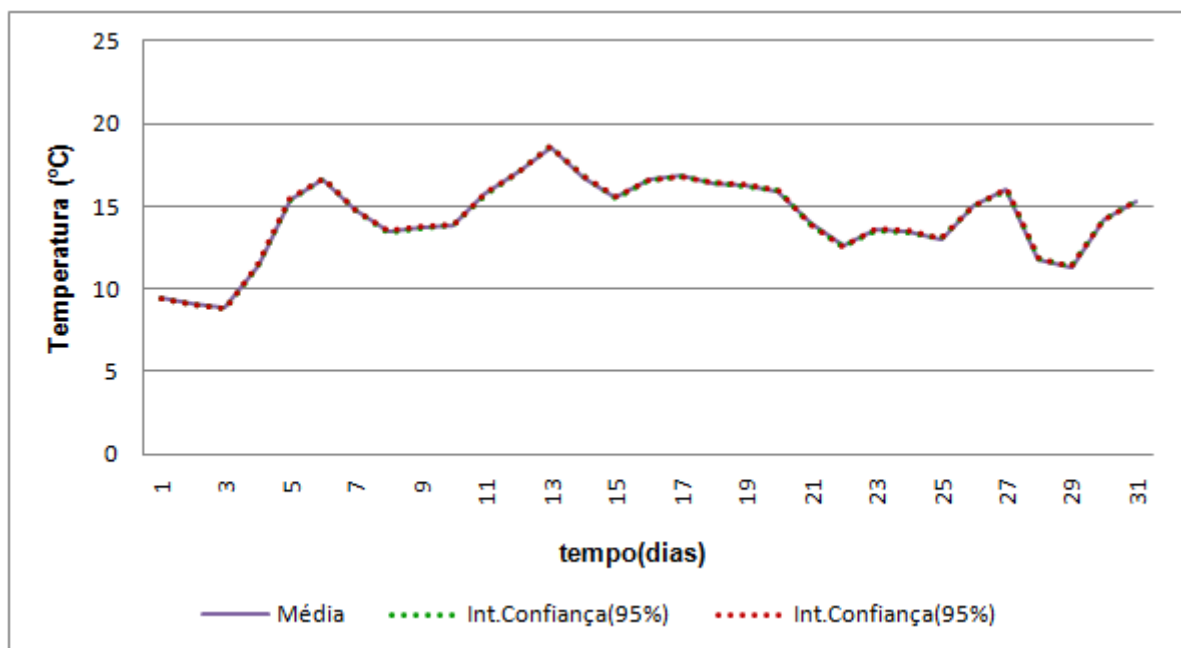


Figura 68 - Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança durante o mês de Janeiro.

Na Figura 67 estão representados os percentis 10% e 90% juntamente com a mediana para as temperaturas médias interiores e como se pode verificar existe uma grande variabilidade de temperaturas. Na Figura 68 é apresentado o intervalo de confiança para a temperatura interior média, contudo o intervalo tem uma amplitude reduzida e por isso é pouco perceptível.

Na Figura 69 estão representadas as temperaturas interiores obtidas no dia 4 de Janeiro, verifica-se uma semelhança entre a variabilidade do percentil 10% e a mediana e também entre o percentil 90% e a mediana.

Como se mostra na figura, as temperaturas interiores representadas pelos percentis 10% e 90% são praticamente paralelas às temperaturas interiores representadas pela mediana. Isto acontece apenas no período em que o edifício se encontra desocupado. Quando o edifício escolar se encontra ocupado pode verificar-se a subida da temperatura. Durante o período de ocupação as temperaturas interiores representadas pelos percentis 10% e 90% tendem a afastar-se da mediana. Ou seja, a variabilidade aumenta durante o dia e apenas no período de ocupação.

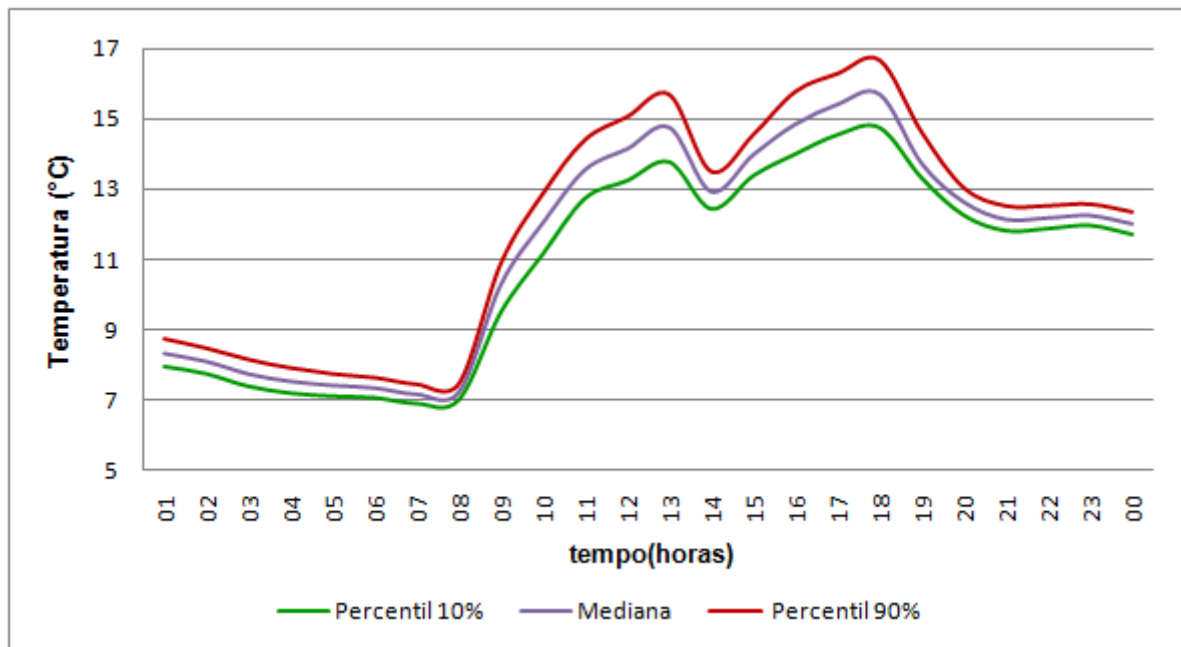


Figura 69 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 4 de Janeiro.

Na Figura 70 optou-se por representar apenas a médias das temperaturas interiores registadas no dia 4 de Janeiro. As diferenças das temperaturas interiores estão na casa das centésimas, o que torna imperceptível do ponto de vista gráfico o intervalo de confiança.

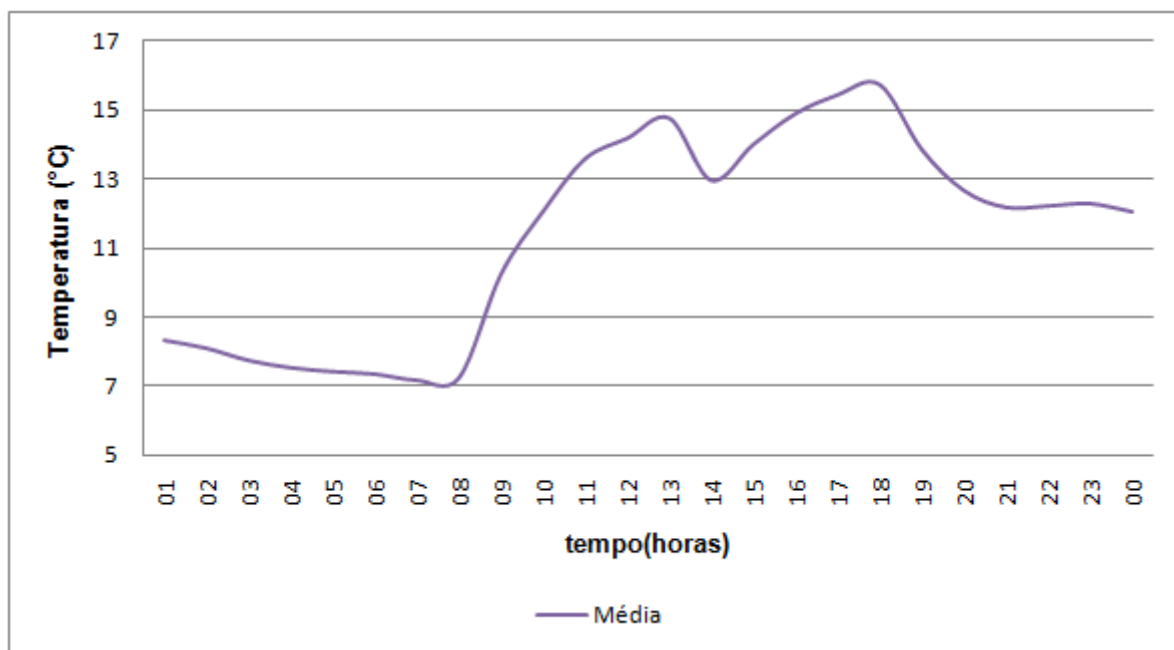


Figura 70 – Temperaturas médias horárias interiores, no dia 4 de Janeiro.

A Figura 71 apresenta o intervalo de confiança da temperatura média interior com 95% de confiança para o dia 4 de Janeiro, mas apenas entre o período [11-15] horas. Deste modo pode-se confirmar que realmente o intervalo de confiança é muito pequeno.

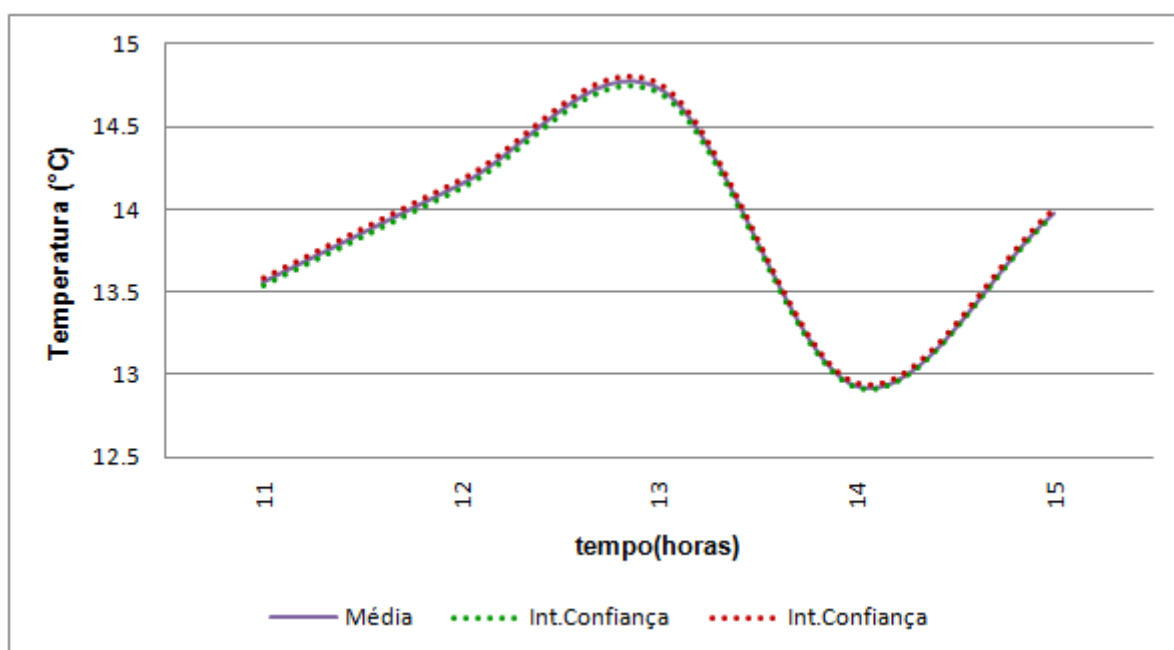


Figura 71 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 4 de Janeiro no período das [11-15] horas.

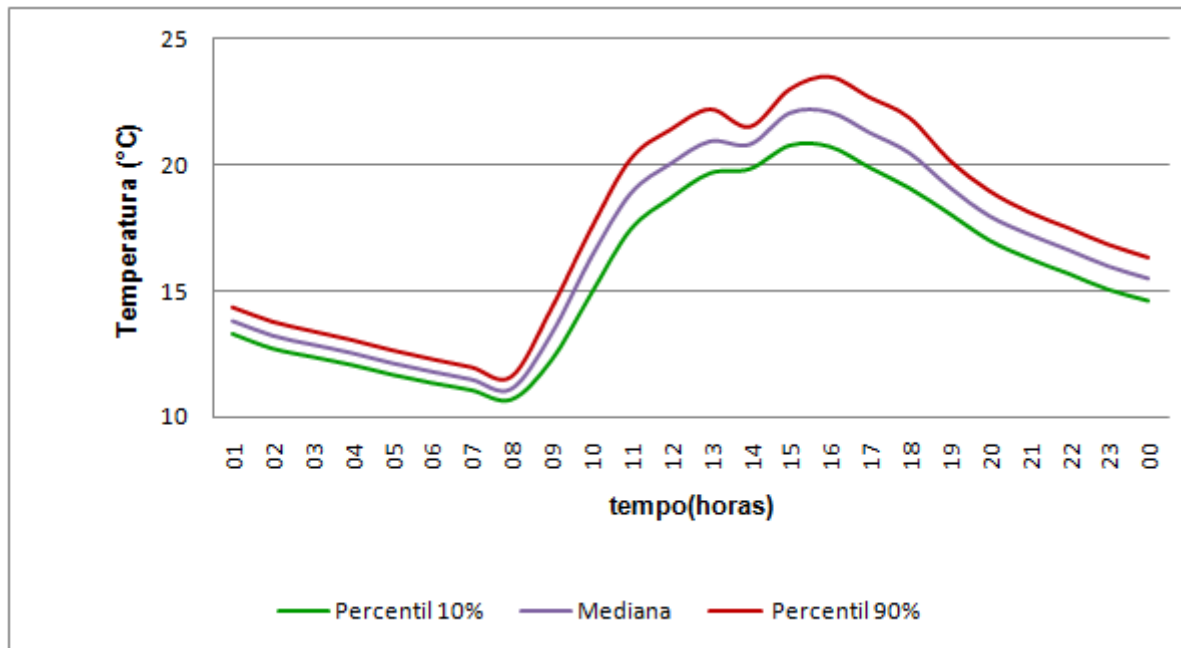


Figura 72 – Caracterização da amostra das temperaturas médias horárias registradas no dia 16 de Janeiro.

A Figura 72, apresenta a caracterização das temperaturas médias interiores para o dia 16 de Janeiro. Contrariamente às simulações anteriores, nesta análise o dia com a temperatura interior mais elevada não é do dia 26 de Janeiro. Neste dia existem algumas diferenças significativas relativamente ao dia 4 de Janeiro.

Comparativamente com a Figura 69, as semelhanças incidem no paralelismo entre as curvas que representam as temperaturas interiores durante o período de ocupação e ainda no afastamento progressivo dos percentis 10% e 90% relativamente à mediana à medida que as temperaturas sobem. A diferença entre estas duas figuras reside na suave descida da temperatura no horário de almoço.

Optou-se por não se apresentar para o dia 16 de Janeiro o intervalo de confiança tendo em conta que a amplitude do intervalo é muito pequena e seria pouco perceptível. Contudo na Figura 73 é apresentado o intervalo de confiança da temperatura média para o dia 16 de Janeiro, mas para um período de tempo mais pequeno. Como se pode verificar ainda assim o intervalo de confiança tem uma amplitude reduzida.

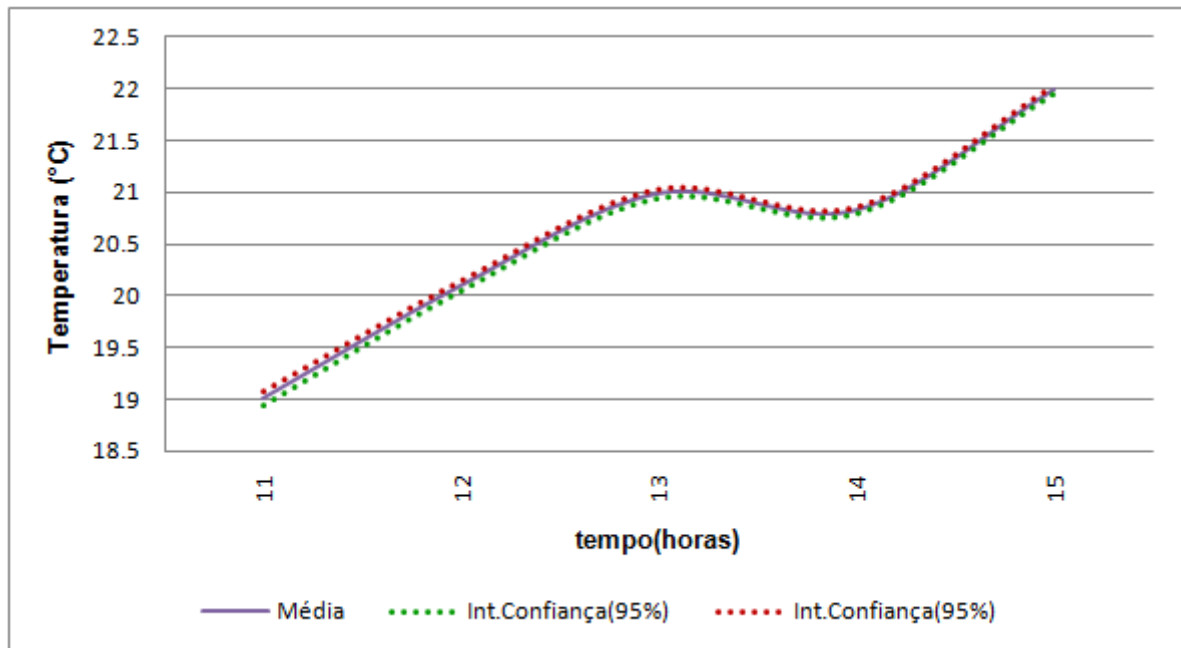


Figura 73 – Intervalos de Confiança das temperaturas médias interiores, a 95% de confiança, no dia 16 de Janeiro no período das [11-15] horas.

Na Figura 74 apresentam-se a caracterização das temperaturas médias diárias durante o mês de Maio. Como se pode verificar ao longo do mês existe uma maior discrepância de temperaturas interiores entre o percentil 10% e a mediana.

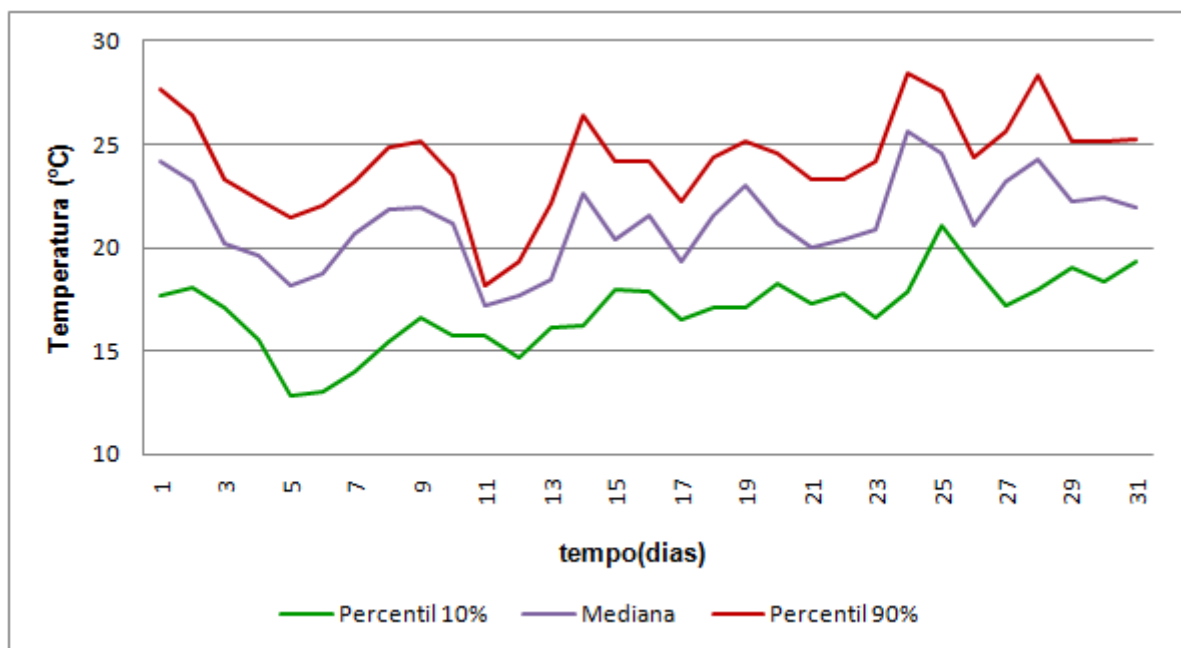


Figura 74 – Caracterização da amostra das temperaturas diárias registadas durante o mês de Maio.

Relativamente à representação do mês de Maio, o intervalo de confiança da temperatura média é muito idêntico ao representado na Figura 50. As diferenças das temperaturas em relação à média estão na ordem de grandeza das centésimas, logo o intervalo de confiança é muito difícil de identificar pois tem amplitude reduzida.

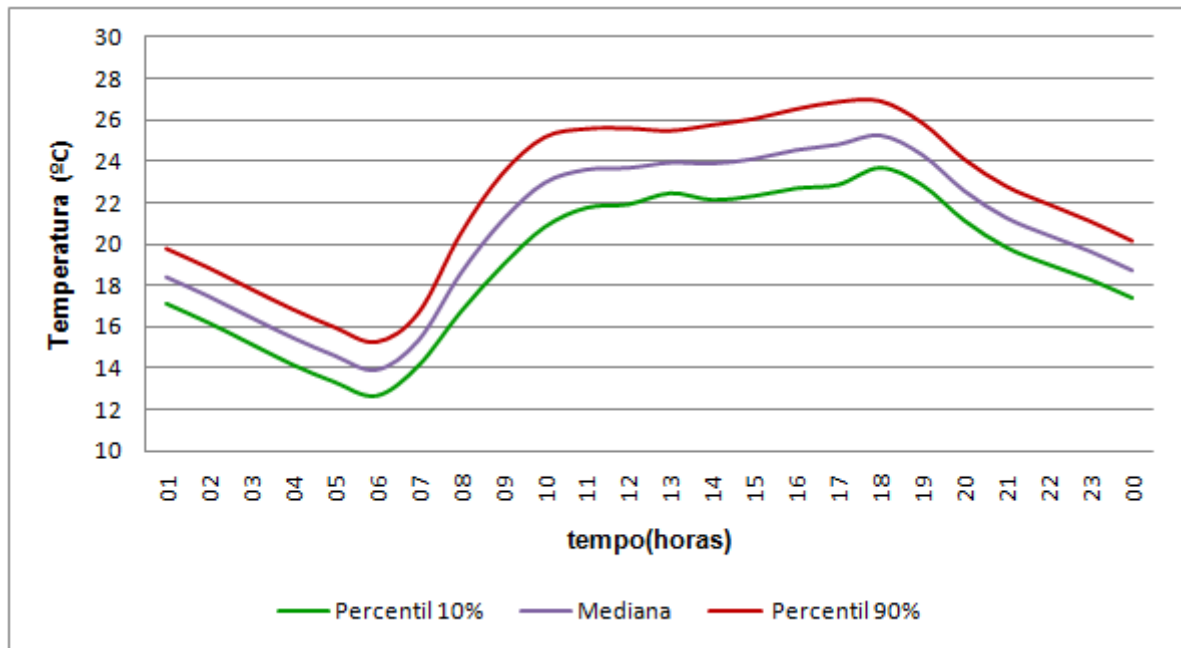


Figura 75 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 5 de Maio.

Na Figura 75 pode ver-se representado o comportamento das temperaturas interiores no dia 5 de Maio e a caracterização das temperaturas médias interiores. Comparativamente com as simulações realizadas anteriormente, este caso é muito semelhante ao primeiro grupo de simulações efectuadas. Existe uma variabilidade de temperaturas interiores praticamente simétrica relativamente à mediana. A diferença entre a média e a mediana é da ordem 10^{-2} , ou seja são muito próximas.

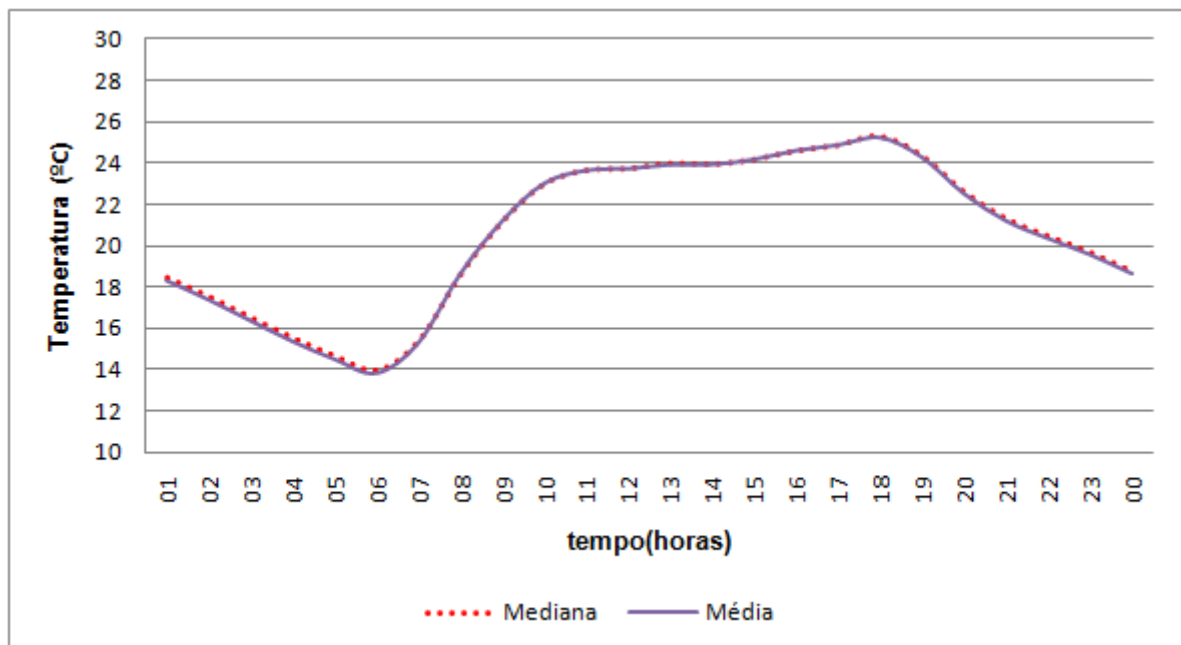


Figura 76 – Comparação das medidas estatísticas, média e mediana das temperaturas horárias registadas no dia 5 de Maio.

Como se pode verificar na Figura 76, as diferenças entre a média e a mediana são praticamente nulas. Este facto leva a crer que neste dia a distribuição da temperatura interior segue uma distribuição Normal.

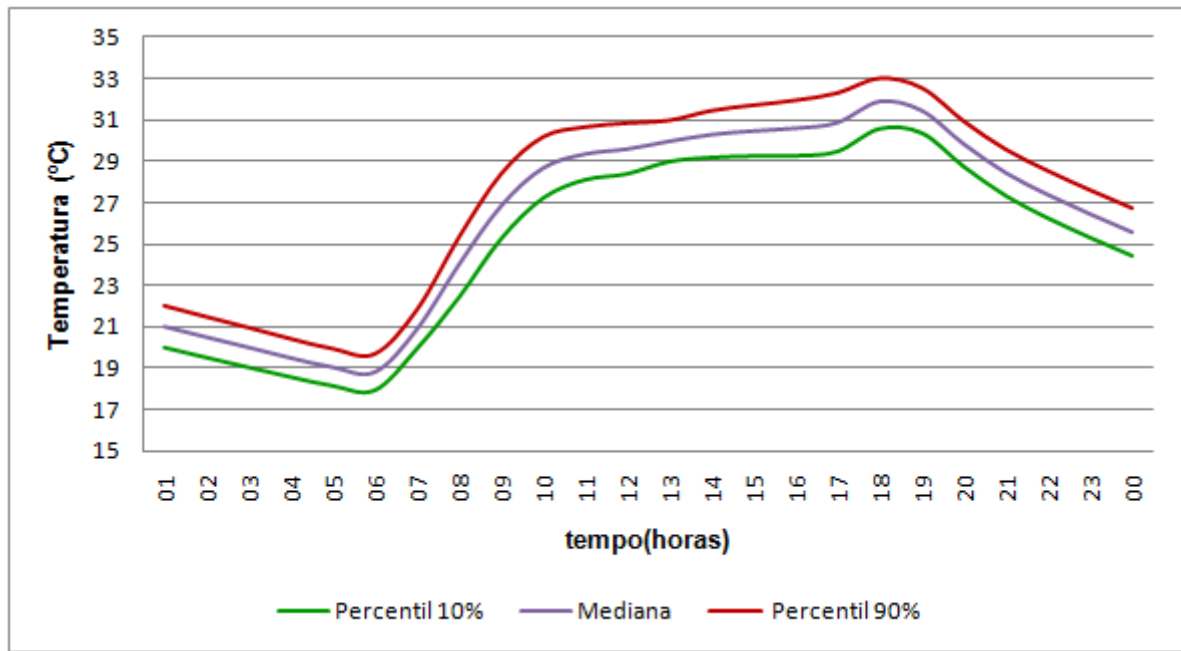


Figura 77 – Caracterização da amostra das temperaturas horárias registadas no dia 24 de Maio.

Na Figura 77 está representado o dia 24 de Maio e a caracterização das temperaturas médias interiores. Em relação ao dia 5 de Maio verificou-se que a distância entre os percentis e a mediana fica mais pequena, contudo assemelha-se o facto de as distâncias dos percentis à mediana serem praticamente iguais e simétricas.

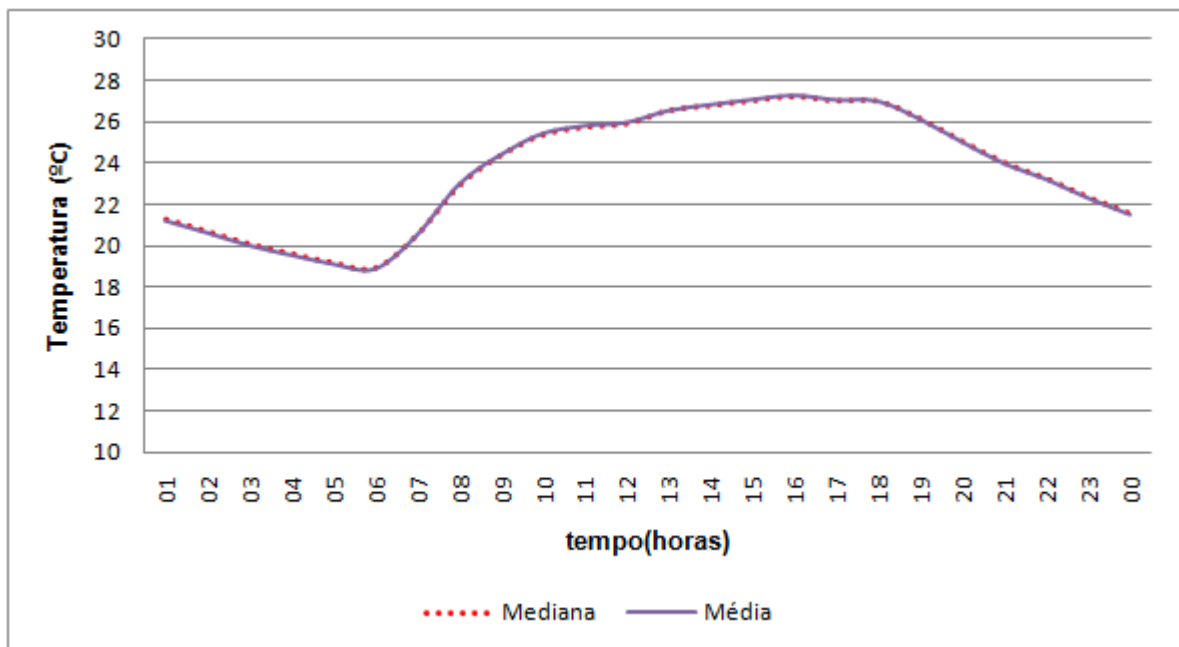


Figura 78 – Comparação das medidas estatísticas, média e mediana das temperaturas horárias registadas no dia 24 de Maio.

Na Figura 78 pode verificar-se a proximidade entre as temperaturas médias e medianas. Tal como na Figura 75, a média e a mediana encontram-se muito próximas, permitindo constatar que a temperatura interior segue uma distribuição Normal.

4.5. ANÁLISE DOS RESULTADOS COMPARATIVAMENTE AOS PARÂMETROS.

Os resultados obtidos nas simulações realizadas foram analisados de duas formas distintas:

1. Análise das temperaturas interiores segundo os percentis de 10%, 50% (mediana) e 90%.
2. Análise das temperaturas interiores pelo intervalo de confiança das temperaturas médias interiores com um grau de confiança de 95%.

Durante o estudo das temperaturas interiores que foram obtidas através dos três grupos de simulações efectuadas, pôde concluir-se que as temperaturas interiores médias mensais, em ambos os meses estudados são praticamente idênticas para os diferentes grupos de simulações. Ou seja, verificou-se que o comportamento das temperaturas interiores é muito idêntico nas diferentes simulações, em termos de desenvolvimento gráfico.

Para a análise apresentada no ponto 1., fez-se a caracterização da amostra das temperaturas interiores tendo em conta as temperaturas medianas e os percentis 10% e 90% das temperaturas. Ou seja, foi possível estudar e perceber qual o comportamento das temperaturas interiores que foram simuladas modificando 2 parâmetros importantes nas temperaturas interiores, a ventilação e o número de ocupantes. Ao longo das simulações tentou-se perceber também qual seria o comportamento das temperaturas interiores. Ou seja, para este estudo admitiu-se que a ventilação natural seguia uma Distribuição Normal mas não era afirmar com certeza qual a distribuição que as temperaturas interiores seguia, pois não foi aplicado qualquer teste para fazer essa verificação. Ao longo das simulações conseguiu-se perceber que as temperaturas medianas distavam quase o mesmo dos percentis

Para a análise apresentada no ponto 2., verificou-se que para os três grupos de simulações realizadas nos 3 pontos anteriormente demonstrados, (4.4.1., 4.4.2. e 4.4.3.), a amplitude do intervalo de confiança é bastante reduzida. Para o cálculo do intervalo de confiança é necessário conhecer o desvio padrão das temperaturas interiores, e como as temperaturas no interior do edifício variam muito pouco ao longo do tempo, o valor do desvio padrão é igualmente pequeno e consequentemente a amplitude do intervalo é também reduzida. Esta situação foi notória particularmente no segundo grupo de simulações, em que apenas se fez variar o número de ocupantes segundo a distribuição da Figura 39. Como se pode verificar na Figura 39, a variação do número de ocupantes é muito reduzida pelo que faz variar muito pouco as temperaturas interiores.

Com este estudo analisou-se o comportamento das temperaturas interiores aplicando o método de Monte Carlo, ou seja foi possível verificar a aplicabilidade deste método em problemas de carácter dinâmico. Foi possível fazer uma análise descritiva das temperaturas interiores considerando a aleatoriedade na ventilação natural e alguma variação no número de ocupantes do edifício.

5

CONCLUSÕES

5.1. CONCLUSÕES GERAIS

Neste capítulo, o objectivo é apresentar um conjunto de conclusões que foi possível obter ao longo do desenvolvimento deste trabalho de dissertação.

Um dos aspectos importantes deste trabalho, que permitiu a obtenção de conclusões com uma maior precisão e rigor foi o recurso à análise estatística.

De uma forma geral, obtiveram-se as seguintes conclusões:

- O programa de simulação Energy Plus é bastante completo no campo da modelação, permite efectuar um retrato muito detalhado do modelo em estudo e ainda do tipo de ocupação. Contudo, este programa requer um conhecimento técnico e teórico relativamente vasto dos diversos factores.
- O método de Monte Carlo é um método relativamente simples de ser aplicado. Com este trabalho torna-se evidente que a sua aplicação pode ser efectuada a modelos que estejam sujeitos a regimes dinâmicos.
- A geração de números aleatórios permite criar uma amostra de valores para um determinado parâmetro e com essa amostra é possível estudar o comportamento da variável de interesse perante fenómenos estocásticos.
- O uso da estatística descritiva na interpretação dos resultados, nos diferentes cenários estudados para comparação permitem compreender a variabilidade da amostra usada e a tendência do comportamento higrotérmico do bloco escolar.
- Simular valores aleatórios de ventilação permitiu reproduzir o efeito de abertura de janelas e portas. Este é um factor bastante interessante pois existe uma grande aleatoriedade associada ao comportamento dos ocupantes e isso tem influência no comportamento energético e higrotérmico do bloco escolar.
- O algoritmo baseado no método congruencial multiplicativo demonstrou, depois de escolhidos os devidos parâmetros, de acordo com alguns teoremas, ser um algoritmo com uma boa capacidade de gerar números aleatórios sem que estes se repitam ao fim de um período.

- A utilização de medidas estatísticas como a média, mediana, desvio padrão, percentis permitiram avaliar a forma da distribuição e variabilidade das temperaturas interiores de uma forma eficaz.
- O cálculo do intervalo de confiança com um nível de confiança de 95% permitiu perceber que através da grandeza do desvio padrão, que quanto menor for a variação dos parâmetros de interesse, menor será este valor e consequentemente a amplitude do intervalo de confiança será mais pequena.
- Existe maior variabilidade de temperaturas interiores quando as temperaturas são mais baixas. À medida que o tempo tende a ficar mais quente a variação das temperaturas interiores é menor, mesmo quando o edifício se encontra desocupado.
- À medida que as temperaturas interiores se tornam mais elevadas, a distribuição das temperaturas interiores torna-se simétrica relativamente à média, mostrando assim que as temperaturas médias seguem uma distribuição normal.
- Quando as temperaturas interiores são mais baixas, existem períodos em que a variabilidade das temperaturas interiores é maior entre o percentil 10% e a mediana e outros em que essa variabilidade é entre o percentil 90% e a mediana. Estes períodos são no período de ocupação e desocupação respectivamente.
- No primeiro e terceiro grupo de simulações a distribuição de temperaturas interiores é praticamente simétrica em relação à média, pois a amplitude existente entre o percentil 10% e mediana, mediana e percentil 90% é praticamente igual, e a média e a mediana são idênticas.
- No segundo grupo de simulações quando foi fixado o valor da ventilação e apenas se fez variar o número de ocupantes, pôde-se concluir que existem alguns períodos em que a distribuição das temperaturas interiores sofre um ligeiro deslocamento para a direita, e assim temos uma assimetria à esquerda.
- No primeiro grupo de simulações a amplitude do intervalo de confiança é da ordem de 10^{-1} , o que torna o intervalo de confiança relativamente pequeno. Isto deve-se ao facto da variabilidade de temperaturas interiores ser razoavelmente significativa.
- No segundo grupo de simulações o intervalo de confiança tem uma amplitude nula, o desvio padrão da temperatura interior é da ordem de 10^{-14} . A variação das temperaturas interiores é muito reduzida pois apenas se fez variar o número de ocupantes e a ventilação manteve-se fixa. O que não introduziu uma variação minimamente significativa nas temperaturas interiores.
- No terceiro grupo de simulações, o intervalo de confiança tem uma amplitude um bocado maior comparando com o segundo grupo, mas um pouco menor que o primeiro. O desvio padrão da temperatura interior é da mesma ordem de grandeza que o primeiro grupo de simulações mas em termos numéricos é menor.

- O mês de Janeiro comparativamente com o mês de Maio apresenta uma maior variabilidade de temperaturas interiores. Verificou-se que no mês de Maio as temperaturas interiores tendem a ficar constantes ao longo do dia.
- A variação do número de ocupantes condiciona de forma bastante significativa o comportamento higrotérmico do edifício. No entanto essa variação deveria ser muito maior para que as diferenças nas temperaturas médias interiores sejam visíveis.

5.2. DESENVOLVIMENTOS FUTUROS

Para que sejam introduzidas posteriormente melhorias em trabalhos deste género, sugere-se a simulação de outros factores que podem condicionar o comportamento higrotérmico do bloco escolar.

Sugerem-se assim o seguinte conjunto de mudanças:

- Uso de uma distribuição estatística que melhor se adapte à situação apresentada, como por exemplo a distribuição Weibull.
- Identificar qual a distribuição que as temperaturas interiores seguem e os seus respectivos parâmetros
- Variação mais acentuada do número de ocupantes.
- Criação de um modelo específico para a geração de números aleatórios relacionados com o comportamento higrotérmico dos edifícios, para que descreva o comportamento higrotérmico do edifício, das temperaturas interiores em função da distribuição da ventilação e do número de ocupantes.

BIBLIOGRAFIA

- Burhenne, S., Jacob, D., Henze, G. P. (2009). *Uncertainty analysis in Building Simulation with Monte Carlo Techniques*. SimBuild, 2010, pp. 419-426.
- Castro, E., Lopes, A. (2010). *O Conforto Térmico Urbano e o Ordenamento do Território na cidade da Guarda: utilização dos sistemas de informação*. Pluris, 2010.
- Decreto de lei nº 79-2006, (2006). *Regulamento dos Sistemas Energéticos de Climatização em Edifício*, Diário da República 1.ª série - A, nº4 de Abril de 2006.
- Dehlendorff, C. (2010). *Monte Carlo Analysis*. DTU Informatics, Technical University of Denmark., Denmark.
- Fürbringer, J.-M., Roulet, C.A. (1995). *Comparison and Combination of factorial and Monte-Carlo design in Sensitivity Analysis*. Building and Environment, 1995, pp. 505-519.
- Gudwin & Von Zuben (1998). *Geradores de Números Aleatórios*. <ftp://ftp.dca.fee.unicamp.br/pub/docs/ia707/aula9.pdf>: 2 de Fevereiro.
- Haarhoff, J., Mathews, E.H. (2006). *A Monte Carlo method for thermal building simulation*. Energy and Buildings, 2006, pp. 1395-1399.
- Hoes, P., Hensen, J.L.M., Loomans, M.G.L., Vries, B., Bourgeois, D. (2008). *User behavior in whole building simulation*. Energy and Buildings, 2009, pp. 295-302.
- Hong, T., Jiang, Y. (1995). *Stochastic Weather Model for building HVAC Systems*. Building and Environment, 1995, pp. 521-532.
- Lustosa, P.R.B., Ponte, V.M.R., Dominas, W.R. (2004). “Pesquisa operacional para decisão em contabilidade e administração: contabilometria.” Simulação In: CORRAR, L.J., Theóphilo, C.R. (Coord.), São Paulo.
- Neves, A.P., Jardim, S. (2003), Cruz, J. (2000). “Métodos de Apoio à decisão”. http://www.est.ipcb.pt/tecnologias/tec_MAD/Analise%20Sensibilidade.pdf. 2 de Novembro.
- Macdonald, I. A. (2009). *Comparison of sampling techniques on the performance of Monte-Carlo based Sensitivity Analysis*. Building Simulation, 2009, pp. 992-999.
- Murteira, B. (2007). *Introdução à Estatística*. McGraw-Hill.
- Oliveira, P. M. (2006). *Estatística (Sebenta v3.1 2006/2007)*. Departamento de Engenharia Civil da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto.
- Pietrzyk, K., Hagentoft, C.-E. (2007). *Probabilistic analysis of air infiltration in low-rise buildings*. Building and Environment, 2008, pp. 537-549.
- Pina, H. (1995). *Métodos Numéricos*. McGraw-Hill.
- Rosa, F. H. F. P., Junior, V.A.P. (2002). *Gerando Números Aleatórios*. http://www.feferraz.net/files/lista/random_numbers.pdf. 25 de Outubro.
- Rubinstein, R. Y. 1981. *Simulation and the Monte Carlo Method*. John Wiley & Sons, New York.
- Santos, P. D. C. (2010). *Optimização da Resistência Térmica da Envolvente de Edifícios Escolares*. Dissertação em Construções Cívicas. Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto.
- Simões, M. L. O. (2010). *Sistemas Estocásticos – Sistemas de Espera*. Dissertação de Doutoramento em Matemática Aplicada, Universidade do Porto.

Soratana, K., Marriott, J. (2009). *Increasing innovation in home energy efficiency: Monte Carlo Simulation of potential improvements*. Energy and Buildings, 2010, pp. 828-833.

Suíça (2005). *International Standard Organization, Ergonomics of the thermal environment analytical determination and interpretation of thermal comfort using calculation of the PMV and PPD indices and local thermal comfort criteria: ISO 7730*.

Veiga, J. M. G. C. (2008). *Métodos de Análise das Incertezas na Verificação Estrutural em Engenharia Civil*. Dissertação em Estruturas. Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto.

Vose, D. (2000). *Risk analysis: a quantitative guide*". 2. ed. Sussex: John Wiley & Sons Ltd.

Yun, Y.G., Tuohy, P., Steemers, K. (2009). *Thermal performance of a naturally ventilated building using a combined algorithm of probabilistic occupant behaviour and deterministic heat and mass balance models*. Energy and Buildings, 2009, pp. 489-499.