



FCTUC FACULDADE DE CIÊNCIAS
E TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE DE COIMBRA

DEPARTAMENTO DE
ENGENHARIA MECÂNICA

Previsão e Simulação do Serviço de Visitas Turísticas ao Paço das Escolas da Universidade de Coimbra

Dissertação apresentada para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia e
Gestão Industrial

Autor

Ana Filipa Vale Palmeiro

Orientadores

Professor Doutor Cristóvão Silva

Assistente Convidado Pedro Miguel Fernandes Coelho

Júri

Presidente Professor Doutor Luís Filipe Martins Menezes
Professor Catedrático da Universidade de Coimbra

Vogal Professor Doutor Luís Miguel Domingues Fernandes
Ferreira
Professor Auxiliar da Universidade de Coimbra

Orientador Professor Doutor Cristóvão Silva
Professor Auxiliar da Universidade de Coimbra

Coimbra, setembro, 2017

Education is the most powerful weapon which you can use to change the world.

Nelson Mandela.

À minha mãe

Agradecimentos

O trabalho que aqui se apresenta só foi possível graças à colaboração e apoio de algumas pessoas, às quais não posso deixar de prestar o meu reconhecimento.

Aos meus pais e à minha irmã, por permitirem que chegasse onde estou hoje, por acreditarem em mim e por todo o apoio incondicional.

À minha mãe, o meu pilar, por fazer com que tudo parecesse mais fácil, pelo apoio mais que incondicional, pela amiga que é, pelo exemplo que é, por nunca me julgar e por toda a paciência e compreensão.

Ao meu namorado, Filipe, por ter tornado a minha experiência em Coimbra, melhor do que algum dia poderia ter imaginado, pelo apoio incondicional, pela paciência, por me fazer rir até nos momentos menos bons, por acreditar em mim e pelo importante papel que tem na minha vida.

À Telma e à Andreia, pela amizade, pelo apoio, pela diversão, mas acima de tudo, por serem as amigas que levo para a vida.

A todos os meus amigos, que de alguma forma contribuíram para esta importante etapa da minha vida.

À Carolina, ao Cassi e novamente à Andreia, ao Filipe e à Telma, por me terem ajudado na recolha de dados, sem eles tudo teria sido mais demorado.

Ao meu orientador, professor Pedro Coelho, por toda a partilha de conhecimento e pela disponibilidade que sempre manifestou.

A todos os funcionários do Turismo da Universidade de Coimbra, por estarem sempre disponíveis para me ajudar.

A Coimbra, por me ter recebido, por me ter ensinado a crescer, pelas pessoas que conheci e pela experiência que me proporcionou.

Por último e por mais ridículo que pareça, aos meus gatos, por me transmitirem calma e tranquilidade, em momentos de maior stress.

A todos o meu enorme e sincero obrigada.

Resumo

O crescimento do setor do turismo verificado nos últimos anos, em Portugal, tem contribuído, positivamente, para o desenvolvimento da economia, contudo, apesar de todas as vantagens, esse crescimento acaba por dificultar a gestão dos serviços relacionados com o setor. Exemplo disso, é o Turismo da Universidade de Coimbra, que apesar de ver as suas receitas aumentadas, tem vindo a sentir cada vez mais dificuldade na gestão dos seus serviços. Só em relação às visitas ao Paço das Escolas, o aumento da procura faz com que em períodos de grande afluência, se verifiquem congestionamentos e longas esperas para os visitantes.

Será, precisamente, sobre este último ponto que se irá focar este trabalho, que tem como objetivos compreender a evolução da procura turística ao longo dos próximos anos e propor soluções que melhorem o atual sistema de visitas ao Paço das Escolas.

O estudo da evolução da procura, permite que a gestão do serviço seja feita com base numa previsão, que apesar de poder não ser exata a 100%, faz com que o serviço se consiga antecipar e adaptar de forma mais rápida a qualquer mudança que se verifique. Utilizou-se, para o efeito, o modelo de Decomposição Clássica Multiplicativo implementado com o auxílio do *software* Microsoft Excel.

A simulação computacional foi utilizada para estudar o funcionamento do sistema. Esta é uma ferramenta que permite perceber quais os possíveis resultados de uma alteração sem se interferir com o funcionamento real do sistema. O modelo de simulação foi implementado no *software* SIMUL8. Além de modelar o atual sistema, foram testados dois cenários alternativos com o intuito de melhorar o desempenho do sistema. Devido às restrições do sistema, não se conseguiu melhorias significativas. Com base nos resultados foram sugeridas outras soluções que ou procuram melhorar a distribuição dos visitantes pelos espaços ou fazem com que as suas experiências sejam melhoradas.

Palavras-chave: Previsão, Simulação, Turismo da Universidade de Coimbra, SIMUL8, Serviços, Melhorias.

Abstract

Over the past years, in Portugal, we've been witnessing a growth in the tourism sector. This growth has contributed positively for the development of the economy; however, despite all the advantages, this growth makes tourism managing related services harder. The University of Coimbra tourism, is no exception to this phenomenon, and although its revenues have been increased, managing its services has become increasingly difficult ever since. Just considering the visits to *Paço das Escolas*, the increase on demand causes congestions and long waiting period of times for tourists.

This paper, which will focus on the last point, has as main objective, the understanding of the touristic demand evolution over the coming years and provide solutions that will improve the current system of visits to *Paço das Escolas*.

The study of the demanding evolution, allows service management to be based on a prediction, even though it might not be 100% exact; it allows an anticipation of the service and to adapt it quickly to any change that may happen. For this purpose, the Multiplicative Classic Decomposition model was implemented with the aid of Microsoft Excel software.

The computing simulation was used to study how the system works. This is a tool that allows the understanding of the possible outcomes of a change without interfering with the real system. The simulation model, was implemented in SIMUL8 software. Besides modelling the current system, two alternative scenarios were tested with the purpose of improving the performance of the system. Due to system restrictions, no major improvements were achieved. According to the results, other solutions were suggested, which attempt to improve the distribution of visitors through the different spaces of *Paço das Escolas*, or try to improve their experiences.

Keywords: Forecasting, Simulation, University of Coimbra Tourism, SIMUL8, Services, Improvements.

Índice

Índice de Figuras	xi
Índice de Tabelas	xiii
Simbologia e Siglas	xv
Simbologia.....	xv
Siglas	xvi
1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1. Guia de Leitura	3
2. ENQUADRAMENTO TEÓRICO	5
2.1. Modelos de Previsão da Procura Turística.....	5
2.1.1. Séries Temporais	7
2.2. Modelos Causais	14
2.2.2. Machine Learning - Redes Neurais Artificiais	17
2.3. Simulação Discreta de Serviço – Parques de Diversões.....	20
2.3.1. Serviços – Conceito, Características e Qualidade	20
2.3.2. Gestão de Operações em Serviços.....	22
2.3.3. Modelos de Simulação Computacionais de Eventos discretos.....	23
3. PREVISÃO E MODELAÇÃO DA PROCURA TURÍSTICA DA UNIVERSIDADE DE COIMBRA	29
3.1. Justificação e Apresentação dos Modelos Seleccionados	29
3.2. Apresentação e Análise do Comportamento das Variáveis	30
3.3. Apresentação e análise dos resultados obtidos pelos modelos de decomposição clássica e de suavização exponencial	31
3.3.1. Modelos de decomposição clássica – aditivo e multiplicativo.....	32
3.3.2. Modelos de Suavização Exponencial – Holt-Winters Aditivo e Multiplicativo	35
3.4. Comparação do desempenho dos Modelos DC e HW	38
3.5. Previsões para os anos 2016 e 2017.....	38
4. O TURISMO NA UNIVERSIDADE DE COIMBRA.....	41
4.1. Descrição do Sistema Atual	43
4.1.1. Elementos Representativos.....	43
4.1.2. Horários de Funcionamento.....	44
4.1.3. A Procura.....	44
4.1.4. O Processo de Visitas	46
4.1.5. Considerações sobre o sistema	49
4.2. Formulação do Modelo.....	50
4.2.1. Definição do Problema e dos Objetivos	50
4.2.2. O Modelo Conceptual.....	52
4.2.3. A Recolha de Dados Quantitativos.....	55
4.3. Implementação do Modelo	57
4.3.1. O Modelo de Simulação Computacional.....	57

4.3.2.	Verificação e Validação do Modelo Computacional.....	71
4.4.	Resultados Gerados pelo Modelo Computacional.....	72
4.4.1.	Biblioteca Joanina.....	73
4.4.2.	Capela de São Miguel.....	73
4.4.3.	Paço Real.....	74
4.4.4.	Comentários Gerais.....	74
5.	PROPOSTAS DE MELHORIA.....	75
5.1.	Indicar a previsão do tempo de espera da Capela e do Paço Real.....	76
5.2.	Fornecer aos funcionários das bilheteiras indicadores de congestionamentos.....	80
5.3.	Políticas Promocionais.....	81
5.4.	Organizar as filas de espera.....	81
5.5.	Reduzir a sensação de espera.....	82
6.	CONCLUSÃO.....	85
6.1.	Propostas de Trabalhos Futuros.....	86
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	89
	ANEXO A.....	93

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Tipos de Machine Learning	18
Figura 2 Exemplo de estrutura de uma rede neuronal artificial	19
Figura 3 Processo de conceção de um modelo de simulação discreta.....	26
Figura 4 Bilhetes Vendidos em 2014 e 2015.....	31
Figura 5 Gráfico representativo do desempenho do Modelo de Decomposição Clássica Aditivo.....	34
Figura 6 Gráfico representativo do desempenho do modelo Decomposição Clássica Multiplicativo	35
Figura 7 Gráfico Representativo do desempenho do modelo Holt Winters Aditivo.....	37
Figura 8 Gráfico representativo do desempenho do modelo Holt Winters Multiplicativo .	37
Figura 9 Previsões da procura para 2016 e 2017.....	40
Figura 10 Elementos representativos do Visita ao Paço das Escolas	43
Figura 11 Comportamento da procura dos visitantes ao longo de um dia.	46
Figura 12 Fluxograma do processo de aquisição de bilhetes	47
Figura 13 Fluxograma do processo de visita segundo o programa 1	48
Figura 14 Fluxograma do processo de visita segundo o programa 2	48
Figura 15 Fluxograma do processo de visita segundo o programa 5	49
Figura 16 Fluxograma do processo de visita segundo o programa 6	49
Figura 17 Diagrama causa-efeito do problema relativo à distribuição não uniforme dos visitantes pelos espaços	51
Figura 18 Fluxograma geral do processo de visitas ao Paço das Escolas	53
Figura 19 Fluxograma do processo de compra de bilhetes	54
Figura 20 Fluxograma do processo de visita ao Paço Real	54
Figura 21 Fluxograma do processo de visita à Capela de São Miguel.....	54
Figura 22 Fluxograma do processo de visita à Biblioteca Joanina.....	55
Figura 23 Estrutura do modelo de simulação	57
Figura 24 Estrutura do modelo de simulação - Bilheteira.....	58
Figura 25 Fluxograma do algoritmo de atribuição da Label Programa.....	60
Figura 26 Algoritmo de atribuição do horário da biblioteca Joanina	61
Figura 27 Esquema geral do algoritmo de criação de percursos	62

Figura 28 Routing Out por Label Out	63
Figura 29 Estrutura do modelo de simulação - Biblioteca Joanina	67
Figura 30 Opção Replicate=60	68
Figura 31 Routing In da atividade Check.....	69
Figura 32 Estrutura do modelo de simulação - Capela de São Miguel	70
Figura 33 Estrutura do modelo de simulação - Paço Real.....	70
Figura 43 Comportamento da chegada de Work Items ao longo de um dia de simulação..	71
Figura 35 Exemplo de quadro de informações colocado em filas de espera.....	82
Figura 36 Exemplo de configuração de fila em Zig-Zag, com quadros informativos ao longo do seu comprimento	83

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 Interpretação dos valores MAPE	7
Tabela 2 Modelo Aditivo e Modelo Multiplicativo.....	9
Tabela 3 Sequência de passos para construção dos modelos DC aditivo e multiplicativo .	10
Tabela 4 Equações do modelo Holt-Winters Aditivo.....	11
Tabela 5 Equações do modelo Holt-Winters Multiplicativo	11
Tabela 6 Equações de inicialização do modelo HW aditivo	12
Tabela 7 Equações de inicialização do modelo HW multiplicativo	12
Tabela 8 Resultados dos modelos de Decomposição Clássica aditivo e multiplicativo	33
Tabela 9 Resultados dos modelos de HW aditivo e multiplicativo	36
Tabela 10 Comparação da precisão dos modelos estudados	38
Tabela 11 Previsões para o ano 2016 e 2017.....	39
Tabela 12 Programas de visitas disponíveis	42
Tabela 13 Horários de funcionamento do turismo da UC	44
Tabela 14 Valores P resultantes dos testes ANOVA.....	45
Tabela 15 Distribuição representativa do intervalo de tempo entre chegadas	56
Tabela 16 Distribuições representativas do tamanho dos grupos.....	56
Tabela 17 Distribuições representativas da duração de uma visita à biblioteca Joanina, à capela de São Miguel e ao Paço Real.....	57
Tabela 18 Turnos de funcionamento	58
Tabela 19 Distribuição Chegadas dependente do tempo.....	59
Tabela 20 Esquema lógico da atribuição da label Out para o programa 6 (Programa=1)...	64
Tabela 21 Esquema lógico da atribuição da label Out para o programa 5 (Programa=2)...	65
Tabela 22 Esquema lógico da atribuição da label Out para o programa 5 (Programa=2)...	66
Tabela 23 Esquema lógico da atribuição da Label Out para o programa 6 (Programa=4) .	67
Tabela 24 Tempos de permanência no sistema: Simulação vs. Sistema Real.....	72
Tabela 25 Resultados obtidos para a Biblioteca Joanina.....	73
Tabela 26 Resultados obtidos para a fila de espera da Biblioteca Joanina.....	73
Tabela 27 Resultados obtidos para a Capela de São Miguel	73
Tabela 28 Resultados obtidos para a fila de espera da Capela de São Miguel.....	73
Tabela 29 Resultados obtidos para o Paço Real	74

Tabela 30 Resultados obtidos para a fila de espera do Paço Real	74
Tabela 31 Resultados obtidos após a implementação da indicação da previsão das filas de espera.....	79

SIMBOLOGIA E SIGLAS

Simbologia

Z_t – Observação no instante t

P_t – Projeção para o instante t

t – Período

n – Número de observações

T_t – Tendência

S_t – Sazonalidade

C_t – Ciclo

ε_t – Erro

MMC_t – Média móvel centrada para o instante t

r_t – Série auxiliar

$S_{desajustada}$ – Índice sazonal desajustado

u_t – Série auxiliar

b_0 – Ordenada na origem

b_1 – Declive da reta

n_t – Nível

b_t – Tendência

S_t – Sazonalidade

P_{t+m} – Previsão para o modelo *Holt Winters*

α, β, γ – Constantes de suavização

S_{t-s} – Sazonalidade correspondente ao instante t

b_{t-1} – Tendência para o instante anterior ao atual

m – Número de projeções pretendidas

S_{t-s+m} – Sazonalidade para o instante futuro t pretendido

$\Phi(B)$ – Polinómio autorregressivo de ordem p

B – Operador de retardo

$\Theta(B)$ – Polinómio de médias móveis de ordem q

$B^d Z_t - N$

d – Número de diferenças necessárias para retirar a tendência à série

y – Variável dependente

x – Variável independente

a – Declive da reta

b – Ponto de interseção com o eixo horizontal

r – Coeficiente de correlação de Pearson

r^2 – Coeficiente de determinação

y_i – Variável dependente

x_i – Variável independente

β_0 – Ordenada na origem

$\beta_1 x_{i1}, \beta_2 x_{i2}, \dots, \beta_m$ – Declives parciais

ε_i – Erro aleatório

Siglas

AI - *Artificial Intelligence*

ARIMA - *Autoregressive Integrated Moving Average*

DC – *Decomposição Clássica*

HW – *Holt Winters*

MAPE – *Erro médio percentual*

ML – *Machine Learning*

SAFT – *Standard Audit File for Tax Purposes*

UC – *Universidade de Coimbra*

UNESCO - *United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization*

1. INTRODUÇÃO

A Universidade de Coimbra, uma das, mas antigas do mundo, e a mais antiga em Portugal, têm vindo cada vez mais a suscitar interesse nos turistas. Esse interesse pode ser explicado, não só pelo facto do turismo cultural em Portugal ter aumentado aproximadamente entre 5% a 7% por ano (THR, 2006), mas também porque desde 2013, a UC passou a fazer parte do património mundial da UNESCO.

É a secção do Turismo da Universidade de Coimbra, que se encarrega de receber os visitantes que chegam diariamente e lhes proporciona uma experiência enriquecedora. Para isso, disponibiliza vários programas, que incluem visitas ao Paço das Escolas, Museu da Ciência e Colégio de Jesus. É ainda responsável por todas as atividades relacionadas com a venda de *merchandise*.

Apesar do aumento do número de visitantes ter vindo a refletir-se positivamente no aumento das receitas, provenientes do turismo da UC, este é também um fator que dificulta a gestão dos serviços disponibilizados. Em relação às visitas, por exemplo, o aumento da procura, traduz-se em congestionamentos e longos períodos de espera dos visitantes e é precisamente, sobre este ponto que se irá focar grande parte deste trabalho, que tem como objetivos principais, compreender a evolução quantitativa da procura turística e propor soluções que possam melhorar o atual sistema de visitas ao Paço das Escolas.

Antes de se iniciar o processo de análise do funcionamento do sistema de visitas ao Paço das Escolas, fará sentido primeiro, perceber-se a evolução anual da procura, uma vez que, todas as alterações que serão propostas, têm como objetivo minimizar os efeitos colaterais que se têm verificado na gestão dos serviços. É mais fácil e seguro gerir um serviço com base numa previsão, do que numa incerteza, porque apesar das previsões poderem não representar a procura a 100%, permitem que o serviço se antecipe e consiga adaptar mais rapidamente a qualquer imprevisto.

A escolha de um modelo de previsão depende de vários fatores, mas uma pesquisa voltada para as previsões da procura turística, permite concluir que os mais usados nos últimos anos, são o ARIMA e as Redes Neurais Artificiais. No entanto, por serem

modelos complexos e que requerem muitos dados e só foram disponibilizados os referentes aos anos 2014 e 2015, não serão considerados. Segundo, a metodologia de Lemos & Fogliatto (2005), utilizada para auxiliar a seleção dos modelos utilizados, foram selecionados os modelos de Decomposição Clássica e os modelos de Suavização Exponencial de *Holt-Winters*. Para os implementar recorreu-se ao *software* Microsoft Excel, por ser uma ferramenta de fácil obtenção e que por fazer parte do dia-a-dia dos funcionários do turismo da UC, pode inclusivamente, o resultado ser usado como uma ferramenta que permite que futuras previsões possam ser feitas pelos mesmos.

Antes de se implementar uma alteração num sistema, é importante ter uma ideia antecipada dos seus possíveis resultados, para evitar interferir com o funcionamento do mesmo. Por isso, é que a simulação computacional foi selecionada para se compreender o comportamento das visitas ao Paço das Escolas, analisá-lo e posteriormente avaliá-lo, quando sujeito a determinadas alterações.

Embora o Paço das Escolas, seja encarado com um museu, devido ao seu valor histórico e patrimonial, o funcionamento das visitas é semelhante ao de um parque de diversões, porque as entradas nos locais que o constituem, estão sujeitas às limitações das capacidades, o que gera, às respetivas filas de espera. Por isso, a parte principal deste trabalho será, essencialmente, fundamenta em literatura, sobre a gestão de parques de diversões.

A construção de um modelo de simulação computacional, é um processo que engloba várias etapas, primeiro é necessário definir o problema, que o modelo terá que responder; definir os objetivos da simulação; construir o modelo conceptual e recolher todos os dados necessários que caracterizam o sistema. Em segundo, o modelo conceptual é traduzido, para a linguagem computacional escolhida e terá que ser verificado e validado. Por último, são analisados os resultados gerados pela simulação e são feitas as alterações necessárias para que o seu funcionamento represente o melhor possível o sistema atual. Este é um processo que se repete, enquanto se verificar, que o modelo computacional não representa o comportamento atual do sistema, da forma pretendida.

Depois, de se chegar a uma simulação considerada uma representação válida da realidade e dentro das suas limitações, é efetuado um estudo de possíveis soluções que além de poderem melhorar o sistema em funcionamento, permitem melhorar a avaliação de um cliente sobre o serviço que lhe foi prestado. Todas as propostas serão baseadas, em

estratégias usadas por parques de diversão, com especial destaque aos parques da Disney, que se distinguem de todos os outros devido às suas filosofias de gestão, muitas vezes copiadas e estudadas. Apesar de poderem existir inúmeras soluções vantajosas para o sistema, devido ao baixo orçamento do turismo da UC e à dificuldade de deslocação de verbas, só serão apresentadas propostas que sejam passíveis de serem executáveis, que requeiram baixos custos. Não faria sentido, não faria sentido serem apresentadas soluções que dificilmente seriam implementadas.

1.1. Guia de Leitura

A presente dissertação encontra-se dividida em 5 capítulos, resumidos de forma a facilitar a leitura do documento.

O **capítulo 2**, servirá como base e fundamento, aos restantes capítulos, pois aborda os principais modelos de previsão usados para prever a procura turística, assim como a metodologia por trás da construção de um modelo de computacional.

No **capítulo 3**, procurar-se-á compreender o comportamento da procura anual das visitas ao Paço das Escolas e acima de tudo, encontrar o modelo de previsão, que melhores resultados gerasse, para posteriormente ser utilizado para realizar previsões.

O **capítulo 4**, representa o processo de construção do modelo computacional. É explicado todo o funcionamento das visitas, construído o modelo computacional que o represente, explicada toda a lógica por trás do modelo computacional e por fim são analisados os resultados gerados.

No **capítulo 5**, são apresentadas as propostas de melhoria, possíveis de implementar no sistema.

Por fim, o **capítulo 6**, sintetizará tudo o que foi feito, as conclusões mais relevantes e propostas para trabalhos futuros.

2. ENQUADRAMENTO TEÓRICO

2.1. Modelos de Previsão da Procura Turística

A previsão da procura turística é um tema que tem ganhado destaque ao longo dos anos, o que tem feito com que se tenham levado a cabo diversos estudos sobre o assunto, dos quais muitos têm sido publicados (Cho 2003; Chu 2009; Witt & Witt 1995; Sheldon & Var 1985; Goh & Law 2017; Burger et al. 2001; Song & Li 2008). Esses estudos focam-se não só na aplicação de diferentes técnicas para modelar e prever a procura turística, mas também na tentativa de estabelecerem princípios que pudessem, posteriormente, ser usados como guias de seleção de modelos de previsão (Song & Li 2008). Contudo, não é possível afirmar que exista um modelo ideal para uma determinada situação, porque a sua escolha irá depender de fatores como os dados disponíveis, o nível de simplicidade pretendido do modelo, o horizonte de previsões pretendido, a urgência da previsão, o custo da previsão, o nível de precisão desejado, etc. (Lemos 2006). Ou seja, é necessário que haja um claro entendimento da situação para a qual a previsão é desejada, assim como os recursos disponíveis para a fazer (Burger et al. 2001).

Uma grande parte da literatura existente divide os diversos modelos utilizados para prever a procura turística em duas categorias: os modelos qualitativos e os modelos quantitativos. Entre as duas abordagens, são os quantitativos que ganham destaque, uma vez que, apresentam maior precisão e não estão sujeitos a opiniões tendenciosas. No entanto, é importante ter em consideração que ambas as abordagens têm pontos fortes e fracos, e que por isso, muitos autores defendem que a integração dos dois métodos proporciona resultados mais rigorosos. Os modelos qualitativos são caracterizados maioritariamente por não se basearem em dados históricos, ou seja, assentam na avaliação de estimativas e opiniões de peritos (ex.: estudos de mercado, método *Delphi*, *focus group*, analogias históricas, etc.). Já os modelos quantitativos utilizam os dados históricos da procura e estimam valores futuros por intermédio de modelos matemáticos.

A abordagem quantitativa, segundo Song e Li (2008), pode ser dividida em duas subcategorias, as séries temporais e os modelos causais. O estudo das séries temporais tem

como finalidade identificar e descrever padrões de comportamento a partir da relação causal com o tempo, que exerce influência sobre os dados. Já o estudo dos modelos causais tem por finalidade explicar os padrões históricos dos dados, a partir da relação causal com outras variáveis correlacionadas que não o tempo (Relvas 1998). Contudo, a partir do final da década de noventa, surgiu um interesse na aplicação das redes neuronais artificiais (Claveria et al, 2013), ferramentas baseadas em inteligência artificial, que conseguem com muito mais facilidade lidar com situações em que as relações entre os dados não são claras e/ou não-lineares (Reis 2013). Para Cho (2002) este é o melhor método para previsão da procura turística quando não se identifica um padrão comportamental óbvio nos dados.

A avaliação da precisão de modelos de previsão é efetuada maioritariamente com base em estatísticas de desempenho que permitem aferir se um modelo é significativamente melhor do que outros (Song & Li 2008). Na área do turismo, o erro percentual absoluto médio (MAPE), entendido como o tamanho médio do erro expresso em percentagem, é a medida mais utilizada para fazer a comparação entre modelos diferentes (Constantino 2015; Burger et al. 2001; Goh & Law 2017; Witt & Witt 1995; Cho 2003; Lemos 2006; Song & Li 2008; Serra et al. 2005; Augusta & Seyboth 2015; Reis 2013), pois é a medida de erro menos afetada por valores extremos. Ao se comparar vários modelos, aquele que apresentar o menor MAPE é considerado o que melhor se ajusta aos valores reais, ou seja, o mais preciso (Augusta & Seyboth 2015). Em teoria, conseguir-se um MAPE igual a 0 traduz a previsão de resultados de forma perfeita, no entanto, na maioria das situações nunca o é possível alcançar. Este parâmetro é conseguido através da expressão:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - P_t|}{Z_t}}{n} \times 100 \quad [1]$$

em que Z_t representa a variável observada no período t , P_t a previsão obtida para o período t desejado e n o número de observações. A interpretação dos valores MAPE pode ser feita segundo a escala criada por Lewis em 1982:

Tabela 1 Interpretação dos valores MAPE

MAPE (%)	Avaliação do modelo
MAPE ≤ 10	Previsão de alta precisão
10 < MAPE ≤ 20	Previsão de boa precisão
20 < MAPE ≤ 50	Previsão de razoável precisão
MAPE ≥ 50	Previsão de baixa precisão

Fonte: Adaptado de Kaya (2015)

2.1.1. Séries Temporais

Os modelos de séries temporais são usados largamente, não só na área do turismo como em áreas em que a previsão de acontecimentos futuros desempenha um papel importante no suporte à tomada de decisões e planeamento de atividades. Dentro da área em questão, a análise de séries temporais pode demonstrar-se uma ferramenta valiosa no início de um projeto, pois permite que se identifiquem tendências no comportamento dos visitantes (Burger et al. 2001).

Uma série temporal pode traduzir-se como um conjunto de observações sequências, de uma dada variável, ao longo de intervalos de tempo regulares. Alves et al. (2008) escreve que séries temporais são baseadas na ideia de que a história dos acontecimentos ao longo do tempo pode ser usada para prever o futuro. Quer isto dizer que, estes modelos utilizam dados históricos recolhidos ao longo do tempo para fazerem as suas projeções. O seu estudo tem como finalidade perceber se existe ou não um relacionamento entre as observações, identificando padrões e comportamentos. Noutra perspetiva, poder-se-á encarar uma série temporal como a reflexão de uma relação causal, onde a variável dependente é a que se pretende prever e a variável independente é o tempo.

Segundo Relvas (1998), existem 4 componentes principais que constituem uma série temporal, a tendência, a sazonalidade, o ciclo e o erro. Estes componentes, podem ser compreendidos como fatores que influenciam tanto os valores observados como os valores previsto, pois representam padrões comportamentais que se distinguem numa série. Tais componentes podem ser descritos da seguinte forma:

-Tendência (T_t): existe quando se verifica um aumento ou diminuição da variável no tempo.

-**Sazonalidade S_t** : existe quando há padrões que ocorrem regularmente no tempo.

-**Ciclo (C_t)**: existe quando se verificam oscilações em torno da tendência.

-**Erro (ϵ_t)**: existe quando ocorrem flutuações aleatórias imprevisíveis e não periódicas.

As séries temporais têm sido largamente utilizadas na previsão da procura turística nas últimas 4 décadas, destacando-se o domínio do modelo ARIMA, proposto por *George Box* e *Gwilym Jenkins* (Song & Li 2008; Chu 2009; Cho 2003; Witt & Witt 1995). Este é considerado um dos modelos mais precisos, mas em contrapartida, é um dos mais dispendiosos e demorados, devido à sua complexidade (Lin 2000). Em alternativa, os modelos de decomposição clássica e de suavização exponencial, possuem em comum o fato de serem fáceis de implementar, pouco dispendiosos, não requererem um intervalo de dados muito extenso e funcionarem bem para previsões de curto/médio prazo.

2.1.1.1. Modelo da Decomposição Clássica – Aditivo e Multiplicativo

O modelo da decomposição clássica, tal como o próprio nome sugere, consiste na decomposição das séries temporais nos seus componentes principais. A determinação desses componentes é feita através da análise de uma série, que visa decompô-la nos seus elementos principais e posteriormente recompô-la para estudar as variações observadas. Depois de identificados os componentes e pressupondo-se a existência de um padrão comportamental não aleatório, é possível descrever tais componentes através de funções matemáticas (Tabela 2), a partir das quais se poderá prever o comportamento futuro da variável em estudo (Relvas 1998).

Para Bouzada (2012) a decomposição clássica de séries temporais permite que uma série seja escrita como a soma ou multiplicação dos seus componentes. O modelo aditivo considera que uma série temporal é formada pela soma dos seus componentes, e o modelo multiplicativo, quando uma série é gerada pela multiplicação dos seus componentes.

Em termos de aplicabilidade, o modelo aditivo deve ser usado quando a magnitude do padrão sazonal se mantém à medida que série aumenta ou diminui, já o multiplicativo deve ser usado quando a magnitude do padrão sazonal aumenta à medida que os valores dos dados aumentam, e diminui quando os valores dos dados diminuem (Minitab 2017).

Tabela 2 Modelo Aditivo e Modelo Multiplicativo

Modelo Clássico	Equação Matemática
Aditivo	$Z_t = T_t + S_t + C_t + \varepsilon_t$ [2]
Multiplicativo	$Z_t = T_t \times S_t \times C_t \times \varepsilon_t$ [3]

Não obstante a utilização de *software* que implementem automaticamente os modelos, existe uma sequência de passos que permitam a aplicação destes modelos em circunstâncias em que não é possível recorrer-se a tais ferramentas. A implementação de tais modelos, engloba assim uma sequência de etapas, representadas na Tabela 3:

Tabela 3 Sequência de passos para construção dos modelos DC aditivo e multiplicativo

Modelo aditivo	Modelo multiplicativo
1º calcular as médias móveis centradas com n termos	
$MMC_t = \frac{1}{N} \left(\frac{Z_{t-n}}{2} + Z_{t-n+1} + \dots + Z_t + \dots + Z_{t+n-1} + \frac{Z_{t+n}}{2} \right)$ [4]	
2º calcular a série auxiliar r_t, ou seja, a série original sem as componentes T_t e C_t	
$r_t = Z_t - MMC_t = Z_t - T_t - C_t = S_t + \varepsilon_t$ [5]	$r_t = \frac{Z_t}{MMC_t} = \frac{Z_t}{T_t \times C_t} = S_t \times \varepsilon_t$ [6]
3º calcular o índice sazonal desajustado de cada grupo^{*1} da série original	
$S_{desajustada_{grupo}} = \frac{(S_t + \varepsilon_t)_{grupo}}{r}$ [7]	
4º calcular o índice sazonal de cada grupo da série	
$S_t = S_{desajustado_t} - \frac{\sum S_{desajustado_t}}{12}$ [8]	$S_t = S_{desajustado_t} \times \frac{12}{\sum S_{desajustado_t}}$ [9]
5º calcular a série auxiliar u_t, ou seja, a série original sem a componente sazonal S_t	
$u_t = Z_t - S_t = T_t + C_t + \varepsilon_t$ [10]	$u_t = \frac{Z_t}{S_t} = T_t \times C_t \times \varepsilon_t$ [11]
6º estimar a reta representativa da componente tendência a partir da série u_t	
$T_t = b_0 + b_1 t$ [12]	
7º reagrupar os componentes e fazer as projeções para os instantes desejados	
$Z_t = T_t + C_t + S_t + \varepsilon_t$ [13]	$Z_t = T_t \times C_t \times S_t \times \varepsilon_t$ [14]

Apesar de em teoria a sequência de passos de implementação dos modelos ser a mesma, na prática identificam-se ligeiras diferenças nas fórmulas matemáticas a serem utilizadas em cada um dos modelos. No entanto, as equações do primeiro, terceiro e o sexto passo são comuns aos dois modelos.

¹ Os dados de uma série temporal tipicamente organizam-se por meses, períodos, semestres, etc. Portanto, entende-se como grupo todos os valores pertencentes, por exemplo, aos meses Abril.

2.1.1.2. Modelos da Suavização Exponencial – *Holt-Winters* Aditivo e Multiplicativo

O modelo de *Holt-Winters* é uma variação do modelo de suavização exponencial e é recomendado para séries que apresentem tendência e sazonalidade. No caso da magnitude da variação sazonal se manter constante, diz-se que modelo é aditivo (Tabela 4), caso aumente com o tempo, diz-se que o modelo é multiplicativo (

Tabela 5) (Serra et al. 2005).

Este modelo tem como base 3 equações de amortecimento, associadas aos componentes de uma série - uma para o nível, uma para tendência e outra para a sazonalidade. Os valores α , β e γ são constantes de suavização que variam entre zero (0) e um (1), e são obtidas de modo a se minimizar um determinado valor. Uma das desvantagens apontadas a este método, incide na dificuldade de se estimar estas constantes de suavização, devido às numerosas combinações de valores que estas podem tomar.

Tabela 4 Equações do modelo *Holt-Winters* Aditivo

<i>Holt-Winters</i> aditivo	
Nível	$n_t = \alpha(Z_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(n_{t-1} + b_{t-1})$ [15]
Tendência	$b_t = \beta(n_t - n_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$ [16]
Sazonalidade	$S_t = \gamma(Z_t - n_t) + (1 - \gamma)S_{t-s}$ [17]
Previsão	$P_{t+m} = n_t + b_t m + S_{t-s+m}$ [18]

Tabela 5 Equações do modelo *Holt-Winters* Multiplicativo

<i>Holt-Winters</i> multiplicativo	
Nível	$n_t = \alpha \frac{Z_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(n_{t-1} + b_{t-1})$ [19]
Tendência	$b_t = \beta(n_t - n_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$ [20]
Sazonalidade	$S_t = \gamma \frac{Z_t}{n_t} + (1 - \gamma)S_{t-s}$ [21]
Previsão	$P_{t+m} = (n_t + b_t m)S_{t-s+m}$ [22]

Tanto o modelo *Holt-Winters* aditivo como o multiplicativo, funcionam através da aplicação repetitiva das suas equações aos valores das séries. A sua execução deve ter início num período passado, onde os valores n_t , b_t e S_t devem ser estimados. Uma forma simples de fazer as estimativas desses valores é através da inicialização do nível e da tendência ao mesmo período s , correspondente ao comprimento sazonal da série, e da sazonalidade a partir do primeiro período t (Tabela 6 e Tabela 7) (Bertolo 2003a).

Tabela 6 Equações de inicialização do modelo HW aditivo

Índice	Equações
Nível	$n_s = \frac{1}{s} (Z_1 + Z_2 + \dots + Z_z) \quad [23]$
Tendência	$b_s = \frac{1}{s} \left(\frac{Z_{s+1} - Z_1}{s} + \frac{Z_{s+2} - Z_2}{s} + \dots + \frac{Z_{s+s} - Z_s}{s} \right) \quad [24]$
Sazonalidade	$S_1 = Z_1 - n_s, \quad S_2 = Z_2 - n_s, \quad \dots \quad S_s = Z_s - n_s \quad [25]$

Tabela 7 Equações de inicialização do modelo HW multiplicativo

Índice	Equações
Nível	$n_s = \frac{1}{s} (Z_1 + Z_2 + \dots + Z_z) \quad [26]$
Tendência	$b_s = \frac{1}{s} \left(\frac{Z_{s+1} - Z_1}{s} + \frac{Z_{s+2} - Z_2}{s} + \dots + \frac{Z_{s+s} - Z_s}{s} \right) \quad [27]$
Sazonalidade	$S_1 = \frac{Z_1}{n_s}, \quad S_2 = \frac{Z_2}{n_s}, \quad \dots \quad S_s = \frac{Z_s}{n_s} \quad [28]$

Ao contrário dos modelos de decomposição clássica, em que todas as observações têm a mesma importância, este modelo atribui mais valor às observações mais recentes.

2.1.1.3. Metodologia *Box-Jenkins* – Modelos ARIMA

Os modelos de previsão descritos anteriormente apesar de bastante básicos são muito úteis (Bertolo 2003b), porque rapidamente e de forma fácil, permitem que se consigam obter projeções da variável em estudo, com uma precisão considerável. Adicionalmente, são

modelos que podem ser usados numa fase inicial, para estudar o comportamento de uma variável ao longo do tempo (Lemos 2006).

Existem logicamente, modelos de séries temporais mais complexos, como os modelos de Box-Jenkins, que implicam que as mesmas sejam estacionárias, isto é, que não apresentem tendência e sazonalidade. O modelo ARIMA, um caso geral dos modelos propostos por Box e Jenkins (1970), é apropriado para descrever séries não estacionárias pois, prevê um ajuste que transforma a série em estacionária (Safadi 2004).

Este modelo de previsão que faz uso de um algoritmo matemático complexo, com termos autorregressivos e de média móvel, para identificar a forma do modelo matemático mais adequado à série temporal analisada, com n observações (Archer 1980). A identificação desse modelo matemático implica 4 passos (identificação do modelo, estimativa do modelo, diagnóstico de verificação e previsão) que se repetirão até que o modelo se aproxime o mais possível dos valores da série Z_t , ou seja, é um processo iterativo.

Quando uma série temporal possui tendência, mas não sazonalidade o modelo ARIMA (p, q, d) pode ser representado por:

$$\varphi(B)(1 - B)^d Z_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad [29]$$

onde $\varphi(B) = 1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p$ é o polinómio autorregressivo de ordem p , $\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$ é o polinómio de médias móveis de ordem q , B o operador de retardo tal que $B^j Z_t = Z_{t-j}$ e d é o número de diferenças necessárias para a retirar a tendência da série e torná-la estacionária (Ehlers 2009; Safadi 2004; Lemos 2006).

Quando a série apresenta sazonalidade, torna-se necessário acrescentar uma componente sazonal à equação 29, portanto, o modelo ARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)_s$ torna-se:

$$\varphi_p(B)\phi_p(B^s)(1 - B)^d(1 - B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_q(B^s)\varepsilon_t \quad [30]$$

onde $\phi_p(B)$ e $\Theta_q(B)$ são os polinómios sazonais autorregressivos e de médias móveis P e Q , respetivamente, e D é o número de diferenças sazonais s necessárias para retirar a sazonalidade da série (Ehlers 2009; Safadi 2004; Lemos 2006)

Este modelo, essencialmente, assume a existência de uma relação entre os valores passados (observações) e os valores futuros (projeções), em que estes últimos são gerados com base nessa relação e também nos erros de previsão passados.

2.2. Modelos Causais

No trabalho de Lin (2000), pode-se ler que os modelos causais de previsão pressupõem uma relação de causa/efeito entre os *inputs* e os *outputs* de um sistema, e que qualquer mudança nos *inputs* irá afetar os *outputs*. O objetivo destes métodos é encontrar uma relação entre os *inputs* e os *outputs*, através da análise dos resultados dos *outputs*. Por outras palavras, os modelos de previsão causais baseiam-se na existência de relações entre uma variável dependente e uma ou mais variáveis independentes, ou seja, pressupõem a existência de variáveis que podem influenciar os valores da variável em estudo.

Para Song e Li (2008), dentro da área do turismo, uma das maiores vantagens da utilização destes modelos, em relação às séries temporais, é o facto de se conseguir analisar a relação entre a procura turística e as variáveis que a influenciam. Por exemplo, examinam a influência que os níveis de renda dos turistas, os custos associados às viagens e as taxas de câmbio, podem influenciar a procura turística num determinado destino.

Se a variável que se vai estudar depender de uma, ou de mais variáveis, logicamente, se percebe que as projeções futuras dessa variável, são feitas com base nas previsões das respetivas variáveis independentes.

Dentro dos modelos causais o método da regressão linear simples e o modelo de regressão linear múltipla são os modelos mais usados para se fazerem projeções futuras da procura turística (Calantone et al. 1981; Witt & Witt 1995; Song & Li 2008). O primeiro por ser fácil e rápido de implementar em situações em que se identifica apenas uma relação entre as variáveis e a segunda por permitir que se perceba de que modo determinados fatores conseguem influenciar a procura turística. Ambos os modelos, são utilizados para projeções de curto e médio prazo, podendo o múltiplo ser utilizado para projeções de longo prazo.

2.2.1.1. Regressão Linear Simples

O Modelo de Regressão Linear Simples define-se como a relação linear entre uma variável dependente (y) e uma variável independente (x) (Rodrigues 2012), o objetivo é achar a equação da reta que melhor se adapta aos pontos gerados pelos dados:

$$y = ax + b \quad [31]$$

onde os parâmetros a e b correspondem ao declive e ao ponto de interseção da reta com o eixo horizontal, respetivamente. Tais parâmetros podem ser calculados analiticamente através da equação treze (13) e catorze (14), no entanto, inúmeros softwares já os determinam automaticamente. Nas equações abaixo n representa o número de observações existentes.

$$a = \frac{\sum x^2 \sum y - \sum x \sum xy}{n \sum x^2 - (\sum x)^2} \quad [32]$$

$$b = \frac{n \sum xy - \sum x \sum y}{n \sum x^2 - (\sum x)^2} \quad [33]$$

O grau de correlação entre as duas variáveis é medido através do coeficiente r de correlação de *Pearson*, representado na equação trinta e quatro (34). A análise desta correlação tem como objetivo avaliar a “força” do relacionamento linear entre a variável x e a variável y (Rodrigues 2012)

$$r = \frac{n \sum xy - \sum x \sum y}{\sqrt{[n \sum x^2 - (\sum x)^2] \times [n \sum y^2 - (\sum y)^2]}} \quad [34]$$

O valor de r toma valores que variam entre um (1) e menos (-1), quando mais próximo se encontrar de um desses valores, mais forte será a relação. A interpretação do resultado varia de autor para autor, mas uma grande maioria considera que a relação entre as duas variáveis é forte, se r tomar valores superiores a 0.7 – relação forte positiva, ou -0.7 – relação forte negativa.

Por outro lado, a explicação dos resultados através da equação da reta é dada pelo seguinte coeficiente de determinação r^2 :

$$r^2 = \frac{(n \sum xy - \sum x \sum y)^2}{[n \sum x^2 - (\sum x)^2] \times [n \sum y^2 - (\sum y)^2]} \quad [35]$$

Este coeficiente ao contrário do anterior assume valores que podem variar entre zero (0) e um (1). Por exemplo um r^2 de 0.65 significa que 65% da variável dependente (x) é explicada pela variável independente (y).

Tal como nas séries temporais, é dada a mesma importância a todas as observações, no entanto, na maioria dos casos as mais antigas não são tão importantes como as mais recentes.

2.2.1.2. Regressão Linear Múltipla

Ao contrário do modelo de regressão linear simples, em que a variável dependente apenas é explicada por uma única variável independente, o modelo múltiplo formula uma hipótese que relaciona uma variável dependente (y_i) com m variáveis independentes (x_{ij}) (Archer 1980):

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_m x_{im} + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n \quad [36]$$

em que:

n representa a dimensão da amostra;

y_i representa o valor da variável dependente na observação $i = 1, \dots, n$;

$x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}$, $i = 1, \dots, n$ são os valores da i -ésima observação das m variáveis independentes;

β_0 representa a ordenada na origem;

$\beta_1 x_{i1}, \beta_2 x_{i2}, \dots, \beta_m$ são os parâmetros do modelo ou declives parciais;

ε_i , $i = 1, \dots, n$ correspondem aos erros aleatórios.

Neste modelo, todas as relações identificadas podem ser também analisadas, através do coeficiente de correlação de *Pearson* (r) e do coeficiente de determinação (r^2).

Segundo Witt e Witt (1995), a análise da procura turística com recurso a este modelo pode ser resumida através de uma metodologia que estima modelos e prevê valores futuros: (1º) selecionar as variáveis que influenciam a procura turística e especificar as suas relações através de uma forma matemática; (2º) organizar dados relevantes para o modelo; (3º) usar dados para estimar os efeitos quantitativos das variáveis que influenciam a variável a ser prevista; (4º) executar testes no modelo estimado para analisar a qualidade dos ajustes; (5º) se os testes mostram que o modelo é satisfatório, em seguida, usá-lo para fazer previsões (Constantino 2015).

2.2.2. *Machine Learning* - Redes Neurais Artificiais

Apesar de diferentes, os termos *Machine Learning* (ML) e Inteligência Artificial (AI) são muitas vezes vistos como sinónimos. Para Marr (2016), a AI é um conceito muito mais vasto que propõe a elaboração de computadores capazes de efetuar tarefas de forma inteligente, ou seja, computadores que consigam simular a capacidade humana de aprender, raciocinar, compreender, tomar decisões e resolver problemas (Sims 2015). Por outro lado, ML é um campo da AI, que se refere à capacidade dos computadores aprenderem sem terem sido explicitamente programados para isso (Rouse 2016). Enquanto os humanos e os animais aprendem através das suas experiências, os computadores aprendem através dos dados que lhe são disponibilizados. Com o tempo quanto mais dados forem fornecidos, melhor será a performance do sistema. Resumidamente, ML é um método de análise de dados que permite o desenvolvimento automático de modelos analíticos, através da utilização de algoritmos que iterativamente aprendem a partir da informação contida nos dados.

Machine Learning utiliza dois métodos de aprendizagem: a supervisionada – *Supervised Learning*, e a não supervisionada – *Unsupervised Learning* (Figura 1). Na aprendizagem supervisionada os algoritmos são treinados com base na introdução de exemplos de inputs e os respetivos outputs desejados, quer isto dizer, que os dados disponibilizados já possuem a “resposta correta”. Por outro lado, na aprendizagem não supervisionada o treino dos algoritmos é feito sem que haja a disponibilização da “resposta

correta”, o sistema terá que, sozinho, encontrar padrões e relações nos dados (inputs) (Sims 2015; Matos 2015; Mathworks 2016; sas 2016).

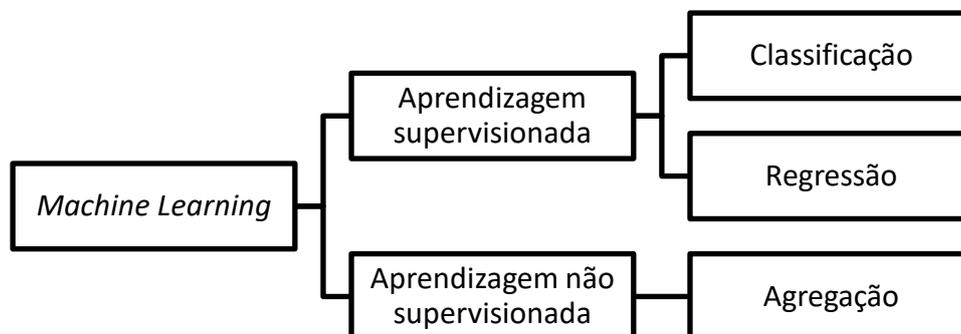


Figura 1 Tipos de *Machine Learning*

Por sua vez, como se verifica na Figura 1, a aprendizagem supervisionada possui duas categorias de algoritmos: classificação e regressão. Num problema de classificação, os resultados previstos pelo algoritmo são discretos, por outras palavras, o algoritmo irá tentar identificar a que conjunto de categorias pertence o novo input. Num problema de regressão, os resultados previstos pelo algoritmo são contínuos, ou seja, o algoritmo irá tentar mapear os novos inputs com base numa função contínua (Barros 2016). Por ultimo, a agregação é o método de aprendizagem não supervisionada mais comum e é usada na análise exploratória de dados, com o fim de encontrar padrões e/ou grupos nos dados.

As redes neuronais artificiais (ANN) são um dos algoritmos de aprendizagem das ML, que se adaptam tanto à aprendizagem não supervisionadas, como a ambas as categorias de algoritmos da aprendizagem supervisionada. Uma ANN, é uma técnica em que o processamento de informação assenta num modelo matemático, inspirado no sistema nervoso central de seres inteligentes (Constantino 2015; Rodrigues 2012; Song & Li 2008; Burger et al. 2001)

A Figura 2 representa o exemplo de uma ANN, constituída por várias unidades de processamento (neurónios) que interagem entre si através de ligações. Os neurónios estão organizados em 3 camadas, uma de entrada, uma oculta/intermédia e uma de saída. Apesar de na Figura 2 não estar representado, quase sempre, uma ANN contém mais do que uma camada oculta.

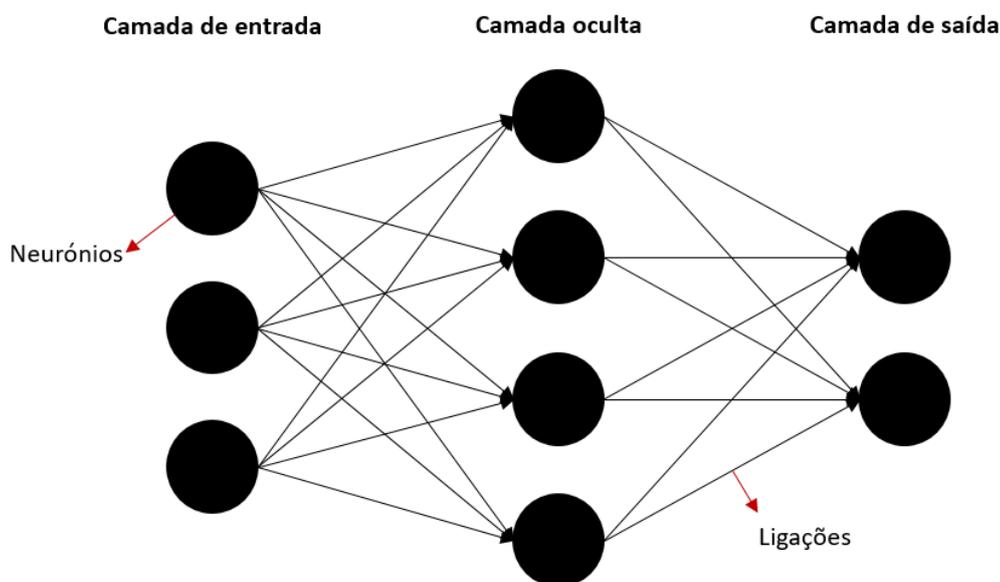


Figura 2 Exemplo de estrutura de uma rede neuronal artificial

Não só no turismo, mas também noutras áreas, esta técnica tornou-se alvo de muitos estudos, principalmente devido ao facto de se conseguir adaptar a sistemas não lineares complexos, com uma grande quantidade de dados (Velasco 2007).

As revisões de literatura publicadas por Goh e Law (2011), Song e Li (2008), Constantino (2015) e Burger et al. (2001) têm em comum o facto de todas ressaltarem que a utilização de ANN, para previsão da procura turística, apresentam resultados mais precisos do que qualquer um dos métodos tradicionais (séries temporais e modelos causais). Mas apesar da sua crescente utilização, existem fatores que podem impossibilitar a utilização desta técnica. Segundo Chambers, Mullick e Smith (1971) as principais desvantagens apontadas centram-se principalmente na necessidade de ter que existir um intervalo grande de dados para treinar a rede, o tempo desde o desenvolvimento do algoritmo da rede até à sua utilização ser grande (porque o processo de treino da rede é demorado) e por ser um processo dispendioso.

2.3. Simulação Discreta de Serviço – Parques de Diversões

Atualmente, o setor dos serviços representa a atividade económica central de qualquer sociedade desenvolvida, sendo responsável pela maioria dos postos de trabalho e por grande parte da riqueza gerada (Ferreira, 2015; Loureiro, 2009). O setor do turismo é um dos que mais cresce no mundo, prevendo-se que continue a exibir uma taxa de crescimento anual elevada. Em termos de chegadas internacionais, estima-se que este crescimento se faça a uma taxa média anual de 4,1%, atingindo cerca de 1,6 mil milhões de chegadas internacionais em 2020 (UNWTO 2016). Relativamente ao peso económico do setor do turismo, o número crescente de turistas tem vindo a repercutir-se, sendo cada vez mais visível o impacto sobre os principais aspetos económicos: aumento das receitas, peso na balança comercial, impacto no Produto Interno Bruto (PIB), estímulo à criação de empresas e ainda ao impulso à geração de novas oportunidades de emprego (Cândido 2010).

Atualmente, em Portugal, o turismo é uma das atividades económicas mais importantes, representando 7.9% do emprego do país. Em 2015, o setor teve um peso de 6.4% no PIB (Produto Interno Bruto) e prevê-se que esse número continue a crescer até 2026, ano em que o setor deverá pesar 7.3% no PIB (Daniel 2015). Ao longo dos anos, o setor tem registado fases mais positivas que outras, mas desde 2009 têm-se verificado crescimentos significativos, registando-se, inclusive, desde 2014 dos valores mais altos de sempre.

No seu artigo sobre a avaliação das experiências dos clientes em parques de diversão, Rowley (1999) menciona que o setor turístico tem vindo a tornar-se cada vez mais competitivo, e que por isso os parques precisam, fortemente, de se focar na satisfação dos clientes. Clientes satisfeitos, para além de possuírem maior probabilidade de retorno, são também um meio de publicidade, que podem resultar em novos clientes. Contudo, o autor refere que nos últimos anos, têm-se observado têm prestado mais atenção aos serviços que prestam e ao atendimento dos seus clientes.

2.3.1. Serviços – Conceito, Características e Qualidade

O conceito de serviços é um tema que tem sido alvo de debate ao longo dos anos, havendo interpretações feitas por diversos autores. Uma definição bastante conhecida, foi a

proposta por Kotler em 1991, que considera um serviço qualquer ato ou desempenho, essencialmente intangível, que uma parte pode oferecer a outra, que não resulta na propriedade de nada e que a sua execução pode estar ou não ligada a um produto concreto.

Face às diversas definições do conceito de serviço que se podem encontrar na literatura, constata-se que muitas delas focam características comuns, designadamente, a intangibilidade e a não propriedade. Assim, a primeira dessas características impossibilita a apreciação e avaliação prévia pelo cliente, tornando-se indispensável utilizar o serviço para perceber se corresponde ou não às expectativas iniciais. Quanto à não propriedade, esta envolve a possibilidade dos clientes poderem obter valor dos serviços sem ficarem possuidores permanentes, ou seja, a compra não resulta forçosamente no usufruto de um objeto físico, mas cria benefícios durante ou depois de um processo de interação (Lages 2013). Adicionalmente, à intangibilidade e à não propriedade, um serviço é ainda muitas vezes caracterizado por ser heterógeno, inseparável e perecível. Resumidamente a:

- **Intangibilidade**, refere-se ao facto de um serviço não ser algo palpável, é um processo, pois é um conjunto de atividades e não a troca de um bem ou produto (Sousa & Sousa 2010). Esta é uma característica que dificulta a avaliação que os clientes fazem do serviço experimentado, por isso, cabe à organização proporcionar ao cliente evidências tangíveis, para que este consiga efetuar a sua avaliação.
- **Não propriedade**, como o nome indica, significa a impossibilidade de posse de alguma coisa, ou seja, o cliente apenas usufrui do serviço.
- **Heterogeneidade**, traduz a forma como um serviço é prestado. Em geral, não se efetua sempre da mesma forma, existe heterogeneidade no processo de prestação. A variabilidade observada dependerá do cliente, do meio envolvente e do prestador (Lage 2008; Silva 2015).
- **Inseparabilidade**, é a característica que traduz o facto de, obrigatoriamente, o consumo de um serviço ser efetuado ao mesmo tempo que a sua prestação. Para que um serviço seja oferecido, é necessário o envolvimento tanto do prestador como do cliente (Frasson 2014).
- **Perecibilidade**, expressa a impossibilidade de um produto ser armazenado. Por exemplo, uma companhia aérea que não tenha vendido um bilhete para um determinado voo, a uma determinada hora, não poderá voltar a vendê-lo noutra

dia, porque esse voo já não será o mesmo serviço. Independentemente da procura por um serviço ser alta ou baixa, os custos fixos de uma organização permanecerão os mesmos, por isso, a perecibilidade representa os conflitos entre oferta e procura, com que os funcionários dos serviços se deparam diariamente, principalmente aqueles que gerem serviços sazonais (Oliveira 2012). Portanto, para se criar uma melhor relação entre a procura e a oferta as organizações devem utilizar estratégias, que podem passar, por exemplo, pela aplicação de preços diferentes em horários diferentes, o que transferirá uma boa parte da procura dos períodos de pico para os de não pico.

Devido as suas características peculiares, tem sido difícil chegar-se a um consenso sobre a definição de qualidade de serviços. No entanto, de um modo geral, pode-se concluir, a partir das perspetivas de diferentes autores, que se trata de proporcionar algo que satisfaça o cliente e que de preferência lhe atribua algum valor (Curry 2001). Segundo refere (H. Alves, 2003), uma forma de determinar se uma organização está a desempenhar eficientemente a sua função, é através da análise da satisfação dos seus clientes. Para este autor, a avaliação que estes fazem do serviço recebido e da forma como o mesmo é prestado, indica a capacidade da organização poder sobreviver no futuro (Lage 2008).

Na prestação de serviços por parte de museus, podem-se identificar todas as características mencionadas anteriormente: intangível por representar uma sensação ou emoção; não propriedade pelo facto de o cliente não ficar a deter a posse de nada; heterogênea por a experiência ser percebida de forma e intensidade diferente por cada visitante; inseparabilidade por o visitante não poder usufruir do museu sem que o prestador esteja presente; e perecibilidade porque a não venda de um bilhete num determinado momento significa que este nunca mais poderá ser vendido.

2.3.2. Gestão de Operações em Serviços

A qualidade de um serviço está, intrinsecamente, ligada com a gestão de operações em serviços, pois, como Pinto (2010) referiu, o termo operações é, geralmente, utilizado para se referir a atividades associadas à satisfação do cliente.

Os serviços têm o grande inconveniente de lidar diretamente com os clientes, na altura do consumo, o que faz com que o agrado dos mesmos tenha de ser imediato. Se algo correr mal é muito difícil dar a volta ou tentar disfarçar. Assim, a gestão de todas as operações de *backoffice* tem de ser muito bem pensada, planeada e gerida. Só deste modo é que se poderá ter a certeza que nada correrá mal ou pelo menos, a probabilidade de isso acontecer ser baixa. Deve-se ao máximo prever os imprevistos para que não haja maus resultados, frutos de um trabalho fraco de gestão de operações. Resumidamente, a gestão das operações tem que ser feita, tendo como foco, as expectativas dos clientes. Corresponder-se ou não a essas expectativas irá determinar a avaliação da qualidade que o cliente faz do serviço que recebeu.

No campo dos museus e dos parques de diversões, muitos dos estudos que se encontram sobre a qualidade dos serviços, ressaltam que apesar das inúmeras vantagens que o crescimento do turismo lhes traz, esse aumento reflete-se também num congestionamento de visitantes, que acaba por resultar em tempos de espera maiores e numa desorganização do fluxo dos visitantes, que logicamente, irá afetar a experiência do cliente e a perceção com que ficou do serviço (Cheng et al., 2013). O efeito do impacto causado, por estas e outras desvantagens, dependerá do facto de a organização se encontrar preparada para lidar com um aumento da procura, através de recursos que apoiem, adequadamente, as suas operações diárias, em épocas de grande afluência.

A simulação computacional é uma técnica que tem vindo a ser bastante utilizada para o apoio das operações e tomada de decisões de uma organização. Além de permitir que se compreenda o sistema atual, torna possível determinar como este reagiria a mudanças.

2.3.3. Modelos de Simulação Computacionais de Eventos discretos

Miyagi (2006) resume que, a simulação é, em geral, entendida como a “imitação” de uma operação ou de um processo do mundo real, que envolve a geração de uma “história artificial” de um sistema, para posterior análise das suas características. O comportamento de um sistema é estudado através de um modelo de simulação. Este modelo geralmente utiliza diversos parâmetros para avaliar o desempenho de uma operação do sistema. Uma vez desenvolvido e validado, o modelo pode ser usado para investigar uma

grande variedade de questões sobre o sistema. Mudanças no sistema podem ser simuladas a fim de prever seu impacto no seu desempenho. A simulação pode também ser usada para estudar sistemas ainda na fase de concepção, antes que serem efetivamente implementados. Assim, a simulação pode ser usada como uma ferramenta para prever os efeitos de uma mudança nos sistemas existentes e também como uma ferramenta de projeto para avaliar e validar o desempenho de novos sistemas.

Tradicionalmente, do ponto de vista dos museus e dos parques de diversões, na análise da avaliação de serviços, o tempo de espera é a medida de desempenho que mais destaque tem. É tipicamente vista como uma medida negativa, que causa insatisfação nos clientes. No entanto, existem evidências que contrariam tal afirmação, porque em algumas situações as experiências e percepções dos clientes são intensificadas pela existência de algum tempo de espera, portanto, a sua abrupta diminuição pode não ser desejável (Ahmadi 1997a). Do ponto de vista de Mielke et al. (1998), existem pelo menos 3 importantes parâmetros de desempenho, os quais a gestão das atrações tenta controlar. O primeiro parâmetro, as receitas, refere-se ao rendimento proveniente da compra de bens e serviços, pelos clientes nos museus ou parques. O segundo parâmetro, os custos operacionais, referem-se aos custos associados ao funcionamento dos museus/parques. Esses custos dividem-se em dois grupos: os custos das instalações e os custos do pessoal. Os custos das instalações são geralmente fixos e os custos do pessoal são variáveis e representam a maior despesa controlável. O terceiro parâmetro, o tempo de espera do cliente, é a medida de qualidade percebida pelos clientes. Uma vez que os museus e os parques dependem fortemente da publicidade boca-a-boca, é essencial que os tempos de espera sejam mantidos o mais curtos possível. Obviamente, o primeiro parâmetro deve ser maximizado e os restantes minimizados. No entanto, a otimização de todos os parâmetros não é possível, por exemplo, reduzir os custos do pessoal leva a um aumento dos tempos de espera.

2.3.3.1. Conceção de um Modelo de Simulação

Para Ferreira (2003), um projeto de simulação envolve necessariamente, ao longo de todo o seu percurso, um conjunto de etapas, interligadas entre si, cuja correta aplicação contribuirá para a construção de modelos válidos, credíveis, enquanto representações fielmente elaboradas da realidade. Tudo isto permitirá a obtenção de resultados nos quais se pode confiar, bem como, usar como ponto de partida para a tomada de decisões que visem aperfeiçoar, tanto quanto possível, o desempenho do nosso modelo.

Nesta área, muitos autores já se debruçaram sobre o processo de desenvolvimento de um modelo de simulação discreta. Apesar das diferenças que se identificam, na comparação entre as metodologias propostas por cada um, é notório que, numa visão macro, se pode resumir o desenvolvimento de um modelo em 3 etapas principais: (i) formulação do modelo, (ii) implementação do modelo e (iii) análise dos resultados obtidos (Loureiro 2009). Obviamente que, se for efetuada uma análise com uma visão mais detalhada, se poderá dividir as 3 principais etapas em etapas intermédias. Nesse sentido, a Figura 3 **Erro! A origem da referência não foi encontrada.**, descreve o processo de desenvolvimento de um modelo de simulação discreto, uma adaptação dos modelos referidos nos artigos de Loureiro (2009), Miyagi (2006), Rangel, Rangel e Nascimento (2015).

No total, o processo resume-se a 8 passos, definição do problema e dos objetivos, formulação do modelo conceptual, recolha de dados, criação do modelo computacional, verificação e validação do modelo, experimento do modelo, resultados do modelo e por fim análise e/ou reajustes. As maiores diferenças percebidas entre este método e os que o basearam são algumas etapas terem sido condensadas numa só e outras foram desmembradas em várias.

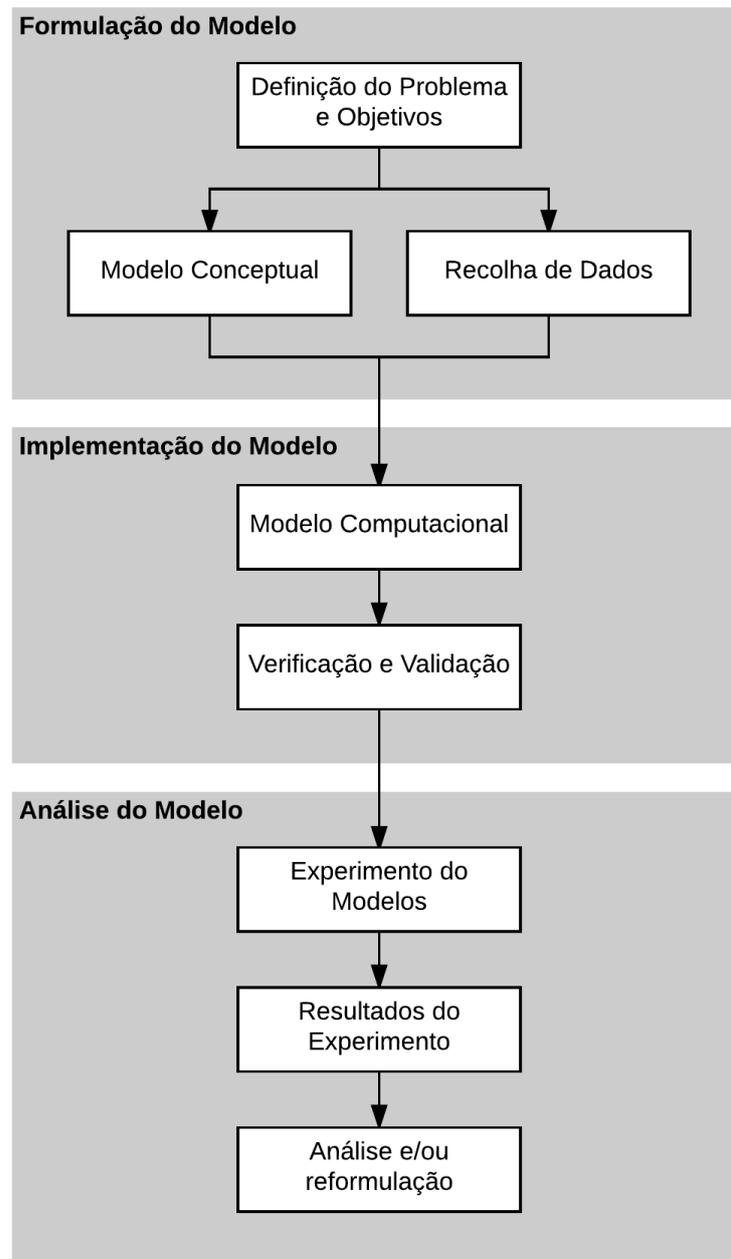


Figura 3 Processo de conceção de um modelo de simulação discreta

2.3.3.1.1. Formulação do modelo

Um projeto de simulação deve iniciar-se com o claro entendimento do problema que se pretender resolver, ainda que segundo Miyagi (2006), em algumas situações o problema tenha que ser reformulado à medida que o projeto evolui. Uma definição clara do problema para além de permitir que toda a equipa envolta no projeto compreenda o seu objetivo final, é vantajosa, na medida que, permite que o modelo não contenha informação

acessória, que não contribua em nada para o aumento do desempenho do sistema. Na mesma linha, devem ainda ser definidos os objetivos do projeto, isto é, estipular as questões que devem ser respondidas pela simulação (Santos 1999) e ainda definir os critérios para avaliação do sistema. Esta etapa de definição, permite ainda estabelecer o nível de detalhe desejado do modelo e quais os dados que devem ser recolhidos (Lima et al. 2015; Miyagi 2006).

Seguidamente, deve-se criar um modelo conceptual do sistema, capaz de responder ao objetivo chave, para a qual simulação está a ser desenvolvida. Inicialmente, este deverá conter apenas a informação realmente relevante para que se chegue a uma solução, e só depois, com o desenvolvimento do projeto se poderá acrescentar mais informação. Por outras palavras, deve-se iniciar um modelo simples e ir gradualmente aumentando a complexidade (Loureiro 2009; Miyagi 2006; Santos 1999; Lima et al. 2015). A adição de informação ao modelo, que possibilitará a aproximação da simulação ao sistema real, será efetuada através da identificação e ordenação das atividades que participam no processo. Por exemplo, na visão dos museus/parques de diversão essas atividades podem ser o mapeamento dos fluxos de visitantes, funcionários e do levantamento de tempos de processamento e movimentação, etc.

A par da criação do modelo conceptual, deverá efetuar-se a recolha de dados. Tal como anteriormente, o processo de recolha de dados deverá iniciar-se com os dados mais gerais e posteriormente os dados mais específicos.

2.3.3.1.2. Implementação do modelo

Nesta etapa, o modelo conceptual e os dados recolhidos são traduzidos para um modelo computacional, através de uma linguagem de programação apropriada. Dentro dos principais softwares de simulação disponíveis, atualmente, podemos citar o ARENA, PROMODEL, SIMUL 8, FLEXSIM, entre outros (Lima et al. 2015; Santos 1999).

Após a criação do modelo computacional, é necessário preceder-se à verificação e validação do mesmo. A verificação é processo de análise que permite conferir se o modelo construído está de acordo com os parâmetros inicialmente estabelecidos, enquanto que a validação se ocupa de assegurar que o modelo é uma representação correta da realidade (Ferreira, 2003).

2.3.3.1.3. Análise dos resultados

Por fim, o modelo computacional será experimentado, isto é, serão efetuadas diversas simulações fazendo-se variar os dados e os parâmetros de entrada. Os resultados obtidos serão analisados e caso seja necessário proceder-se-á ao reajuste do modelo, de modo a obterem-se os resultados pretendidos.

3. PREVISÃO E MODELAÇÃO DA PROCURA TURÍSTICA DA UNIVERSIDADE DE COIMBRA

3.1. Justificação e Apresentação dos Modelos Selecionados

Antes de um modelo de previsão ser aplicado, primeiro, este deve ser selecionado entre todos aqueles que foram considerados apropriados para modelarem os dados disponíveis. Um dos principais problemas da previsão da procura, é que apesar de existirem vários métodos, há muitos fatores que devem ser considerados no processo de seleção e existem poucas indicações sobre quais os métodos mais eficazes para determinadas situações (Lo 1994).

É pouca a literatura que se encontra, que possa ser utilizada como guia auxiliar de seleção de métodos de previsão. No entanto, alguns autores (Chambers et al. 1971; Georgoff & Murdick 1986; Armstrong 2001) formularam metodologias com o intuito de permitirem que utilizadores com pouco conhecimento, sobre o assunto, conseguissem selecionar os métodos que melhor se adaptam ao cenário que pretendem analisar.

Neste trabalho, a seleção dos modelos será conduzida pela metodologia de Lemos e Fogliatto (2005), uma compilação das metodologias propostas por Chambers et al. (1971) e Georgoff e Murdick (1986). Tal compilação é composta por 16 critérios que auxiliam a seleção de entre 9 métodos (Anexo A). Dos modelos disponíveis não serão considerados os qualitativos nem os causais. A compilação de Lemos e Fogliatto não compreende as ANN, porém tal facto não se revela um problema, pois estas não seriam consideradas uma que vez que, não foram disponibilizados dados suficientes, para se treinar corretamente uma rede. Torna-se então evidente, que a escolha incidirá sobre modelos de séries temporais, consideradas bastante úteis para Lemos (2006), porque além de permitirem fazer projeções da variável em estudo e permitirem que se tenha conhecimento sobre o seu comportamento, são particularmente úteis para o ponto de partida do desenvolvimento de modelos mais complexos que se desejem construir posteriormente.

No âmbito da problemática deste trabalho, os critérios que pesarão na seleção de um modelo são seguidamente, os listados: (i) ser simples e de fácil entendimento, uma vez, que futuras previsões ficarão a cargo de funcionários que possuem poucos ou nenhuns conhecimentos estatísticos, (ii) gerar previsões precisas a curto e médio prazo, (iii) ter um processo de desenvolvimento rápido (iv) gerar previsões de forma rápida, (v) não ser dispendioso, não necessitar de *software* específico e de pessoas qualificadas para os desenvolverem e (vi) não necessitar um intervalo de dados grande, uma vez que apenas foram disponibilizados os ficheiros SAFT (*Standard Audit File for Tax Purpose*) relativos a 2014 e 2015, que agregam toda a informação tributária relevante do turismo da UC.

Intercetando todos os critérios mencionados anteriormente com as características dos modelos de séries temporais presentes na metodologia, são os modelos de decomposição clássica e de suavização exponencial que melhor se encaixam nos requisitos.

3.2. Apresentação e Análise do Comportamento das Variáveis

Como anteriormente referido, um modelo de previsão de séries temporais pode resumidamente ser descrito como o estudo da relação de uma variável dependente com uma variável independente, o tempo. No contexto, o número de bilhetes vendidos será a variável independente (Z_t), representativa da procura turística da UC.

Segundo a responsável do turismo da UC, nos últimos anos o número de bilhetes vendidos tem vindo a aumentar de ano para ano. Só em 2015 a UC vendeu aproximadamente 352 mil bilhetes, registando um aumento que rondou os 20% face ao ano de 2014, que contabilizou cerca de 293 mil visitantes. É de prever que estes aumentos se continuem a verificar enquanto o turismo em Portugal continuar a crescer.

Na Figura 4, encontra-se representada a série temporal, que traduz o comportamento anual da venda de bilhetes nos anos 2014 e 2015. A construção desta série foi feita a partir dos ficheiros SAFT disponibilizados, onde apenas foram contabilizados os registos da venda de bilhetes das visitas ao Paço das Escolas.

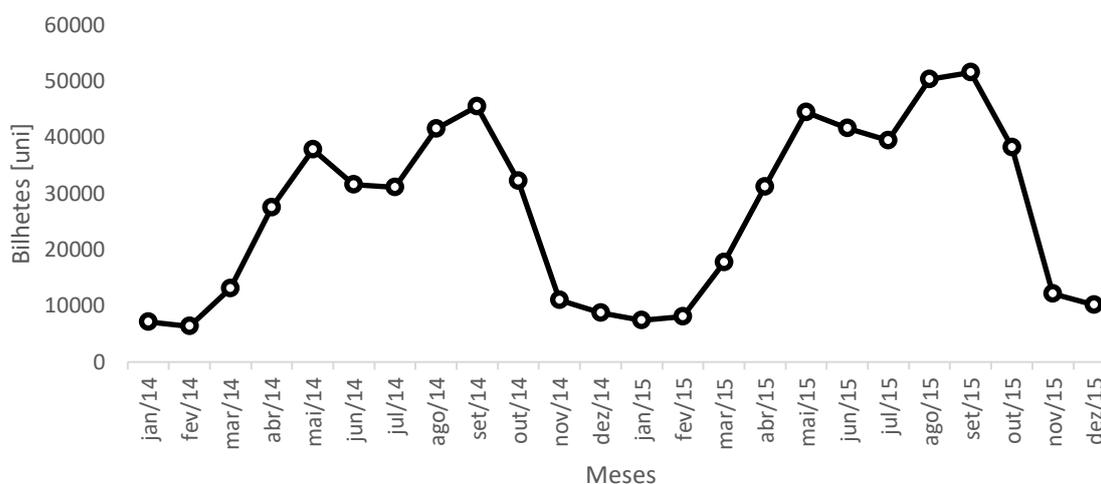


Figura 4 Bilhetes Vendidos em 2014 e 2015

É facilmente perceptível que o comportamento da série se repete a cada ano: o número de visitantes cresce até maio, até julho verifica-se uma ligeira diminuição, voltando a aumentar até setembro, momento a partir do qual se constata uma acentuada diminuição até janeiro do ano seguinte. Este carácter repetitivo pode ser interpretado como um padrão nos dados, que pode ser representado por um índice sazonal igual a doze, devido ao facto do comportamento da série se repetir de ano a ano.

O mês de setembro é o que mais visitantes recebe, perfazendo aproximadamente 15% do total anual de visitantes. Por outro lado, em 2014, fevereiro é mês que menos visitantes recebe, e em 2015 é janeiro. Em maio existe um pico de visitantes, provavelmente, consequência da tradicional *Queima das Fitas*, que tem vindo a suscitar cada vez mais interesse e curiosidade por parte dos turistas.

3.3. Apresentação e análise dos resultados obtidos pelos modelos de decomposição clássica e de suavização exponencial

Para a implementação dos modelos utilizaram-se folhas de cálculo do *software* Microsoft Excel, por ser uma ferramenta de fácil obtenção, baixo custo e por fazer parte do dia-a-dia de trabalho dos funcionários da secção de turismo da UC.

Os modelos serão avaliados através da precisão das suas projeções, para um horizonte temporal de 24 meses. O erro percentual absoluto médio (MAPE) avaliará o

desempenho total do modelo e o erro absoluto (Erro ABS) [37] e o erro relativo percentual (Erro%) [38] avaliarão a precisão individual de cada mês (Lemos e Fogliatto, 2005).

$$Erro\ ABS = |P_t - Z_t| \quad [37]$$

$$Erro\ \% = \frac{Erro\ ABS}{Z_t} \quad [38]$$

3.3.1. Modelos de decomposição clássica – aditivo e multiplicativo

Tendo em consideração a introdução teórica a estes modelos, no ponto 2.1.1.1, e o comportamento da série temporal, poderá haver a tendência para se considerar que o modelo multiplicativo é o que melhor se adapta aos dados, uma vez que parece evidenciar-se um aumento da magnitude do padrão sazonal com o tempo. Não sendo totalmente evidente esse padrão, irá recorrer-se aos dois modelos e considerar-se-á o que produzir melhores resultados (Minitab 2017).

A construção dos modelos (Tabela 8), baseada na sequência de etapas da Tabela 3, foi seguida pela criação de um gráfico que permite analisar a precisão dos modelos, através da comparação do comportamento da variável dependente real com o comportamento da variável obtida através das projeções.

Tabela 8 Resultados dos modelos de Decomposição Clássica aditivo e multiplicativo

Período	Procura	DC aditivo			DC multiplicativo		
		Previsão	Erro ABS	Erro%	Previsão	Erro ABS	Erro%
Jan./14	7126	3573	3553	50	6254	872	12
Fev./14	6343	3829	2514	40	6717	374	6
Mar./14	13055	13180	125	1	14611	1556	12
Abr./14	27461	26508	953	3	25659	1802	7
Mai./14	37848	39757	1909	5	36672	1176	3
Jun./14	31551	37171	5620	18	34718	3167	10
Jul./14	31044	31742	698	2	31432	388	1
Ago./14	41540	42481	941	2	42493	953	2
Set./14	45470	46473	1003	2	46641	1171	3
Out./14	32240	33220	980	3	33048	808	3
Nov./14	11044	11922	878	8	11278	234	2
Dez./14	8751	9264	513	6	8815	64	1
Jan./15	7454	7530	76	1	7390	64	1
Fev./15	8094	7787	307	4	7919	175	2
Mar./15	17734	17138	5956	3	17187	547	3
Abr./15	31231	30466	765	2	30117	1114	4
Mai./15	44442	43715	727	2	42952	1490	3
Jun./15	41630	41129	501	1	40580	1050	3
Jul./15	39375	35699	3676	9	36666	2709	7
Ago./15	50331	46438	3893	8	49471	860	2
Set./15	51519	50430	1089	2	54197	2678	5
Out./15	38161	37178	983	3	38331	170	0,4
Nov./15	12129	15880	3751	31	13057	928	8
Dez./15	10161	13222	3061	30	10187	26	0,3
		MAPE 10%			MAPE 4%		

A análise dos gráficos que se seguem, será realizada com o auxílio da Tabela 8 e a interpretação dos valores MAPE de cada modelo será feita de acordo com a escala proposta por Lewis (1982) (Tabela 1).

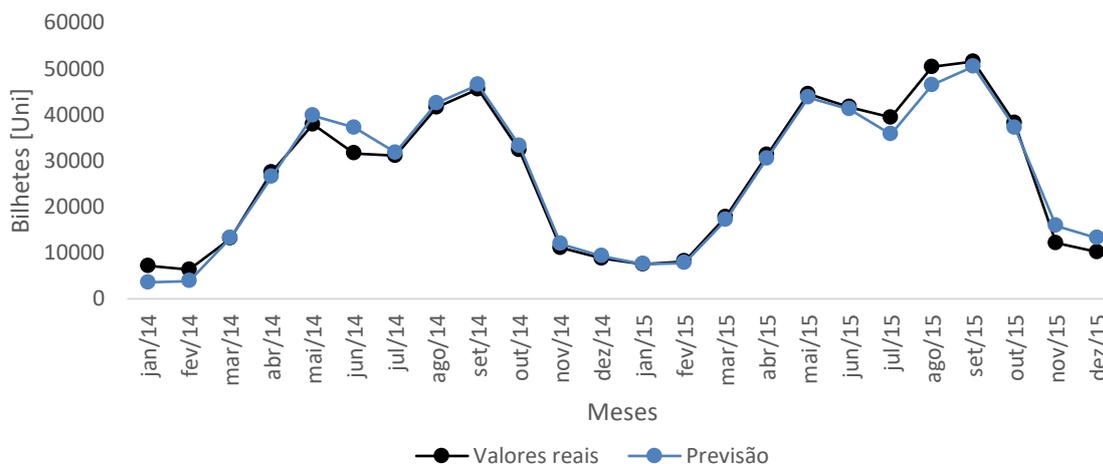


Figura 5 Gráfico representativo do desempenho do Modelo de Decomposição Clássica Aditivo

O gráfico da Figura 5, apresenta a comparação do desempenho da série original - a preto, com a série originada pelo modelo de decomposição clássica aditivo - a azul. Da sua análise, rapidamente se verifica que as maiores diferenças encontradas ocorrem nos meses Junho de 2014, agosto de 2015 e novembro de 2015. Por outro lado, os maiores erros percentuais observados foram de 50% para janeiro de 2014, 40% para fevereiro de 2014, 31% para novembro de 2015 e 30% para dezembro de 2015, ou seja, os meses iniciais e finais da série. No intermédio, o maior erro percentual observado ocorreu em junho do ano 2014, com um valor de 18%. Por último, o valor de MAPE, 10%, revela um modelo de previsão de alta precisão.

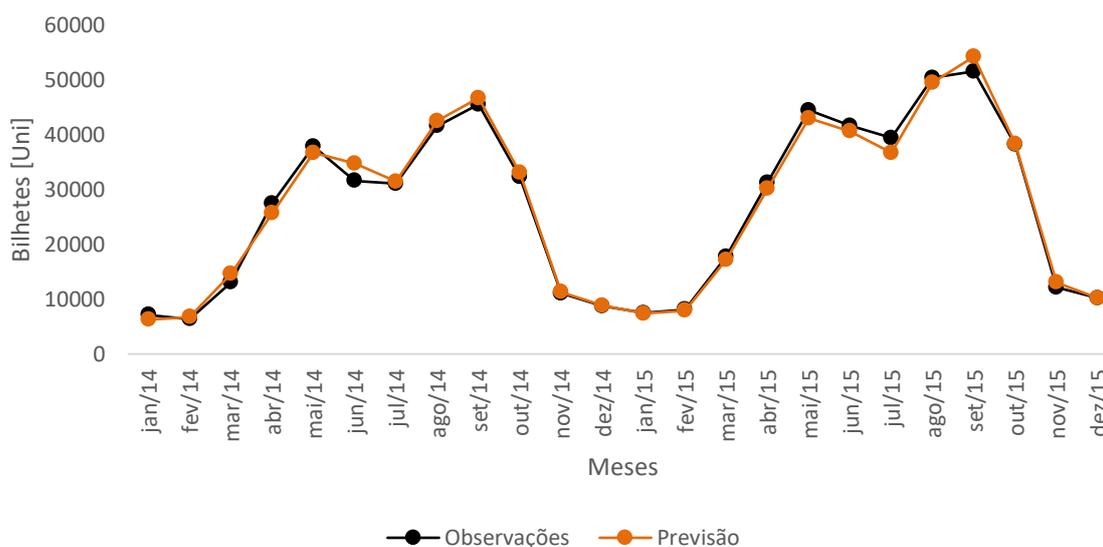


Figura 6 Gráfico representativo do desempenho do modelo Decomposição Clássica Multiplicativo

Na Figura 6 está representado o gráfico que compara o comportamento da série original - a preto, com o comportamento da série gerada pelo modelo de decomposição clássica multiplicativo - a laranja. É notório que, em comparação com o modelo aditivo, o comportamento da série gerada pelo modelo multiplicativo assemelha-se mais ao comportamento dos dados reais. As diferenças mais evidentes observam-se nos meses junho de 2014, julho de 2015 e setembro de 2015. Os maiores erros percentuais verificaram-se no ano 2014, janeiro com 12%, março com 12% e junho com 10%. Os resultados revelam um modelo de alta precisão, MAPE de 4%.

3.3.2. Modelos de Suavização Exponencial – *Holt-Winters* Aditivo e Multiplicativo

Como referido em 2.1.1.2, os modelos de suavização exponencial de *Holt-Winters* são usados quando numa série se verifica a presença das componentes sazonalidade e tendência. O modelo é aditivo quando a magnitude da variação sazonal dos dados se mantém constante ao longo do tempo, e é multiplicativo quando a magnitude da variação sazonal aumenta ou diminui com o tempo.

Aqui, o modelo que melhor parece adaptar-se ao comportamento dos dados é o *Holt-Winters* multiplicativo, no entanto, devido ao facto de não existirem dados suficientes que garantam o comportamento estável da série, irá também testar-se a sua versão aditiva.

A construção de ambos os modelos foi baseada nos pressupostos apresentados no ponto 2.1.1.2.

Para iniciar o modelo foi necessário estimar-se os índices nível, n_t , tendência, b_t , e sazonalidade, S_t , assim como as constantes de suavização α , β e γ . Foi utilizada a ferramenta Solver, um conjunto de ferramentas de análise de hipóteses do Microsoft Excel, para determinar a combinação ótima de valores, dessas constantes, que minimizasse o MAPE (Co & Boosarawongse 2007).

Uma desvantagem dos modelos *Holt-Winters* em comparação com os modelos de decomposição clássica é o facto da série gerada iniciar-se um período sazonal à frente da série original. Ou seja, apenas se conseguirá comparar resultados a partir do ano 2015.

Após a construção dos modelos (Tabela 9), sucedeu-se a criação dos gráficos que permitem a análise da precisão dos modelos através da comparação do comportamento da série original, com o comportamento da série obtida através das projeções.

Tabela 9 Resultados dos modelos de HW aditivo e multiplicativo

Período	Procura	HW aditivo			HW multiplicativo		
		Previsão	Erro ABS	Erro%	Previsão	Erro ABS	Erro%
Jan./15	7454	7534	80	1	7245	209	3
Fev./15	8094	7079	1015	13	6575	1519	19
Mar./15	17734	15214	2520	14	14095	3639	21
Abr./15	31231	32548	1317	4	30951	280	1
Mai./15	44442	42026	2416	5	43332	1110	2
Jun./15	41630	38553	3077	7	36751	4879	12
Jul./15	39375	41531	2156	5	37208	2167	6
Ago./15	50331	50279	52	0,1	50800	469	1
Set./15	51519	54669	3150	6	56309	4790	9
Out./15	38161	38697	536	1	40089	1928	5
Nov./15	12129	17373	5244	43	13844	1715	14
Dez./15	10161	10244	83	1	10966	805	8
		MAPE			MAPE		
		9%			8%		

Da mesma maneira que em 3.3.1, a análise dos gráficos que se seguem, será realizada com o auxílio da Tabela 9 e a interpretação dos valores MAPE de cada modelo será feita de acordo com a escala proposta por Lewis em 1982 (5.2.1.)(Tabela 1).

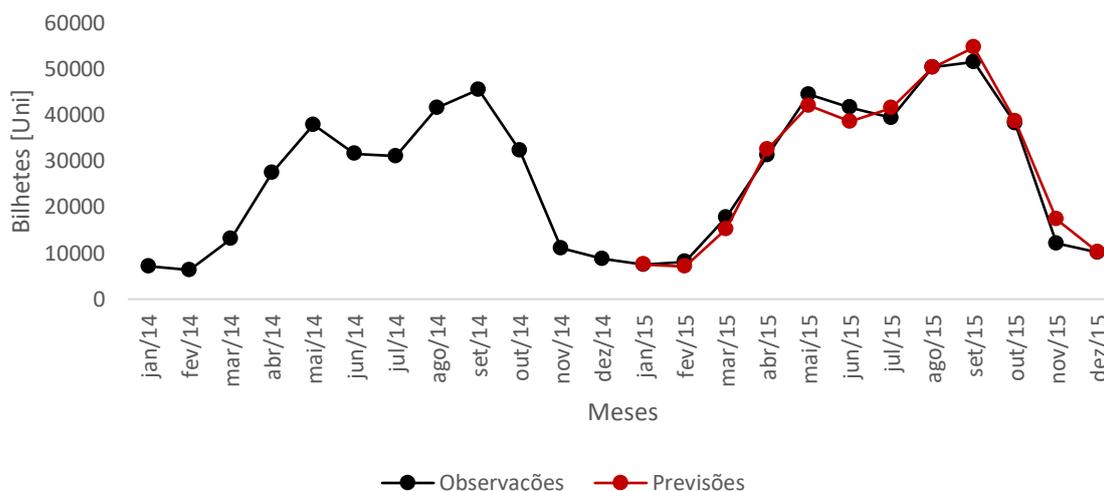


Figura 7 Gráfico Representativo do desempenho do modelo *Holt Winters* Aditivo

A Figura 7 representa o gráfico comparativo entre o comportamento da série original - a preto, e o comportamento da série gerada pelo modelo *Holt-Winters* aditivo - a vermelho. Verifica-se que as maiores diferenças ocorrem, em novembro e nos meses de maio, junho e setembro, meses que pertencem ao intervalo onde a procura é maior. No entanto, os maiores erros percentuais que ocorreram foram 43% para novembro, 14% para março e 13% para fevereiro. O MAPE de 9% revela um modelo de previsão considerado de alta precisão.

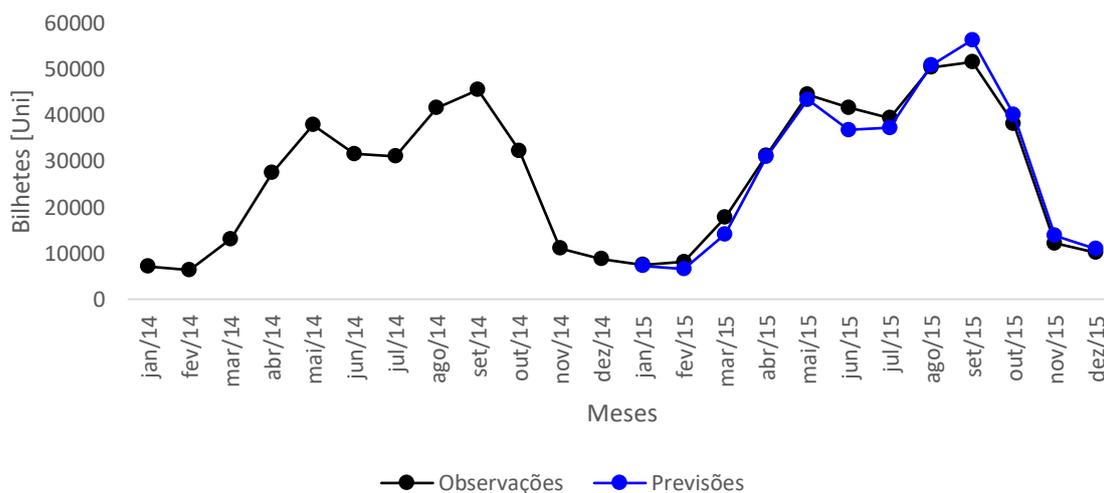


Figura 8 Gráfico representativo do desempenho do modelo *Holt Winters* Multiplicativo

A Figura 8 representa o gráfico comparativo entre o comportamento da série original - a preto, e o comportamento da série gerada pelo modelo *Holt-Winters* multiplicativo - a azul. As maiores diferenças observadas ocorrem nos meses de março, junho e setembro. No entanto, os maiores erros percentuais verificaram-se em fevereiro, março e novembro, com valores de 19%, 21% e 14%, respetivamente. O modelo pode ser considerado de alta precisão, porque originou um MAPE de 8%.

3.4. Comparação do desempenho dos Modelos DC e HW

Neste ponto, selecionar-se-á o modelo que será utilizado para produzir as previsões do ano 2016 e 2017. O critério de seleção será aquele que originar o valor MAPE mais próximo de 0.

Tabela 10 Comparação da precisão dos modelos estudados

	DC aditivo	DC multiplicativo	HW aditivo	HW multiplicativo
MAPE	10%	4%	9%	8%

Ao se examinar a Tabela 10, verifica-se que apesar de todos os modelos serem avaliados com alta precisão, o modelo de decomposição clássica multiplicativo é o mais adequado para prever a procura turística da UC, pois é o que apresenta o menor MAPE, 4%. Os restantes apresentam um MAPE, aproximadamente, duas vezes superior.

Outra constatação que se pode tirar da comparação dos quatro modelos é que apesar dos diferentes MAPE obtidos, o comportamento das séries por eles geradas segue o comportamento da série real: de janeiro a maio a procura aumenta, depois diminui até julho, volta a aumentar até setembro e por fim volta a diminuir até janeiro do ano seguinte, como se pode verificar nos gráficos das Figuras 3, 4, 5 e 6.

3.5. Previsões para os anos 2016 e 2017

Por meio do modelo escolhido, foram obtidas as seguintes projeções apresentadas na Tabela 11 e na Figura 9.

Tabela 11 Previsões para o ano 2016 e 2017

Período	Procura	Período	Previsão
Jan./16	8526	Jan./17	9662
Fev./16	9121	Fev./17	10323
Mar./16	19763	Mar./17	22339
Abr./16	34575	Abr./17	39033
Mai./16	49232	Mai./17	55513
Jun./16	46442	Jun./17	52304
Jul./16	41900	Jul./17	47133
Ago./16	56450	Ago./17	63428
Set./16	61753	Set./17	69309
Out./16	43613	Out./17	48896
Nov./16	14836	Nov./17	16615
Dez./16	11560	Dez./17	12932
Total	397772	Total	447488

Segundo a Agencia Lusa (2017), a Universidade de Coimbra recebeu em 2016, 450 mil visitantes, o que representa um aumento de quase 30% face a 2015. Ora comparando os resultados das previsões obtidas com o referido valor, constata-se que o modelo não previu um aumento tão significativo, cerca de 14% contra 30%. No entanto, como não foi disponibilizado o Ficheiro SAFT de 2016, não é possível saber se esse valor corresponde apenas aos turistas que visitaram apenas o Paço das Escolas, ou se engloba também os que visitaram o Museu da Ciência e o Colégio de Jesus.

O ano de 2016, ficou marcado como o melhor de sempre para o turismo do centro de Portugal, superando todas as expectativas. Só ao nível das dormidas verificou-se uma subida muito significativa de 11.57%, em relação a 2015. Segundo a *Capital Economics* (Santos 2017), este crescimento fora do normal em comparação com o que era a realidade nos anos anteriores, é justificado por Portugal estar a lucrar com a fuga aos destinos sob ameaça terrorista. Logo, este fator pode ser uma das justificações para a diferença que se verificou entre a previsão gerada e o valor real.

É de prever que este ano, 2017, bata novos recordes, não só devido ao clima de instabilidade que se verifica noutros destinos europeus mas também devido à visita do Papa, no mês de maio, que segundo Lusa (2017), fez crescer o turismo nesse mês em 20%.

Contabilizando apenas os turistas que visitaram o Paço das Escolas e segundo as previsões obtidas, de 2015 para 2016 houve um crescimento de cerca de 14%. E estima-se que de 2016 para 2017 se observará um aumento de aproximadamente 12%.

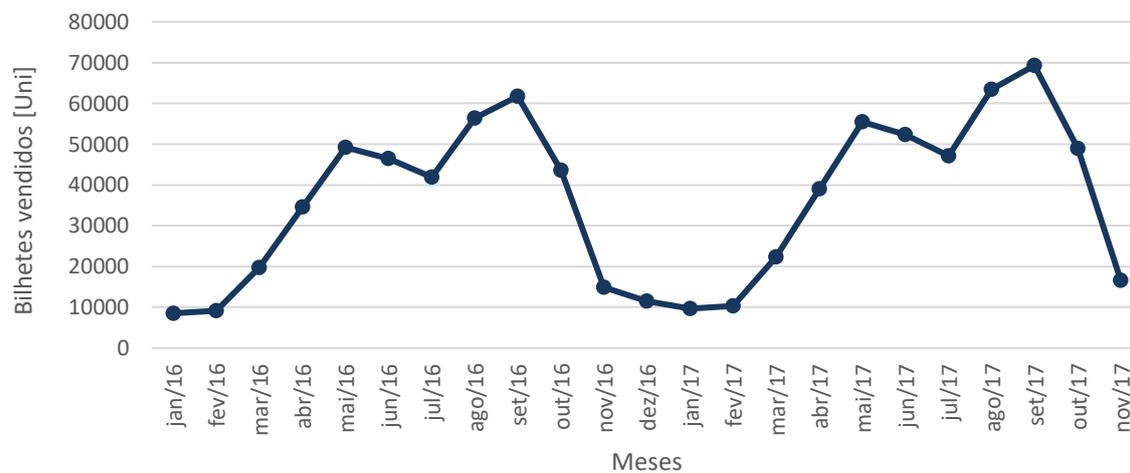


Figura 9 Previsões da procura para 2016 e 2017

4. O TURISMO NA UNIVERSIDADE DE COIMBRA

A Universidade de Coimbra, fundada por D. Dinis em 1290, é a mais antiga universidade portuguesa e uma das mais antigas do mundo, ainda em funcionamento. A sua atividade iniciou-se em Lisboa, passou para Coimbra em 1308, e após diversas mudanças entre as duas cidades, fixou-se definitivamente em Coimbra em 1537, nos paços cedidos pelo rei D. João III (A história da Universidade de Coimbra, 2012).

Atualmente, a UC encontra-se distribuída por diversas áreas da cidade, mas é do conhecimento geral, que é na alta de Coimbra que se encontram os edifícios mais emblemáticos, destacando-se o Paço das Escolas, que é tido como a “imagem de marca” da universidade e que anualmente recebe centenas de milhares de visitantes. Com o intuito de promover ainda mais o turismo da cidade e dar a conhecer outra faceta da universidade, a secção do turismo, nos últimos anos, tem feito um esforço, no sentido de divulgar o Colégio de Jesus e o Laboratório Chimico (ou Museu da Ciência), locais menos conhecidos, mas que no passado se revestiram, de enorme importância para a história da instituição e para o desenvolvimento científico de Portugal.

Além de fazer a promoção do turismo da universidade, a secção do turismo, é ainda responsável por receber os visitantes que chegam, reunindo esforços de forma a poder proporcionar aos visitantes uma experiência única e enriquecedora. São postos à disposição dos visitantes vários tipos de bilhetes, de acordo com que pretendem visitar.

Como se pode verificar na Tabela 12, existem 6 programas diferentes ao dispor dos visitantes, desde os mais simples, que abrangem apenas a visita um local; aos mais completos, que englobam a visita ao Paço das Escolas e ao Colégio de Jesus. A visita ao Paço das Escolas, integra a entrada no Paço Real (Sala das Armas, Sala dos Capelos e Sala do Exame Privado), na Capela de São Miguel e na Biblioteca Joanina (Piso Nobre, Piso Intermédio e Prisão Académica), a visita ao Colégio de Jesus engloba a Galeria de Física Experimental e a Galeria de História Natural.

Tabela 12 Programas de visitas disponíveis

Bilhetes	Locais
Programa 1	Paço Real + Capela S. Miguel + Biblioteca Joanina + Colégio de Jesus
Programa 2	Paço Real + Colégio de Jesus
Programa 3	Laboratório Chimico + Colégio de Jesus
Programa 4	Torre da Universidade
Programa 5	Biblioteca Joanina
Programa 6	Paço Real + Capela São Miguel

Apesar de mencionadas as visitas ao Museu da Ciência e ao Colégio de Jesus, estas não serão objeto de análise deste trabalho, uma vez que, que a procura destes locais é inferior à do Paço das Escolas e, conseqüentemente, mais fácil de gerir. Pelo que serão só considerados apenas os programas que contenham pelo menos um dos locais pertencentes ao Paço das Escolas.

Ainda situada no Paço das Escolas, a Torre da Universidade também não será alvo de análise, pois para a secção do turismo é considerada um sistema à parte. Esta distinção deve-se ao facto de o número de bilhetes vendidos para este espaço ser muito reduzido quando comparado com a totalidade de entradas vendidas para visita dos restantes locais do Paço das Escolas, cifrando-se aproximadamente 5% em 2014 e 8% em 2015. Esta diferença deve-se talvez ao facto de o acesso à torre estar condicionado às condições meteorológicas, ao número reduzido de pessoas que o espaço consegue comportar e outras vezes devido à condição física dos visitantes. Só no ano 2015, o número de bilhetes provenientes de agências perfez aproximadamente 170 mil bilhetes, ou seja, cerca de 48% do total de entradas vendidas. Considerando, que a maioria destes visitantes possui idade superior a 65 anos, consegue-se perceber o porquê de a procura da torre ser sempre mais baixa do que os restantes locais.

Assim, apenas serão contabilizados os programas 1, 2, 3 e 6, porque são todos aqueles que incluem os locais integrados no Paço das Escolas, com exceção da Torre da Universidade.

4.1. Descrição do Sistema Atual

4.1.1. Elementos Representativos

A nível turístico e excluindo a Torre da Universidade, o Paço das Escolas é constituído pelos seguintes locais: Porta Férrea, Pátio das Escolas, Via Latina, Paço Real, Capela de São Miguel, Biblioteca Joanina e miradouro. A Via Latina e o miradouro são considerados parte integrante do Pátio das Escolas e a sua visita não requerer bilhete. A visita à Biblioteca Joanina, inclui o Piso Nobre, o Piso intermédio e a Prisão Académica, e a visita ao Paço Real engloba, a Sala das Armas, a Sala dos Grandes Atos (ou Sala dos Capelos) e Sala do Exame Privado.

Apesar de existirem vários programas para visitar o Paço das Escolas, todos eles contemplam a passagem obrigatória pela Porta Férrea e pelo Pátio das Escolas: a Porta Férrea por permitir a entrada e a saída do Paço das Escolas e o Pátio das Escolas por ser o espaço de circulação que permite que os visitantes se desloquem entre os diversos pontos.

Existem duas bilheteiras, a geral e a dos rádios-guia, e mesmo não sendo consideradas um local de atração, acabam por fazer parte do processo da visita, porque é o primeiro local a que os visitantes se dirigem antes de iniciarem o circuito.

Portanto, como elementos representativos do sistema podem-se considerar os seguintes locais, assinalados na Figura 10: 1 – bilheteira geral, 2 – bilheteira dos rádio-guias, 3 – Porta Férrea, 4 – Pátio das Escolas, 5 – Via Latina, 6 – Paço Real, 7 – Capela de São Miguel, 8 – Biblioteca Joanina e 9 – miradouro.

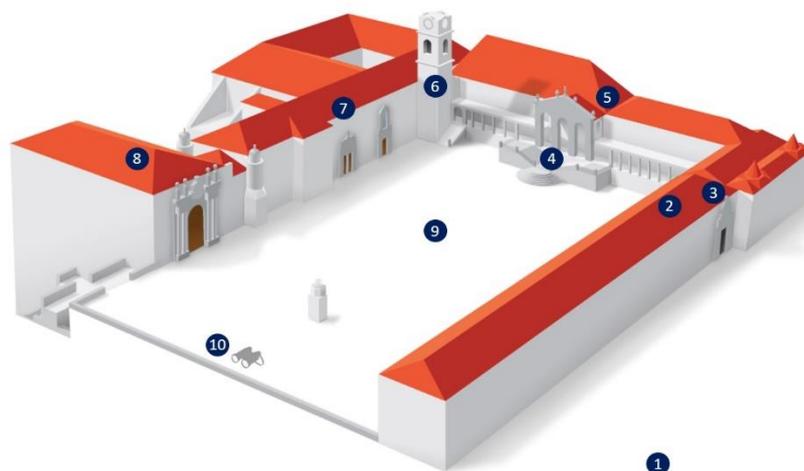


Figura 10 Elementos representativos do Visita ao Paço das Escolas

Fonte: <http://visit.uc.pt/>

4.1.2. Horários de Funcionamento

Existem dois horários de funcionamento, dependendo da época do ano. De novembro a fevereiro os horários de funcionamento são mais reduzidos do que nos restantes meses (Tabela 13

	Novembro a fevereiro	Março a outubro
Bilheteira	08:45 – 19:00	08:45 – 16:30
Circuito	09:00-19:00	09:00-13:00 e 14:00-17:00
Biblioteca Joanina	09:00-19:00	09:00-13:00 e 14:00-17:00

).

Tabela 13 Horários de funcionamento do turismo da UC

	Novembro a fevereiro	Março a outubro
Bilheteira	08:45 – 19:00	08:45 – 16:30
Circuito	09:00-19:00	09:00-13:00 e 14:00-17:00
Biblioteca Joanina	09:00-19:00	09:00-13:00 e 14:00-17:00

Excetuando a véspera e o dia de Natal, a véspera e o dia de Ano Novo e dia do Cortejo da queima das fitas, os serviços funcionam todo o ano sem interrupções.

O funcionamento da Biblioteca Joanina apesar de cumprir o horário estabelecido, tem a particularidade de ser dividido em *slots* de 20 minutos. Ou seja, a partir da hora de abertura só é permitida a entrada máxima de 60 pessoas de 20 em 20 minutos (09:00, 09:20, 09:40, 10:00 e assim sucessivamente).

A Capela de São Miguel, também possui algumas particularidades em relação ao horário de funcionamento. Encerra aos domingos entre as 11:45 e as 13:00 para celebração da eucaristia e em circunstâncias especiais, realização de casamentos e funerais.

4.1.3. A Procura

Conforme constatado no capítulo 3, a procura varia consoante os meses do ano, podendo ainda ser influenciada pelos dias da semana e pelos diferentes períodos do dia. Para analisar as duas últimas situações foram realizados dois testes ANOVA, um com o intuito

de comparar o número total de bilhetes vendidos nos diferentes dias da semana e outro com o intuito de comparar o número total de bilhetes vendidos nos diferentes períodos do dia.

Para o primeiro teste, como se verifica pela Tabela 14, no ano 2015, nos meses com maior procura, abril a setembro, obteve-se sempre um Valor P superior a 0.05, o que permite afirmar que os dias da semana não influenciam o número de bilhetes vendidos.

Tabela 14 Valores P resultantes dos testes ANOVA

	Abril	Mai	Junho	Julho	Agosto	Setembro
Valor P	0.064	0.318	0.240	0.244	0.359	0.496

Para o segundo teste foram utilizados os dados, disponibilizados, referentes ao mês de junho do ano 2015, por ser um mês da época alta em que os registos diários das vendas de entradas correspondem ao número de visitantes diários. Idealmente, teria sido escolhido um dos meses com maior procura, no entanto, os registos desses meses não representam corretamente a realidade. Segundo, a responsável pelo turismo da UC, existe uma venda considerada de bilhetes que são utilizados em datas posteriores, ou seja, o número diário de bilhetes vendidos é superior ao número de visitantes diários. Portanto, para o mês considerado, o teste ANOVA, resultou num Valor P de 4.95×10^{-9} , que por ser muito inferior a 0.05, permite concluir que os diferentes períodos do dia influenciam o número de bilhetes vendidos.

Assim, para se perceber o comportamento da procura ao longo de um dia, foram analisados os números de bilhetes vendidos a cada meia hora de todos os dias do mês de junho de 2015. Apesar de no gráfico da Figura 11, apenas estarem representados os dias de 15 a 21, os restantes dias apresentam comportamentos semelhantes. Todos os dias se verificaram pelo menos 2 picos, um entre as 10:30 e as 12:00 e outro entre as 14:00 e as 16:30, no entanto, por vezes, ocorrem picos antes das 10:30.

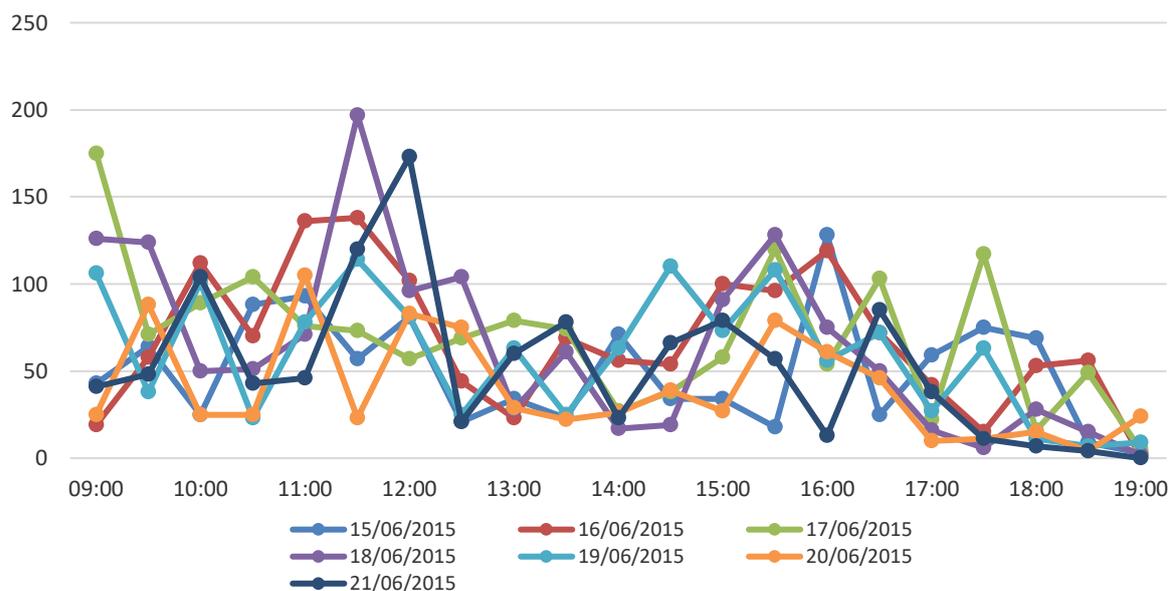


Figura 11 Comportamento da procura dos visitantes ao longo de um dia.

4.1.4. O Processo de Visitas

Antes de se iniciar qualquer um dos programas disponíveis, é necessária a passagem por uma das bilheteiras para aquisição dos respetivos bilhetes. No caso, de o visitante ter efetuado uma reserva², dirige-se à bilheteira dos rádios-guia, situada ao lado da Porta Férrea, para levantamento dos bilhetes. Os visitantes sem reserva, dirigem-se à bilheteira geral. Se o programa selecionado incluir a visita à Biblioteca Joana, o funcionário procede à respetiva marcação. As marcações para a Biblioteca Joanina, são sempre agendadas para a *slot* disponível, mais próxima da hora da compra. No entanto, a marcação só é finalizada com a indicação do visitante, pois existe a possibilidade da hora sugerida não lhe ser conveniente. Nesses casos o funcionário, vai sugerindo as seguintes *slots* disponíveis até o cliente aceitar a que considerar mais apropriada. Este processo encontra-se representado no fluxograma da Figura 12.

² As reservas apenas estão disponíveis para visitas guiadas, grupos com mais de 10 pessoas e agentes/operadores turísticos.

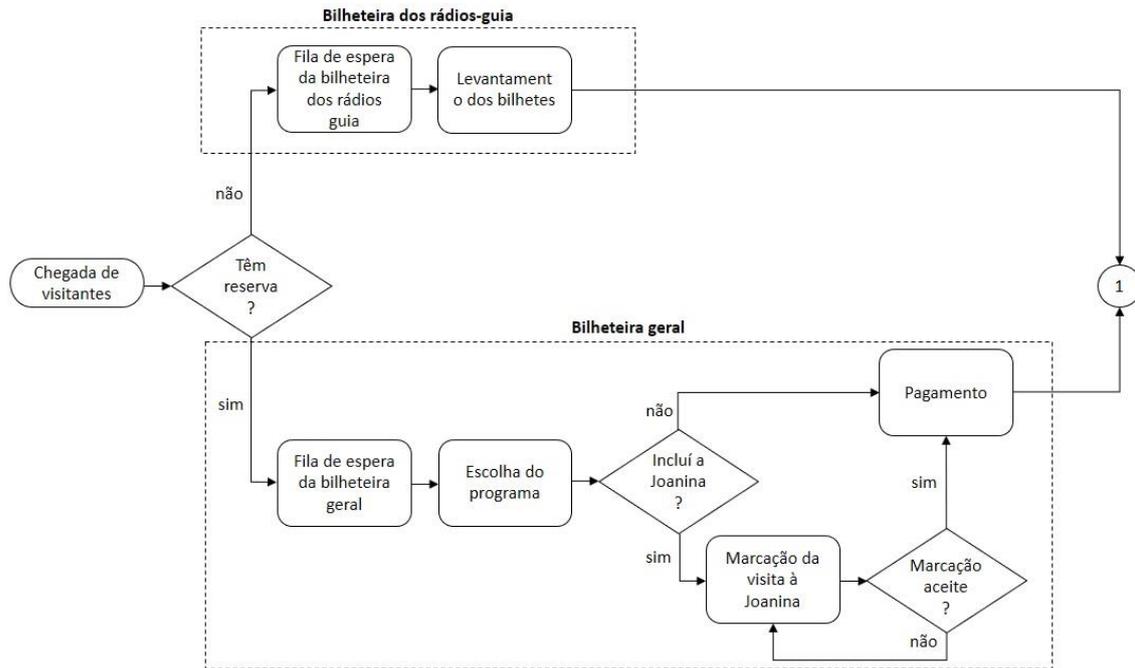


Figura 12 Fluxograma do processo de aquisição de bilhetes

Após aquisição dos bilhetes, os visitantes iniciam o circuito através da passagem pela Porta Férrea, que lhes dá o acesso ao Pátio das Escolas. Os percursos efetuados pelos visitantes no interior do Paço das Escolas irão depender do programa escolhido, fator que condiciona, a continuação do fluxograma da Figura 12. O ponto 1 que se pode observar no fluxograma anterior, representa o ponto de ligação/continuação com o fluxograma do programa escolhido.

- Programa 1: Biblioteca Joanina + Capela de São Miguel + Paço Real

Assim que chegam ao Pátio das Escolas, os visitantes verificam quanto tempo falta para a visita à Biblioteca Joanina. Regra geral se faltarem menos de 15 minutos, dirigem-se para a fila de espera da biblioteca Joanina, entre 15 e 30 para a fila da Capela e mais de 30 para a fila do Paço Real. Depois de terminada a visita ao primeiro local, voltam ao Pátio das Escolas e decidem qual o segundo local a visitar. Se ainda faltar a Biblioteca Joanina, analisam novamente o tempo que falta e decidem para onde se dirigem, caso já tenha sido vista, dirigem-se para o local que lhes pareça ter a menor fila de espera. Por fim, o último local a ser visitado é o que restar.

Apesar de não estar representado no fluxograma da Figura 13, caso o horário da visita à Biblioteca se aproximar, enquanto decorre a visita a outro local, o visitante abandona o espaço e dirige-se a fila da Joantina.

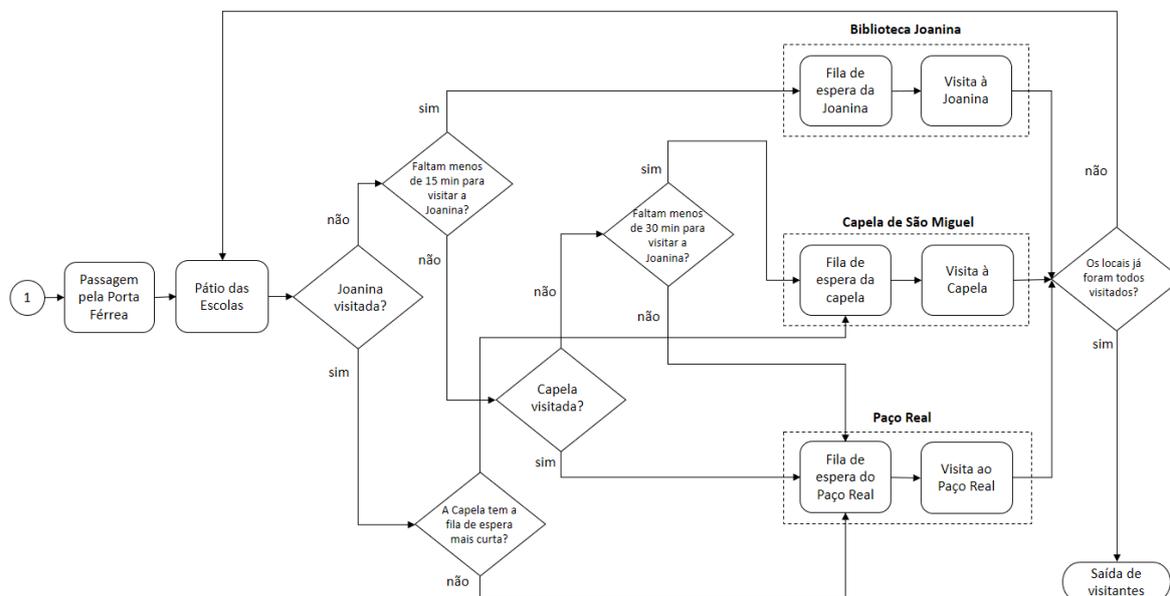


Figura 13 Fluxograma do processo de visita segundo o programa 1

- Programa 2: Paço Real

O Paço Real é o único local do Paço das Escolas contemplado por este programa, por isso ao passarem pela Porta Férrea e pelo Pátio das Escolas, é para este que se dirigem, como se pode verificar na Figura 14.

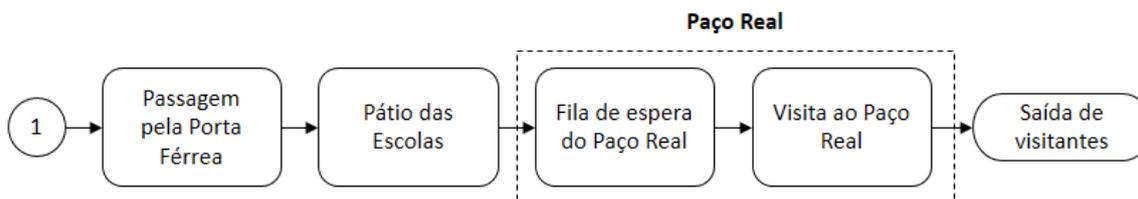


Figura 14 Fluxograma do processo de visita segundo o programa 2

- Programa 5: Biblioteca Joantina

Depois de passarem pela Porta Férrea e chegarem ao Pátio das Escolas, os visitantes dirigem-se para a fila de espera da Biblioteca Joantina e aguardam até ao horário indicado nos seus bilhetes.

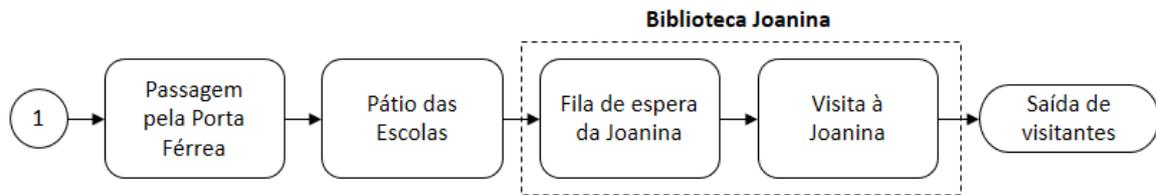


Figura 15 Fluxograma do processo de visita segundo o programa 5

- Programa 6: Capela de São Miguel + Paço Real

Uma vez que este programa não contém a entrada na Biblioteca Joanina, o percurso efetuado pelos visitantes irá depender da perceção do tamanho das filas da Capela e do Paço Real. No momento que chegam ao Pátio das Escolas, dirigem-se ao local que lhes pareça ter menor fila de espera, visitando depois o que resta.

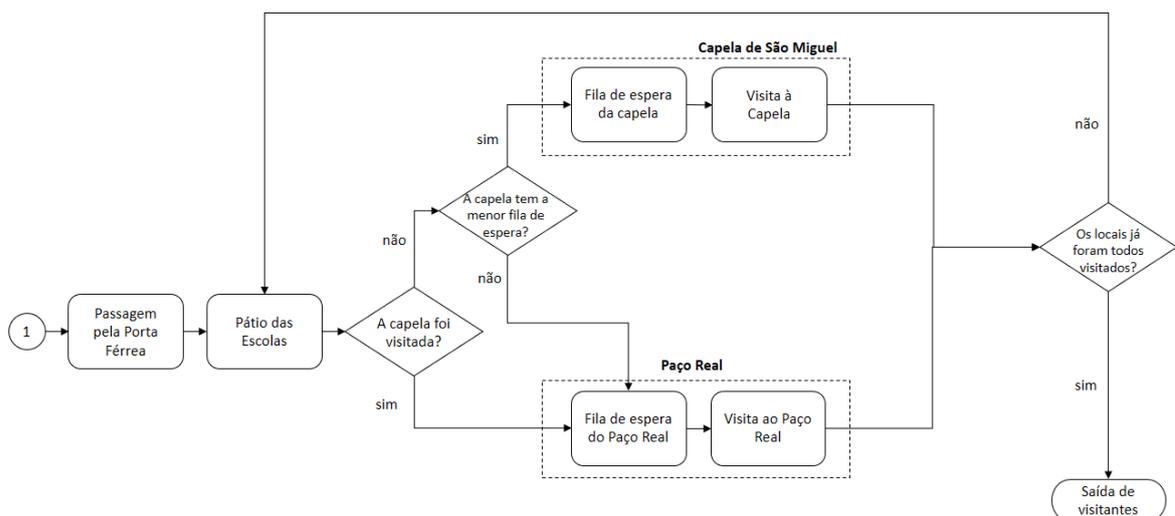


Figura 16 Fluxograma do processo de visita segundo o programa 6

4.1.5. Considerações sobre o sistema

Em relação aos processos anteriormente descritos, é possível ainda fazerem-se as seguintes observações:

- Apesar da bilheteira dos rádios-guia se encontrar no interior do Paço das Escolas, considera-se que as visitas se iniciam pela passagem pela Porta Férrea, tal como nos bilhetes adquiridos sem reservas.
- As entradas no Paço Real, na capela de São Miguel e na Joanina, são controladas por funcionários que se encontram à entrada destes espaços. Na

capela e no Paço Real, os funcionários têm as mesmas funções: certificarem-se que ninguém entrada sem bilhetes e que o número de pessoas nos seus interiores não exceda o limite permitido, cerca de 60 pessoas para a capela e 150 para o Paço Real. Nestes dois espaços, é permitida de entrada sempre que o número de visitantes no local não exceda o limite. Ao contrário, na Joanina, existe a particularidade de as entradas no interior do espaço serem feitas apenas de 20 em 20 minutos. Sempre que se aproxima a hora de uma *slot*, o funcionário verifica se a hora marcada coincide com a hora atual, a fim de permitir a entrada na Biblioteca.

A observação do Pátio das Escolas, poderá ser feita no início de um percurso, no fim, durante as deslocações entre os diversos espaços ou durante os períodos de espera.

4.2. Formulação do Modelo

4.2.1. Definição do Problema e dos Objetivos

De forma a poder abordar melhor a temática, foi necessário fazer uma reunião com os responsáveis pelo turismo da UC, o Vice-Reitor Luís Menezes e a Dra. Mercedes Gonçalves, onde foram expostos dois problemas. O primeiro refere-se ao facto de os visitantes permanecerem muito tempo em espera, sem necessidade, para entrarem na Biblioteca Joanina, uma vez que, no momento da compra existe logo a marcação da visita à biblioteca, pelo que os visitantes somente necessitam de se dirigirem para a sua entrada na hora indica. O segundo problema, pode ser encarado como consequência do primeiro, pelo acumular de visitantes na fila de espera da Biblioteca Joanina, o que faz com que os outros locais se encontrem com muito menos pessoas. Em resumo, constata-se que não existe uma distribuição uniforme dos visitantes pelos espaços. Portanto, o objetivo da simulação a construir será, a análise das operações diárias do turismo da UC, relacionadas com a movimentação dos visitantes, de forma a que posteriormente possam ser levadas a cabo medidas que possam melhorar o sistema atual.

Na Figura 17, encontra-se representado o diagrama causa-efeito, construído no sentido de resumir as causas que levam à distribuição não uniforme dos visitantes. No diagrama representado, quanto mais uma causa estiver posicionada à direita, maior é

considerado o impacto que esta tem sobre o problema. Associado a este diagrama, encontra-se a formulação de soluções/medidas, que eliminem as causas ou que, pelo menos as minimizem.

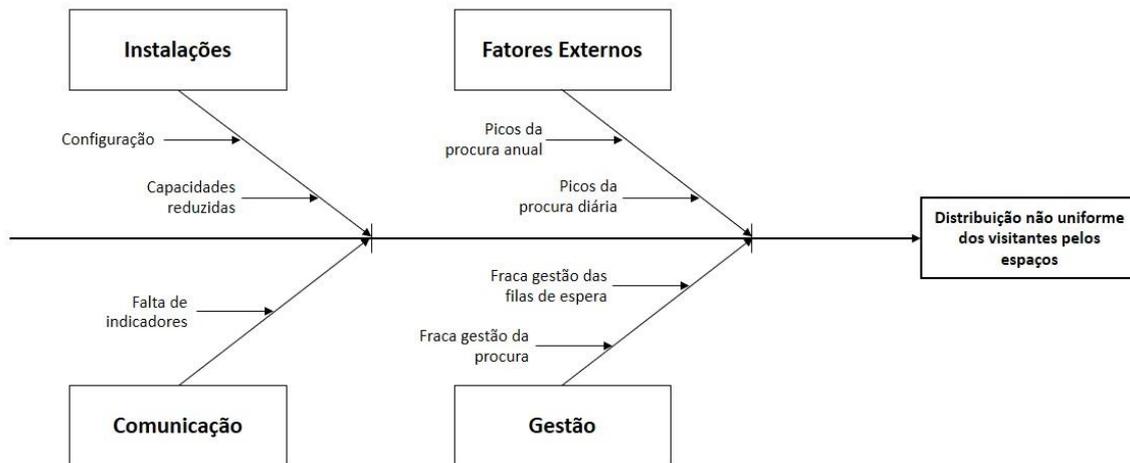


Figura 17 Diagrama causa-efeito do problema relativo à distribuição não uniforme dos visitantes pelos espaços

Como se pode verificar, as causas que advêm de fatores externos e da gestão, relativa à movimentação dos visitantes, pelos espaços, são as que mais contribuem para o agravamento do problema. No entanto, todas as representadas no diagrama, encontram-se diretamente ou indiretamente relacionadas. O facto de a procura anual ter uma componente sazonal e a procura diária possuir picos, faz com que nos períodos de época alta, hajam alturas do dia em que o número de visitantes excede a capacidade do sistema, resultando em congestionamentos e consequentemente tempos de espera elevados. A ausência de estratégias que auxiliem a gestão do fluxo de visitantes e das filas de espera, contribuem para o agravamento do problema.

A configuração dos espaços não poder ser alterada, e suas capacidades serem limitadas dificultam as operações diárias do serviço, em períodos de grande afluência, porque não permite que se façam adaptações. Por fim, a não existência de informação que induza os visitantes a se comportarem de determinada maneira, faz com que estes circulem livremente, havendo a possibilidade de se dirigirem para locais que já se encontrem com excesso de pessoas.

4.2.2. O Modelo Conceptual

Um modelo conceptual é a descrição de um sistema, baseada num conjunto de pressupostos (Law 2008). Para o efeito, neste trabalho, o modelo conceptual será uma representação gráfica, o mais simplificada possível do sistema em análise. A sua construção implica que se conheça bem o sistema que se pretende representar, de forma a se conseguir definir o nível de detalhe apropriado. É necessário que se tenha em atenção as simplificações e pressupostos definidos, de modo a que a que não se percam elementos essenciais, fundamentais para a compreensão do sistema.

Podemos encarar um modelo conceptual, como a ponte de ligação entre o sistema que se pretende modelar, e o respetivo modelo computacional. Por outras palavras, o modelo conceptual tenta recriar o sistema e, o modelo computacional é a conversão do conceptual, através de *software* de simulação ou linguagem de programação (Correia 2014).

Na Figura 18, encontra-se representado o fluxograma geral das visitas ao Paço das Escolas, onde é descrito o fluxo de processos percorridos por um visitante ao efetuar um dos programas. No mesmo, é possível identificarem-se os elementos representativos do sistema e todas as decisões que permitem que o fluxograma se adapte a todos os programas de visitas, considerados neste trabalho.

Para a construção do fluxograma, foi considerada apenas a existência de uma bilheteira, onde não é feita a distinção entre clientes com e sem reserva. Esta simplificação, foi empregue devido-se a vários motivos: no ficheiro SAFT não é possível fazer a distinção dos bilhetes adquiridos por reserva ou no imediato; existe a obrigatoriedade de um cliente se dirigir a uma das bilheteiras antes de iniciar o seu circuito; ambas as bilheteiras representam o processo intermédio entre a chegada de clientes e o início dos circuitos, as atividades que

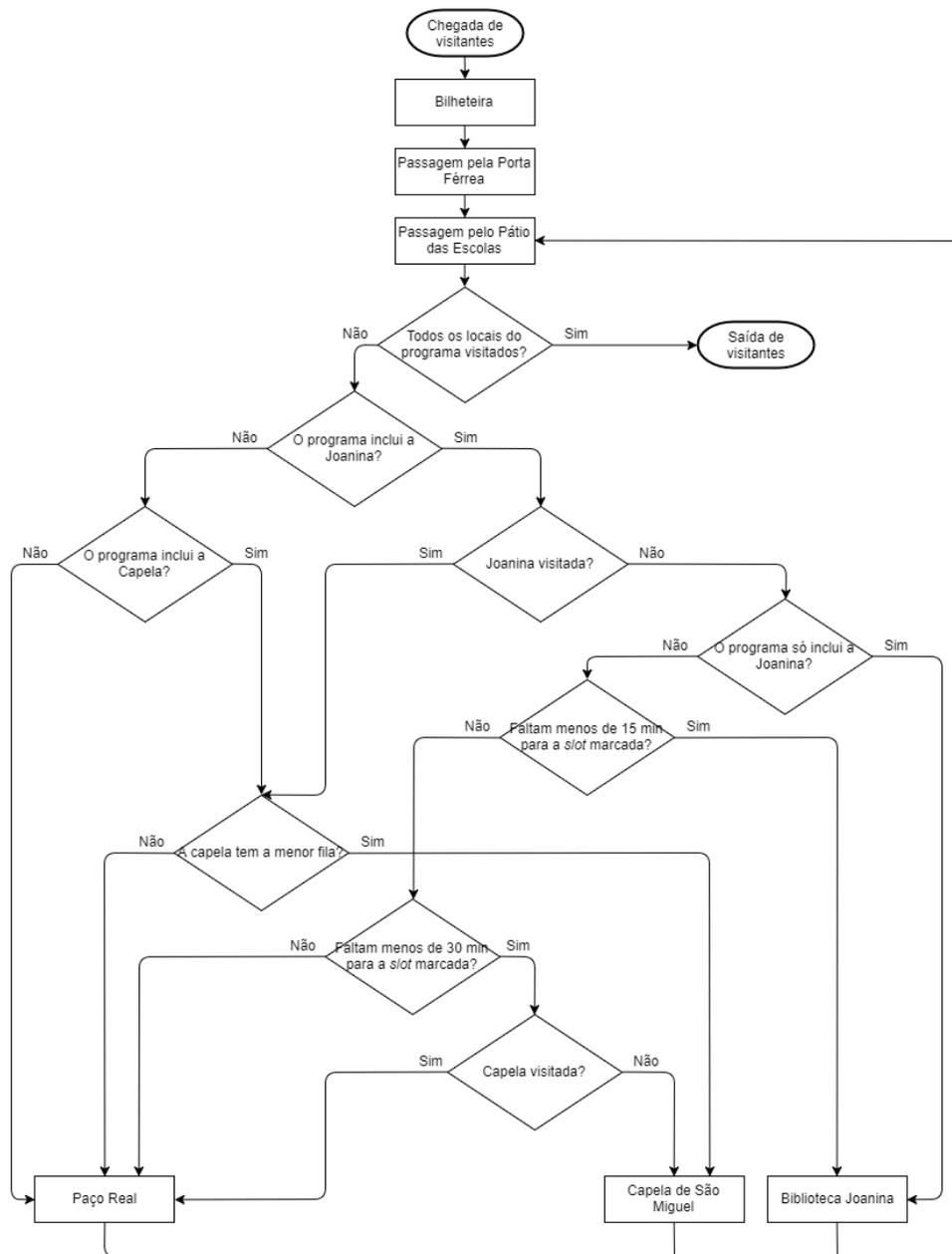


Figura 18 Fluxograma geral do processo de visitas ao Paço das Escolas

Os elementos, Bilheteira, Biblioteca Joanina, Capela de São Miguel e Paço das Escolas são considerados como subsistemas do sistema principal, e os processos inerentes aos mesmos, encontram-se representados nos fluxogramas da Figura 19, Figura 20, Figura 21 e Figura 22, respetivamente. Nessas, considera-se que os visitantes chegam do Pátio das Escolas e saem também para o mesmo local.

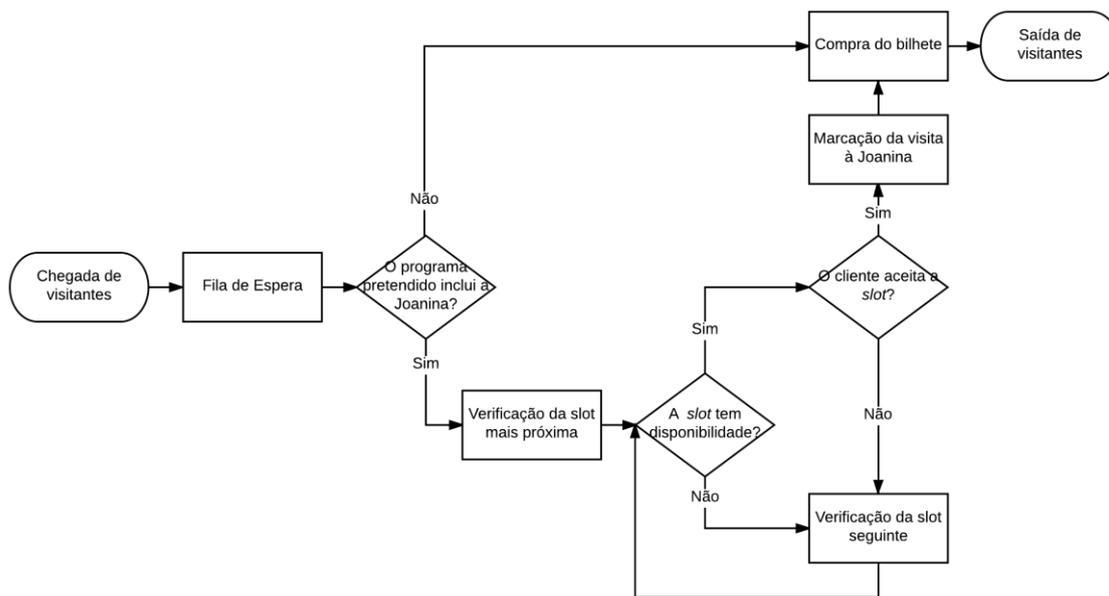


Figura 19 Fluxograma do processo de compra de bilhetes

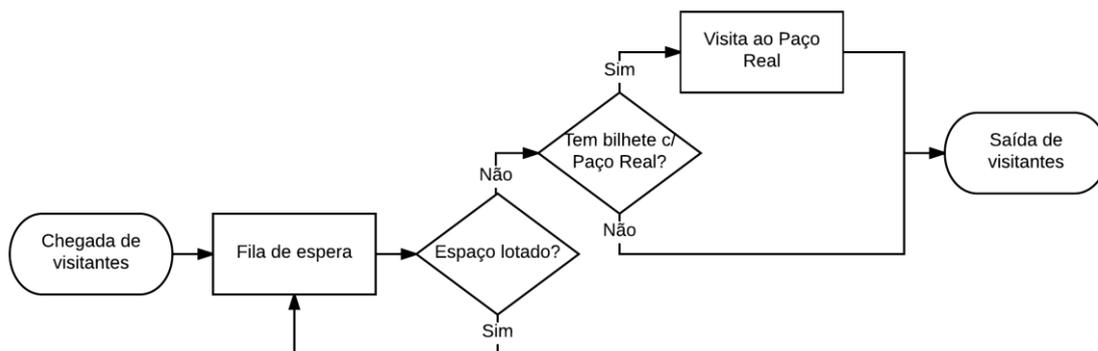


Figura 20 Fluxograma do processo de visita ao Paço Real

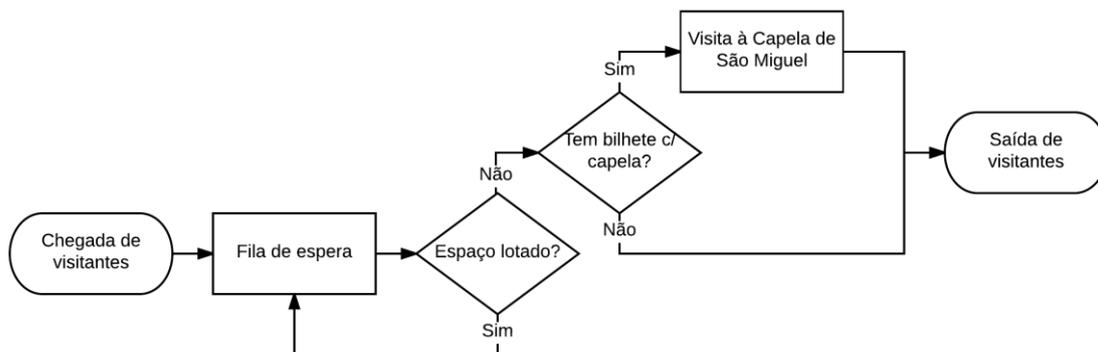


Figura 21 Fluxograma do processo de visita à Capela de São Miguel

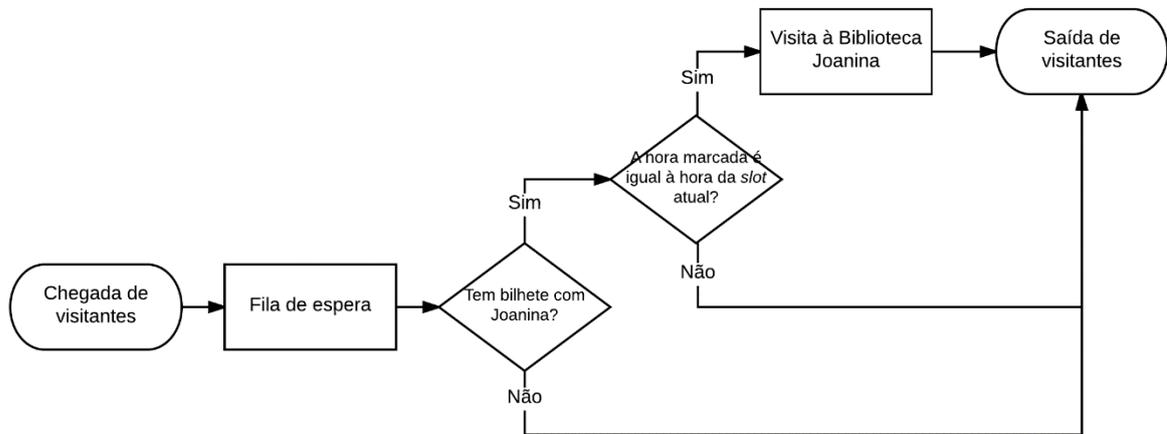


Figura 22 Fluxograma do processo de visita à Biblioteca Joanina

4.2.3. A Recolha de Dados Quantitativos

Nos pontos anteriores, a maioria dos dados quantitativos já se encontram especificados, porque sem eles, a compreensão do sistema não seria possível, assim como a construção do modelo conceptual. No entanto, existem dados que só fazem sentido se forem referidos quando se está prestes a iniciar a construção do modelo computacional. Isto é, estes dados não são necessários para se compreender o funcionamento do sistema, mas são essenciais para que o modelo computacional funcione corretamente. Nesse sentido, os dados que faltam referem-se à taxa de chegada dos visitantes, ao tamanho dos grupos de visitantes e aos tempos de permanência na Biblioteca Joanina, na capela de São Miguel e no Paço Real.

Numa primeira abordagem, tentou-se recolher todos estes dados no terreno, a taxa de chegadas e o tamanho dos grupos, procedendo ao registo da hora de chegada e o tamanho do respetivo grupo, os tempos de permanência em cada local através do registo da hora de entrada e da hora de saída, na biblioteca Joanina, na capela de São Miguel e no Paço Real. Para os tempos de permanência fez-se a recolha de aproximadamente 40 amostras. Já para a taxa de chegadas e o tamanho dos grupos foi necessária a permanência no local durante o horário de funcionamento. Contudo, constatou-se que o número de visitantes registado foi muito superior ao número de bilhetes vendidos. Por exemplo, no dia 30 de maio de 2016, foi contabilizada a entrada de aproximadamente 2900 pessoas, no entanto, segundo os registos do turismo da UC, somente se venderam para o Paço das Escolas cerca de 1850 bilhetes. Por isso, devido a essa diferença, considerou-se que a hora de chegada dos visitantes

corresponde à hora de compra dos bilhetes. Como não foi disponibilizado o ficheiro SAFT do ano 2016, foram utilizados os registos de junho de 2015.

O tratamento estatístico dos dados foi efetuado com o auxílio do *software EasyFit*, que permite de forma rápida e fácil selecionar qual a distribuição que melhor se adapta aos dados. A escolha das distribuições foi feita com base nos resultados do teste de *Anderson-Darling*, porque em comparação com o teste de *Kolmogorov-Smirnov* e do teste Qui-quadrado é considerado mais forte e mais sensível nas caudas das distribuições (Suporte Minitab n.d.).

O número de distribuições disponíveis para se utilizar no *software* de simulação escolhido é muito reduzido quando comparado com o número de distribuições retornado pelo *software EasyFit*. Por isso, as distribuições apresentadas na **Erro! A origem da referência não foi encontrada., Erro! A origem da referência não foi encontrada. e Erro! A origem da referência não foi encontrada.**, não são consideradas as melhores pelo *EasyFit*, mas são aquelas que entre as disponíveis no *software* de simulação obtiveram o melhor valor no teste *Anderson-Darling*.

Tabela 15 Distribuição representativa do intervalo de tempo entre chegadas

Horário	Distribuição
08:45 – 11:00	Pearson 6: $\alpha_1=1.4831$ $\alpha_2=3.5742$ $\beta=4.6884$
11:00 – 12:00	Pearson 6: $\alpha_1=1.3386$ $\alpha_2=9.3897$ $\beta=9.5674$
12:00 – 14:00	Pearson 6: $\alpha_1=1.4253$ $\alpha_2=11.829$ $\beta=15.837$
14:00 – 16:30	Pearson 6: $\alpha_1=1.3354$ $\alpha_2=8.8533$ $\beta=13.133$
16:30 – 19:00	Pearson 6: $\alpha_1=1.4819$ $\alpha_2=3.3791$ $\beta=6.0650$

Tabela 16 Distribuições representativas do tamanho dos grupos

Horário	Distribuição
08:45 – 11:00	Pearson 6: $\alpha_1=565.19$ $\alpha_2=1.4242$ $\beta=0.00435$
11:00 – 12:00	Pearson 6: $\alpha_1=322.20$ $\alpha_2=1.8990$ $\beta=0.00930$
12:00 – 14:00	Pearson 6: $\alpha_1=289.42$ $\alpha_2=3.2288$ $\beta=0.01696$
14:00 – 16:30	Pearson 6: $\alpha_1=403.74$ $\alpha_2=2.2036$ $\beta=0.00864$
16:30 – 19:00	Pearson 6: $\alpha_1=391.74$ $\alpha_2=2.6581$ $\beta=0.01003$

Tabela 17 Distribuições representativas da duração de uma visita à biblioteca Joanina, à capela de São Miguel e ao Paço Real

Horário		Distribuição
Paço Real	Sala das Armas	Gamma: $\alpha=2,8148$ $\beta=0,89272$ Lognormal: $\delta=0,55231$ $\mu=0,9582$ Pearson 6: $\alpha_1=177.6$ $\alpha_2=4.3045$ $\beta=0.08355$
	Sala dos Capelos	
	Sala Exame Privado	
Joanina	Piso Nobre	Uniforme: $a=4.4844$ $b=16.385$ Lognormal: $\delta=0,6683$ $\mu=1,2379$ Beta: $\alpha_1=2.6153$ $\alpha_2=6.2786$ $a=0.01794$ $b=12.444$
	Piso Intermédio	
	Prisão Académica	
Capela de São Miguel		Weibull: $\alpha=2.4198$ $\beta=6.0243$

4.3. Implementação do Modelo

4.3.1. O Modelo de Simulação Computacional

A Figura 23 representa a estrutura do modelo computacional construído. Nela é possível identificar os principais locais de visita e as principais atividades do sistema. Todos os dados de entrada necessários para a simulação funcionar corretamente, resultaram do tratamento estatístico dos dados recolhidos, que tal como referido em 4.2.3. foi realizado com o auxílio do software *EasyFit*.

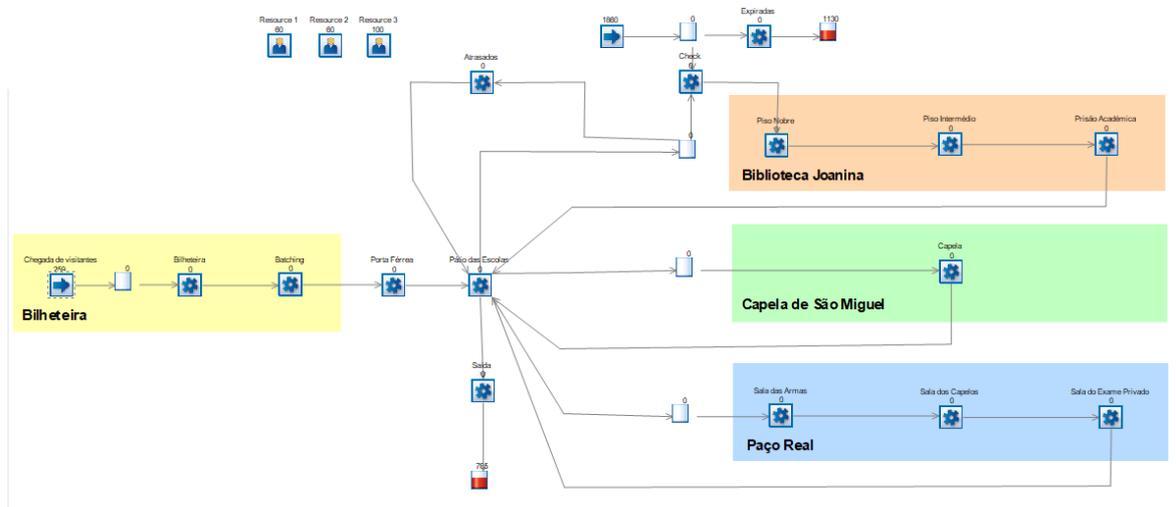


Figura 23 Estrutura do modelo de simulação

Uma vez que os horários de funcionamento diferem de espaço para espaço, foram criados 4 turnos, de modo a se conseguir reproduzir o funcionamento de cada espaço. O turno *Manhã* começa às 08:40 e acaba às 09:00, o turno *Dia* começa às 09:00 e acaba às 19:00, o turno *Dia 1* começa às 09:00 e acaba às 19:01 e o turno *Tarde* começa às 19:00 e acaba às 20:00 (Tabela 18). Apesar de o horário de funcionamento das visitas terminar às 19:30, foi criada uma tolerância de 30 minutos, para garantir que todos os *work items* abandonam o sistema e não ficam presos.

Tabela 18 Turnos de funcionamento

Turno	Horas
Manhã	08:40 – 09:00
Dia	09:00 – 19:00
Dia1	09:00 – 19:01
Tarde	19:00 – 20:00

4.3.1.1. Bilheteira

Todas as ações relacionadas com a bilheteira encontram-se distribuídas pelo ponto inicial, *Chegada de Visitantes* e pelos *dummy*³s *Bilheteira* e *Batching* (Figura 24). O funcionamento deste bloco encontra-se controlado pelos turnos *Manhã* e *Dia*, ou seja, o intervalo das 08:40 às 19:00.

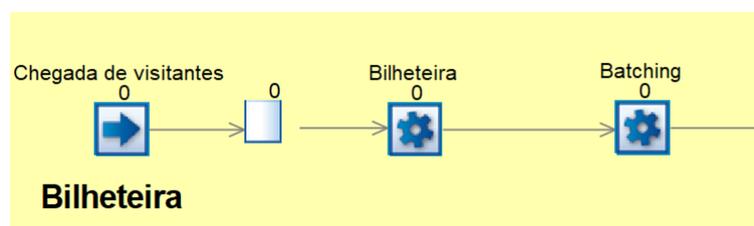


Figura 24 Estrutura do modelo de simulação - Bilheteira

³Um dummy é uma atividade fictícia, uma atividade que não possui tempo de processamento e apenas serve para executar ações.

Na *Chegada de Visitantes*, o tempo entre chegadas é definido pela distribuição *Chegadas*, dependente do tempo. Essa distribuição, como se pode ver pela Tabela 19, é constituída por várias distribuições (*ate11*, *ate12*, *ate14*, *ate1630* e *ate19*), cada uma correspondente a um intervalo de tempo. Resumidamente, a distribuição *chegadas* pode ser encarada como a tradução da Tabela 15, para linguagem computacional.

Tabela 19 Distribuição *Chegadas* dependente do tempo

A partir	Distribuição
08:40	ate11
11:00	ate12
12:00	ate14
14:00	ate1630
16:30	ate19

Ainda no ponto inicial, cada *work item* que o abandone, carrega consigo um conjunto de informações, armazenadas em *labels*:

- A *label Pessoas* representa o tamanho do grupo que chegou à bilheteira, e é definida também por uma distribuição dependente do tempo, baseada na **Erro! A origem da referência não foi encontrada.**;
- A *label Hora_Chegada* guarda o instante de chegada de um *work Item*.
- A *label Slot_Chegada* pode assumir valores inteiros entre 1 e 31, e é definida também por uma distribuição dependente do tempo. Durante os primeiros 15 minutos da simulação, qualquer *Work Item* que chegue, recebe o valor 1, depois, durante os próximos 20 minutos, recebe o valor 2, nos seguintes 20 minutos o valor 3, e assim sucessivamente até que cesse o funcionamento da bilheteira;
- As *labels Tempo_Capela*, *Tempo_SA*, *Tempo_SC*, *Tempo_SEP*, *Tempo_PN*, *Tempo_PI* e *Tempo_Prisão*, representam o tempo de permanência dos *work items* na Capela de São Miguel, na Sala das Armas, na Sala dos Capelos, na Sala do Exame Privado, no Piso Nobre, no Piso Intermédio e na Prisão Académica, respetivamente. Os seus

valores são definidos pelas distribuições presentes na **Erro! A origem da referência não foi encontrada.**

Outra *label* que é enviada com os *work items*, na *Chegada de Visitantes*, é a *Programa*, que contém o programa que será realizado durante uma visita. O algoritmo que origina esta *label* (Figura 25), gera um número aleatório de 0 a 1. Se o resultado for menor ou igual a 0.85, a *label* ganha o valor 3 (correspondente ao programa 1), se for maior que a 0.85 e menor ou a igual a 0.9, ganha o valor 2 (correspondente ao programa 5), se for maior que 0.9 e menor ou igual a 0.95, ganha o valor 1 (correspondente ao programa 6) e se for maior que 0.95, ganha o valor 4 (correspondente ao programa 2). Foi considerado que 85% dos bilhetes vendidos correspondiam ao programa 1, e os restantes 15%, distribuídos de igual forma pelos outros programas. Estes valores podem não representar a realidade porque além de não ter sido possível fazer a distinção dos programas nos ficheiros SAFT, os funcionários não conseguiram indicar um valor aproximado da percentagem dos bilhetes vendidos de cada programa, somente que entre 80 a 90% correspondiam ao programa 1.

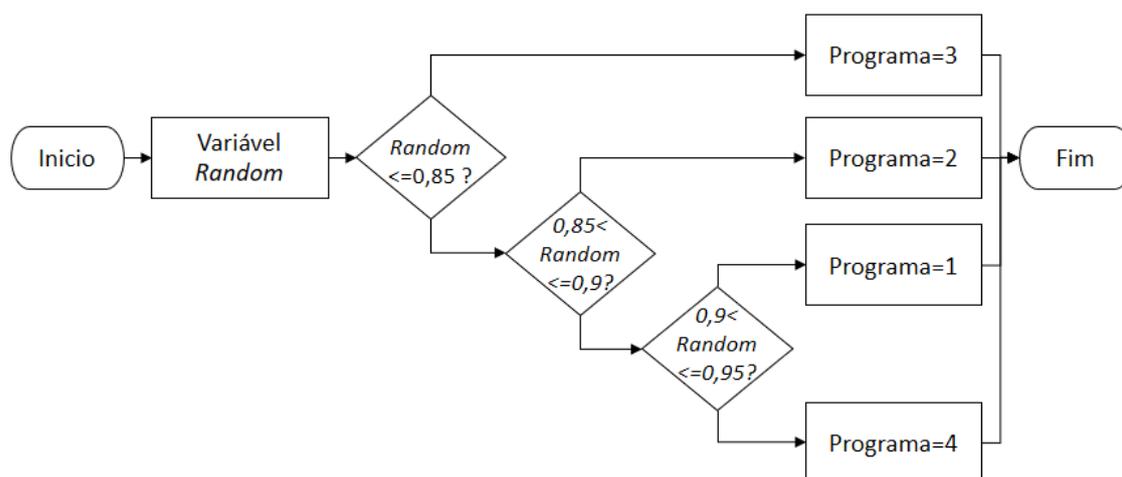


Figura 25 Fluxograma do algoritmo de atribuição da *Label Programa*

Na Bilheteira é feita a marcação do horário da biblioteca Joanina, através do algoritmo presente na Figura 26. Caso o algoritmo detete um *work item* que entre com um programa que inclua a Biblioteca Joanina, procede à marcação da respetiva visita. A

marcação é feita através da análise da tabela *Disponibilidade_Joanina*, com 3 colunas e 31 linhas, em que a primeira coluna, numerada de 1 a 31, corresponde às *slots* de visita que existem, a segunda aos minutos de início de cada *slot* e a terceira à ocupação de cada *slot*. Portanto, para proceder a uma marcação o algoritmo começa a correr a tabela a partir da *slot* mais próxima à hora de entrada. Para tal, e para confirmar que não é verificada a ocupação de uma *slot* anterior à hora de chegada é usada a *label* *Slot_Chegada*, que garante que a verificação de *slots* posteriores à hora de chegada. Se a primeira *slot* verificada possuir disponibilidade para o número de pessoas do grupo e a marcação seja aceite, é procedida a atualização da tabela com a adição do número de pessoas (contido na *label* *Pessoas*) à respetiva *slot* e são geradas 2 *labels*, uma com o número da *slot* da Joanina e outra com a hora de início da respetiva *slot*. Caso a *slot* verificada não possua disponibilidade para um determinado grupo e/ou a marcação não seja aceite, é, sucessivamente, verificada a *slot* seguinte até que as duas condições se verifiquem. No entanto, uma vez que a *slot* 31 é última, qualquer verificação que ocorra para essa hora é automaticamente efetuada a marcação, pois não existem mais *slots* a seguir a essa.

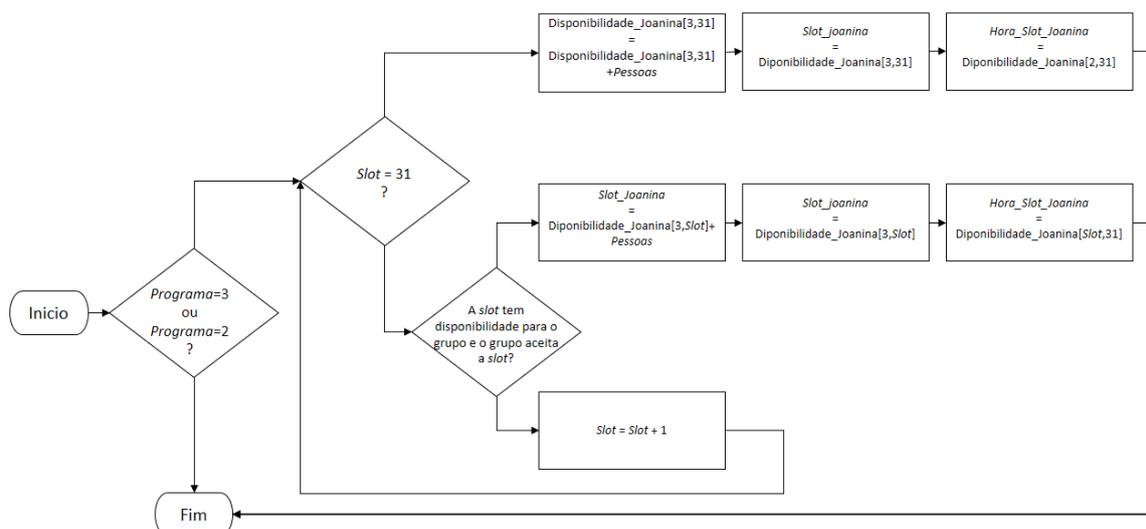


Figura 26 Algoritmo de atribuição do horário da biblioteca Joanina

Apesar do tamanho de um grupo já se encontrar definido na *Chegada de Visitantes*, só no *dummy Bacthing* é que se procede à separação do *work item*, no número definido pela *label* *Pessoas*. Esta separação não foi realizada anteriormente, para garantir que os *work items* pertencentes a um grupo possuíssem *labels* iguais, de maneira a garantir que o comportamento dos elementos de um grupo seja o mesmo.

4.3.1.2. Porta Férrea

A atividade *Porta Férrea*, foi considerada um *dummy*, por ser um local de passagem, que permite a entrada e a saída do Paço das Escolas. Os *work items* ao passarem por ela, recebem a *label Visitou*, que mais tarde permitirá saber quais os locais já visitados e garantir que um *work item* não visita o mesmo local mais do que uma vez. Aqui, esta *label* recebe o valor 0, o que significa que os visitantes estão a iniciar o seu circuito e ainda não visitaram nenhum dos 3 locais. Outra *label* que aqui é atribuída, é a *ID*, única para cada *work item*, ou seja, como o próprio nome indica funciona como um identificador.

4.3.1.3. Pátio das Escolas

O Pátio das Escolas, apesar de ser uma atividade fictícia, contém o algoritmo que determina o percurso efetuado por um *work item*. Primeiro é identificado o programa que será realizado com base na *label Programa*, depois é identificado o valor da *label Visitou*, para saber o que já foi visitado, posteriormente são analisados todos os cenários possíveis e por fim é atribuída ao *work item* a *label Out*, que determina o local para o qual será deslocado (Figura 27).

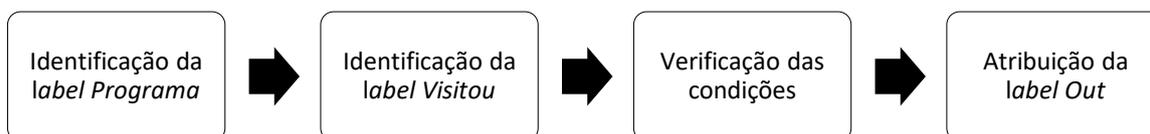


Figura 27 Esquema geral do algoritmo de criação de percursos

Como se pode verificar pela Figura 28, o local para o qual os *work items* se dirigem, após a saída deste *dummy*, depende do valor da *label Out*. Se o valor atribuído pelo algoritmo for 1, dirigem-se para a fila da biblioteca Joanina (*Queue for Piso Nobre*), se for 2, dirigem-se para a fila da capela (*Queue for Capela*), se for 3, dirigem-se para o Paço Real (*Queue for Paço Real*) e se for 4, dirigem-se para a Saída.

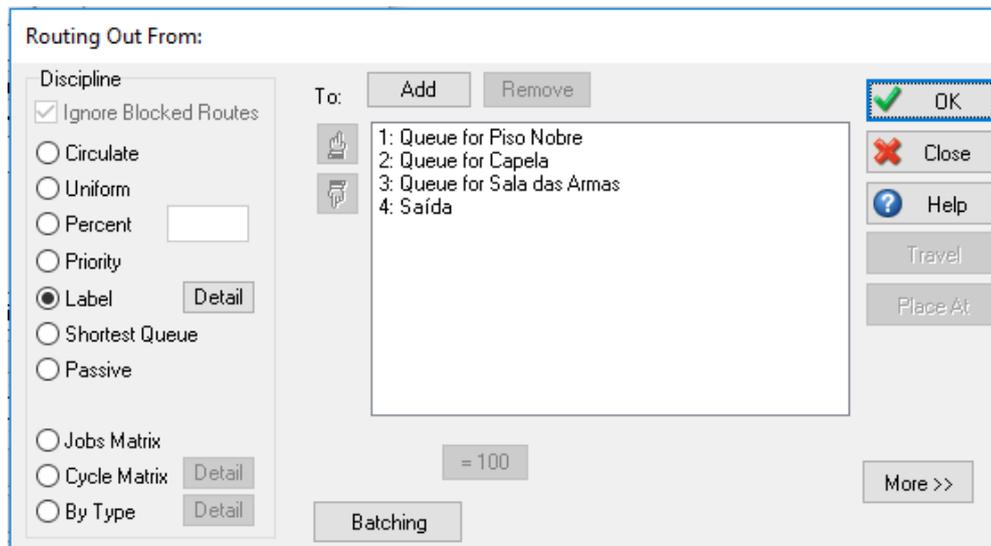


Figura 28 Routing Out por Label Out

A *label Visitou* como já referido, permite que se saiba por onde os *work items* passaram. Ao iniciarem um percurso recebem o valor 0, se passarem pela Biblioteca Joanina é somado 1 valor ao valor atual, se passarem pela capela são somados 2 e se passarem pelo Paço Real são somados 4. Portanto, dependendo dos valores das *labels Programa* e *Visitou*, é testado um conjunto de condições que permite a atribuição de um determinado valor à *label Out*. Sucintamente, um *work item* circula entre os diversos espaços até que a *label Visitou* contabilize um determinado valor, que permita a sua saída do sistema.

4.3.1.3.1. Algoritmos de atribuição da label Out

A atribuição da *label Out*, responsável pelo encaminhamento dos *work items*, para os respetivos locais, depende do programa selecionado:

- **Programa 6** (*label Programa*=1)

Neste cenário, quando a *label Visitou* for igual 6, o *work Item* é direcionado para a *Saída*, pois significa que passou por todas os locais contemplados pelo programa atribuído. A *label Visitou* na Capela sofre um incremento de 2 valores e no Paço Real um incremento de 4 valores.

A primeira vez que um *work item* chegue ao Pátio das Escolas, o algoritmo irá comparar o tamanho das filas de espera da Capela e do Paço Real e atribuirá a *label Out* correspondente ao que tiver a menor fila. Depois, o *work Item* efetua a visita ao local para onde foi encaminhado, retorna ao Pátio das Escolas, o algoritmo encaminha-o para o espaço

que falta visitar, depois dessa visita, retorna novamente ao Pátio das Escolas onde é encaminhado para a Saída.

Resumidamente, um *work item* será sempre direcionado para um determinado local e retornará ao Pátio das Escolas, após uma visita, enquanto a *label Visitou* não for igual a 6.

A Tabela 20, apresenta a lógica por trás do algoritmo de atribuição da *label Out*, correspondente ao programa em questão. A primeira coluna, possui todas os valores que a *label Visitou* pode tomar, a segunda os locais que foram visitados, a terceira os que faltam visitar, a quarta os cenários que se podem verificar e quinta a respetiva *label Out*.

Tabela 20 Esquema lógico da atribuição da *label Out* para o programa 6 (*Programa=1*)

Programa = 1				
Visitou	O que visitou?	O que falta ver?	Cenário	Out
0	Nada	Capela e Paço Real	A capela tem a menor fila de espera	2
			O Paço Real tem a menor fila de espera	3
2	Capela	Paço Real	-	3
4	Paço Real	Capela	-	2
6	Capela e Paço Real	Nada	-	4

- **Programa 5** (*label Programa=2*)

Neste cenário, quando a *label Visitou* for igual 1, o *work item* é direcionado para a saída. A *label Visitou* na Biblioteca Joanina sofre um incremento de 1 valor.

Sendo este um programa que apenas inclui a visita à Biblioteca Joanina, um *work item* que chegue ao Pátio das Escolas (*Visitou= 0*) é imediatamente redirecionado para a fila de espera da Joanina, é efetuada a visita e atualizada a *label Visitou* para 1. Assim que retorne ao Pátio das Escolas, o algoritmo deteta que o único local contemplado pelo programa foi visitado e direciona o *work item* para a Saída.

A Tabela 21, apresenta a lógica por trás do algoritmo de atribuição da *label Out*, correspondente ao programa em questão.

Tabela 21 Esquema lógico da atribuição da *label Out* para o programa 5 (*Programa=2*)

Programa=2				
Visitou	O que visitou?	O que falta ver?	Cenário	Out
0	Nada	Biblioteca Joanina	-	1
1	Biblioteca Joanina	Nada	-	4

- **Programa 1** (*label Programa=3*)

Neste cenário, quando a *label Visitou* for igual 7, o *work item* é direcionado para a *Saída*. A *label Visitou* na Biblioteca Joanina sofre um incremento de 1 valor, na Capela um incremento de 2 valores e no Paço Real um incremento de 4 valores.

Enquanto a Biblioteca Joanina não for visitada, e não for o único sitio que falte visitar, o algoritmo irá sempre verificar o tempo que falta para marcação da visita, e se faltarem menos de 15 minutos atribui a *label Out=1* ao *work item*, encaminhando-o para respetiva a fila de espera. Caso ainda falte visitar a capela e o Paço Real, e a Biblioteca já tenha sido visitada, ou faltem mais de 15 minutos para a visitar, o algoritmo irá comparar o tamanho das filas de espera destes dois espaços e atribuirá a *label Out* correspondente ao que tiver a menor fila. Por último, quando só faltar visitar um local, o algoritmo direciona automaticamente o *work item* para a fila de espera desse local. Depois da última visita retorna ao *Pátio das Escolas* e é encaminhado para a *Saída*.

Resumidamente, um *work item* será sempre direcionado para um determinado local e retornará ao Pátio das Escolas, após uma visita, enquanto a *label Visitou* não for igual a 7.

A Tabela 22, apresenta a lógica por trás do algoritmo de atribuição da *label Out*, correspondente ao programa em questão.

Tabela 22 Esquema lógico da atribuição da label *Out* para o programa 1 (*Programa=3*)

Programa = 3				
<i>Visitou</i>	O que visitou?	O que falta ver?	Cenário	<i>Out</i>
0	Nada	Capela, Paço Real e Joanina	Faltam menos de 15 min para visitar a Joanina	1
			Faltam menos de 30 min para visitar a Joanina	2
			Faltam mais de 30 min para visitar a Joanina	4
1	Joanina	Capela e Paço Real	A capela tem a menor fila de espera	2
			O Paço Real tem a menor fila de espera	4
2	Capela	Joanina e Paço Real	Faltam menos de 15 min para visitar a Joanina	1
			Faltam mais de 15 min para visitar a Joanina	4
4	Paço Real	Capela e Joanina	Faltam menos de 15 min para visitar a Joanina	1
			Faltam mais de 15 min para visitar a Joanina	2
3	Joanina e Capela	Paço Real	-	4
5	Joanina e Paço Real	Capela	-	2
6	Capela e Paço Real	Joanina	-	1
7	Capela, Joanina e Paço Real	Nada	-	4

Adicionalmente, o algoritmo, não permite a saída de *work items* para locais em que o tempo de permanência em determinado local somado ao instante atual e mais 5 minutos de segurança, ultrapasse a hora de entrada marcada para a Biblioteca. Basicamente, esta condição faz com que os visitantes não percam a hora de visita marcada à Joanina, caso estivessem na fila de espera de outro local, ou até a visitarem um dos outros espaços. Obviamente, que esta condição só é verificada se faltar visitar mais do que um espaço e um deles for a Joanina. Adicionalmente, o algoritmo, não permite a saída de *work items* para locais em que o tempo de permanência em determinado local somado ao instante atual e mais 5 minutos de segurança, ultrapasse a hora de entrada marcada para a Biblioteca. Basicamente, esta condição faz com que os visitantes não percam a hora de visita marcada à Joanina, caso estivessem na fila de espera de outro local, ou até a visitarem um dos outros espaços. Obviamente, que esta condição só é verificada se faltar visitar mais do que um espaço e um deles for a Joanina.

Nas atividades *Piso Nobre*, *Piso Intermédio* e *Prisão Académica* os tempos de processamento são definidos pelas *labels* *Tempo_PN*, *Tempo_PI* e *Tempo_Prisão*, respetivamente. Os seus valores não são definidos nas próprias atividades para garantir que entidades do mesmo grupo se comportam da mesma forma. Para reproduzir a capacidade da Biblioteca, isto é, permitir a entrada de 60 *work items*, foi utilizada a opção *Replicate*, tal como se pode verificar na Figura 30. Sempre que um *work item* passe pela atividade *Piso Nobre*, a *label* *Visitou* sofre a incrementação do valor fixo 1, ao seu valor atual.

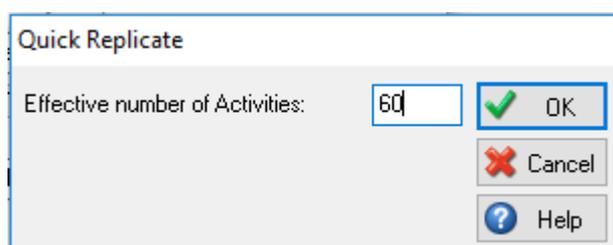


Figura 30 Opção *Replicate*=60

O ponto inicial que se pode identificar na Figura 29, de 20 em 20 minutos, ou seja, nas horas de início de uma *Slot* da Joana, envia 60 *work items* para a fila de espera que o procede. A cada um desses *work items* é atribuída a *label* *Slot_Joana*, que identifica a *slot* que está a decorrer através expressão: $\text{ROUND}[\text{Simulation time} / 20]$.

O *dummy Check*, tem a função de puxar todos os *work items* que possuem a mesma *label* *Slot_Joana*, das filas de espera que o antecedem, agrupá-los como um único *work item*, e direcioná-los para o *Piso Nobre* (Figura 31). Este *dummy* garante que não ocorrem entradas de mais de 60 *work items* e que cada um possui a *label* *Slot_Joana* correspondente à hora daquele instante.

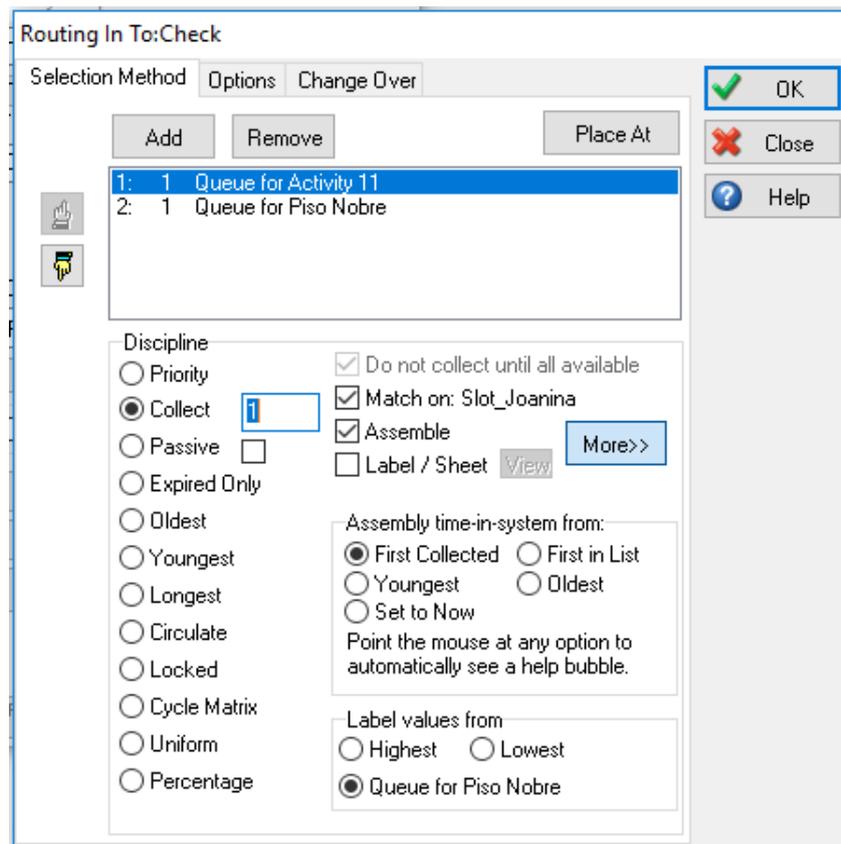


Figura 31 Routing In da atividade Check

Todos os *Work Items* provenientes do ponto inicial que permaneçam na fila de espera, mais do que 5 minutos, são puxados pela atividade *Expirados* e são retirados do sistema. Esta funcionalidade foi implementada com a intenção de garantir que não se efetuavam entradas na Biblioteca depois dos primeiros 5 minutos de cada *slot*.

O *dummy Atrasados*, possui a mesma funcionalidade que a *Expirados*, mas neste caso retira da fila de espera da Biblioteca os *work items* que cheguem depois da hora permitida à sua entrada. Qualquer um que não consiga efetuar a visita à Joanina, sofre na mesma, a incrementação de 1 valor à *label Visitou*, para garantir o funcionamento correto do sistema.

4.3.1.5. Capela de São Miguel

O funcionamento da *Capela*, na simulação, é representado pelo simples esquema da Figura 32 e controlado pelo turno *Dia* e *Tarde*. A capacidade deste local foi igualmente reproduzida com a utilização da função *Replicate*, neste caso também igual a 60, e os tempos de processamento definidos pela *label Tempo_Capela*.



Figura 32 Estrutura do modelo de simulação - Capela de São Miguel

Resumidamente, este bloco, permite a entrada de *work itens* na *Capela*, sempre que a capacidade máxima não seja atingida. Quando atingida, permanecem na fila e aguardam até que se verifiquem saídas da *Capela*. Ao passarem por esta atividade a *label Visitou* é atualizada com a incrementação do valor fixo 2, ao valor atual.

4.3.1.6. Paço Real

O funcionamento do Paço Real, na simulação, é representado pelo esquema da Figura 33 e controlado pelo turno *Dia* e *Tarde*. Os tempos de processamento das atividades *Sala das Armas*, *Sala dos Capelos* e *Sala do Exame Privado*, são definidos, respetivamente, pelas *labels Tempo_SA*, *Tempo_SC* e *Tempo_SEP*. Tal como anteriormente, as capacidades destes locais foram reproduzidas com a utilização da função *Replicate*, neste caso igual a 100.

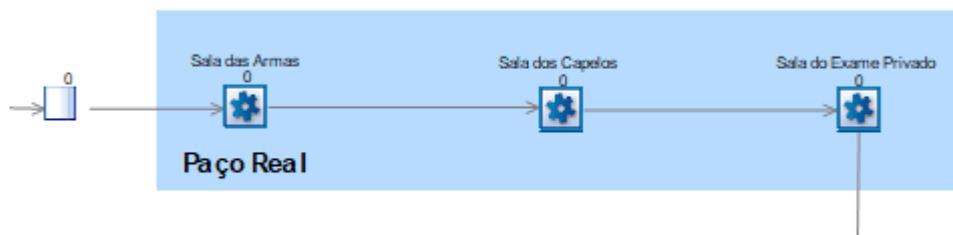


Figura 33 Estrutura do modelo de simulação - Paço Real

Semelhante à *Capela*, este bloco, permite a entrada de *work itens* na *Sala das Armas*, sempre que a capacidade máxima não seja atingida. Quando atingida, os *work itens*, permanecem na fila e aguardam até que se verifiquem saídas. Ao passarem pela atividade *Sala das Armas*, a *label Visitou* é atualizada com a incrementação do valor fixo 4, ao valor atual.

4.3.2. Verificação e Validação do Modelo Computacional

A verificação do modelo computacional foi um processo que foi sendo executado a par com a sua construção, feita por partes, uma que vez é mais fácil corrigir um modelo construído em etapas do que um modelo grande e complexo. Exemplo também da verificação do modelo, são as tabelas *Verificação2* e *Disponibilidade_Joanina*, criadas com a intenção de verificar se as *labels* necessárias para a simulação correr da forma pretendida, eram atribuídas corretamente.

Antes de se iniciar o processo de validação e de obtenção de resultados, é necessário definir o *Warm Up Period*, o *Results Collection Period* e o número de vezes que a simulação irá correr. Presenciando-se a simulação de uma situação em que o dia inicia e termina vazio, não há necessidade de definir um *Warm Up Period*. Já o *Results Collection Period* foi definido para 1 dia, uma vez que o objetivo da simulação é analisar o comportamento do sistema ao longo de um dia. Por fim definiu-se que a simulação iria correr 30 vezes (equivalente a 1 mês), com um intervalo de confiança de 95%.

De modo a validar o modelo, ou seja, garantir que os valores gerados pelo modelo apresentam coerência com os gerados pelo sistema real, foi construído o gráfico da Figura 34, que apresenta a quantidade de *Work Items* que chegaram a cada meia hora do tempo de funcionamento do sistema. Como é possível verificar o comportamento das chegadas dos *Work Item* ao longo de um dia, apresenta um comportamento semelhante ao descrito em 4.1.3.

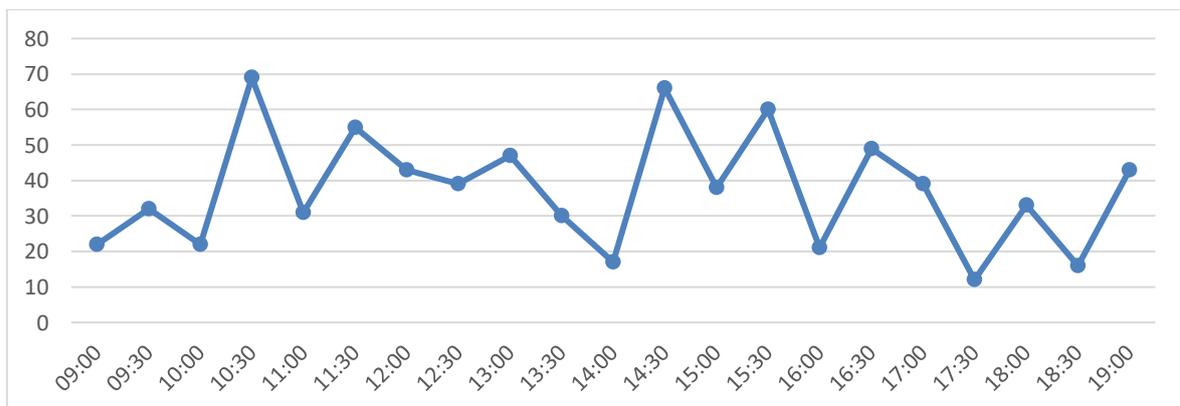


Figura 34 Comportamento da chegada de *Work Items* ao longo de um dia de simulação

Segundo a responsável do turismo da UC, o programa 1 (Programa=3), está feito para durar no máximo uma hora e meia, mas em média é completado em cerca de uma hora.

No entanto, como seria de esperar, há situações que os visitantes levam quase duas horas para completarem o circuito e outras que em meia hora conseguem visitar os 3 locais. Assim, foram analisados os resultados de todos os *work items* com a *label Programa=3*, e procedeu-se ao registo do tempo máximo, mínimo e médio no sistema. Pela Tabela 24, constata-se que os valores gerados pela simulação são próximos dos do sistema real, evidenciando-se a maior diferença no tempo médio de permanência.

Tabela 24 Tempos de permanência no sistema: Simulação vs. Sistema Real

	Simulação	Sistema atual
Tempo máximo	103 minutos	120 minutos
Tempo mínimo	31 minutos	30 minutos
Tempo médio	45 minutos	60 minutos

Como já mencionado, não se pode olhar para um modelo de simulação como uma representação fiel da realidade, uma vez que o modelo terá sempre as suas limitações. Mas desde que as suas limitações permaneçam dentro de determinados limites, um modelo pode ser considerado válido para se proceder ao estudo de ações que o possam melhorar a sistema. Nesse sentido considerou-se o sistema em estudo válido, uma vez que consegue reproduzir padrões comportamentais semelhantes ao do sistema real.

4.4. Resultados Gerados pelo Modelo Computacional

Uma vez que todas as atividades não fictícias do sistema conseguem executar mais do que uma tarefa no mesmo instante, não será possível utilizar a taxa de trabalho dessas atividades como indicador de performance, uma vez que o *software* SIMUL8 não o permite. No entanto para contornar essa situação foram atribuídos *Resources* a cada atividade para se conseguir utilizar a taxa de ocupação de cada um deles, como um indicador de performance substituto. O número de *Resources* atribuído a cada atividade é igual à capacidade de cada uma.

Para cada um dos 3 espaços, serão analisadas as taxas de utilização, a capacidade máxima verificada e a capacidade média por minuto (Tabela 25, Tabela 27 e Tabela 29).

Para as respetivas filas de espera analisar-se-á o tamanho médio e máximo, assim como o tempo de permanência médio e máximo (Tabela 26, Tabela 28 e Tabela 30).

4.4.1. Biblioteca Joanina

Tabela 25 Resultados obtidos para a Biblioteca Joanina

	-95%	Valor Médio	95%
Taxa de utilização (%)	16.31	16.92	17.54
Capacidade máxima	52.21	54.65	57.08
Capacidade média por minuto	9.79	10.15	10.52

Tabela 26 Resultados obtidos para a fila de espera da Biblioteca Joanina

	-95%	Valor Médio	95%
Tamanho médio	12.78	14.41	16.05
Tamanho máximo	68.40	82.48	96.57
Tempo médio	10.64	11.67	12.71
Tempo máximo	58.35	59.44	60.54

4.4.2. Capela de São Miguel

Tabela 27 Resultados obtidos para a Capela de São Miguel

	-95%	Valor Médio	95%
Taxa de utilização	10.10	10.63	11.16
Capacidade máxima	47.22	50.84	54.45
Capacidade média por minuto	6.06	6.38	6.70

Tabela 28 Resultados obtidos para a fila de espera da Capela de São Miguel

	-95%	Valor Médio	95%
Tamanho médio	0.14	0.24	0.35
Tamanho máximo	10.53	17.52	24.50
Tempo médio	0.17	0.24	0.32
Tempo máximo	14.32	15.82	17.32

4.4.3. Paço Real

Tabela 29 Resultados obtidos para o Paço Real

	-95%	Valor Médio	95%
Taxa de utilização	2.55	2.69	2.83
Capacidade máxima	44.04	52.45	60.86
Capacidade média por minuto	2.55	2.69	2.83

Tabela 30 Resultados obtidos para a fila de espera do Paço Real

	-95%	Valor Médio	95%
Tamanho médio	0.02	0.13	0.25
Tamanho máximo	2.9	14.68	26.46
Tempo médio	0.03	0.15	0.26
Tempo máximo	6.09	8.18	10.27

4.4.4. Comentários Gerais

Considerando que os 3 locais funcionam durante dez horas e meia e a capacidade de cada um é definida por um número maior que 1, significa que disponibilidade total de *Resources* atribuídos a cada atividade, será igual ao número de *Resources* de cada atividade multiplicado pelo tempo de funcionamento da mesma. Por sua vez, a taxa de utilização será obtida através da razão entre o tempo utilizado pelos *work items* e o tempo total disponibilizado pelos *Resources*. E como o tempo utilizado é obtido através da soma do tempo despendido em cada atividade, não por grupo, mas por *work item*, compreende-se o porquê das taxas de utilização de cada local serem tão baixas.

As distribuições utilizadas na simulação geram um número de chegadas muito inferior à capacidade do sistema, o que permite perceber a razão por detrás dos resultados gerados. Havendo uma procura diária reduzida, a ocorrência de congestionamentos é rara, o que faz com que os *work items* possam entrar quase que automaticamente nos locais, sem terem que esperar praticamente tempo nenhum, e as taxas de utilização ser baixas.

5. PROPOSTAS DE MELHORIA

Para lidar com os picos da procura, muitos parques temáticos, aumentam a capacidade das suas atrações, no entanto na situação em estudo, isso não é possível porque os espaços interiores, dos locais que constituem o Paço das Escolas, não possuem dimensões nem condições suficientes para aumentarem as suas capacidades. Outras características importantes, são o facto de o sistema possuir uma configuração, onde não existe a possibilidade de reorganizar os locais que o compõem e o facto de os edifícios serem centenários, faz com que muitas regras tenham que ser cumpridas para que os seus estados de preservação sejam mantidos, sendo o maior exemplo a Biblioteca Joanina, que têm as suas entradas rigorosamente controladas. Por estes motivos, torna-se difícil encontrar soluções, a nível físico, que melhorem o desempenho do sistema atual, uma vez que não é possível reorganizá-lo nem modificar as suas capacidades.

O sistema de visitas ao Paço das Escolas é difícil de modelar, não só devido às limitações físicas referidas no parágrafo anterior, mas porque o seu funcionamento é complexo. Apesar de se definir padrões nos dados recolhidos, que procuram reproduzir os comportamentos dos visitantes, é difícil modelar um sistema baseado nesse mesmo comportamento. O funcionamento das entradas nos diversos locais e até mesmo as marcações de visitas à Biblioteca Joanina, não são tão lineares como representados no modelo computacional pois ocorrem algumas situações diferentes das relações lógicas descritas no capítulo 4.

Dada a complexidade do sistema, para concluir a modelo de simulação em tempo útil, optou-se por um conjunto de simplificações para simular apenas períodos de funcionamento com uma procura mais reduzida. Numa segunda abordagem ao problema, deve desenvolvido um modelo mais complexo que simule períodos de procura mais alta e que represente de forma mais próxima da realidade o comportamento dos visitantes.

Apesar de todas as limitações, foram analisados dois cenários diferentes, o primeiro pressupõe que os percursos realizados pelos visitantes seriam feitos sempre pela mesma ordem e o segundo que existiria a indicação da previsão do tempo de espera para as visitas à Capela e ao Paço Real.

Após a análise dos resultados obtidos pelos dois cenários propostos serão sugeridas estratégias retiradas de bibliografia sobre a gestão de parques de diversão. Todas estão tem como finalidade, ou melhorar a distribuição dos visitantes pelos espaços ou melhorar as suas experiências e conseqüentemente fazer com que as avaliações perante o serviço experimentado sejam mais positivas.

5.1. Cenários Alternativos

5.1.1. Cenário 1 - Definir um percurso obrigatório

O primeiro cenário analisado, pressupõe a implementação de percursos fixos, ou seja, todos os visitantes seriam obrigados a visitar os locais do Paço das Escolas segundo uma determinada ordem pré-estabelecida:

- O programa 1, iniciar-se-ia com a visita à Biblioteca Joanina, seguida do Paço Real e da Capela. A Joanina foi escolhida primeiro para garantir que os visitantes não perdem a hora marcada e permitir que possam efetuar as visitas à Capela e o Paço Real sem terem a preocupação de gerir o tempo de permanência nesses locais para conseguirem cumprir o horário da Biblioteca.
- O programa 6 começaria no Paço das Escolas e terminaria na Capela.

No modelo computacional, apenas se alterou o algoritmo de atribuição da *label Out*, deixou de se considerar as opções que tentavam reproduzir as decisões dos visitantes, no momento de escolher a ordem de visita aos espaços. A Tabela 31 e

Tabela 32, ilustram a lógica por trás do algoritmo depois de implementada a alteração.

Tabela 31 Esquema lógico da atribuição da *label Out* para o programa 1 (*Programa=3*) com a implementação de percursos fixos

Programa = 3

<i>Visitou</i>	<i>O que visitou?</i>	<i>O que falta ver?</i>	<i>Cenário</i>	<i>Out</i>
0	Nada	Joanina, Paço Real e Capela	-	1
1	Joanina	Paço Real e Capela	-	3
5	Joanina e Paço Real	Capela	-	2
7	Joanina, Paço Real e Capela	Nada	-	4

Tabela 32 Esquema lógico da atribuição da *label Out* para o programa 6 (*Programa=1*) com implementação de percursos fixos

Programa = 1				
<i>Visitou</i>	<i>O que visitou?</i>	<i>O que falta ver?</i>	<i>Cenário</i>	<i>Out</i>
0	Nada	Capela e Paço Real	-	3
4	Paço Real	Capela	-	2
6	Paço Real e Capela	Nada	-	4

Como se pode verificar na Tabela 33, os resultados obtidos permitem concluir que apesar de os tempos médios nas filas da Capela e do Paço Real serem melhorados, na Biblioteca Joanina pioram significativamente, subindo para mais do dobro do que os verificados no sistema atual. Isto deve-se ao funcionamento das entradas na Biblioteca, que acaba por gerar congestionamentos.

Tabela 33 Resultados obtidos após a implementação de percursos fixos

		Cenário 1			Modelo Atual		
		-95%	Média	+95%	-95%	Média	+95%
Capela	Tamanho médio (uni.)	0	0	0.01	0.17	0.28	0.38
	Tamanho máximo (uni.)	0.83	1.42	2.01	10.58	16.10	21.61
	Tempo médio (min.)	0	0	0	0.18	0.27	0.35
	Tempo máximo (min.)	0	0.23	0.38	15.33	16.44	17.54
Paço Real	Tamanho médio (uni.)	0	0.03	0.06	0.02	0.13	0.25
	Tamanho máximo (uni.)	0	7.90	17.75	2.90	14.68	26.46
	Tempo médio (min.)	0.01	0.04	0.06	0.03	0.15	0.26
	Tempo máximo (min.)	2.88	5.15	7.41	6.09	8.18	10.27
Joanina	Tamanho médio (uni.)	25.62	37.11	48.60	11.86	13.50	15.14
	Tamanho máximo (uni.)	81.94	98.61	115.28	68.98	83.10	97.21
	Tempo médio (min.)	20.73	27.94	35.14	9.67	10.74	11.82
	Tempo máximo (min.)	152.66	229.58	306.49	58.35	59.44	60.54

5.1.2. Cenário 2 - Indicar a previsão do tempo de espera da Capela e do Paço Real

Existir a indicação da previsão de espera para visitar Capela e o Paço Real, pode traduzir-se em três resultados benéficos, primeiro porque se os visitantes, têm liberdade para efetuarem o percurso na ordem que desejarem, existe a possibilidade de se dirigirem para um local com excesso de pessoas, e havendo a indicação da previsão da espera, induziria a que se deslocassem para o local com menor previsão, o que resultaria numa distribuição mais uniforme dos visitantes pelos espaços.

A segunda vantagem pode ser vista, como uma consequência da primeira, porque a disponibilização das previsões de espera, fará com que a acumulação de pessoas na entrada da Biblioteca Joanina (um dos problemas expostos pelos responsáveis do turismo) seja menor, uma vez que os visitantes conseguem perceber se o tempo que falta para a hora marcada permite que visitem outro local.

Terceiro, porque encontrando-se já numa fila, um cliente tem tendência a fazer uma avaliação mais positiva do serviço se houver indicação da previsão do tempo de espera, minimiza a sensação de incerteza e demonstra que o serviço se preocupa com o cliente. A previsão deve sobrestimada, de modo a fazer com que os clientes acreditem que a fila está a andar mais depressa do que o previsto e para evitar situações em que a espera real ultrapasse o tempo indicado (Uri et al. 2001; Norman & Orman 2008). Devem ainda serem transmitidos

todos os imprevistos que possam aumentar a espera, pois as pessoas tendem a ser mais pacientes quando são justificadas as causas dos atrasos.

No algoritmo de atribuição da *label Out*, no *dummy* Pátio das Escolas, foi adicionada uma condição que compara o tamanho das filas de espera da Capela e do Paço Real, sempre que o programa selecionado contenha estes dois espaços e ainda nenhum deles tenha sido visitado.

Os resultados obtidos (Tabela 34) não permitem concluir se o cenário traria ou não melhorias para o sistema, porque o intervalo de valores que os parâmetros podem tomar cruzam-se com os do modelo atual. Se tivesse sido possível modelar dias com procura elevada, os efeitos da aplicação da proposta seriam mais evidentes. Contudo, considera-se que a sua implementação pode trazer melhorias para o sistema, porque é uma solução utilizada por parques de diversões, especialista na gestão de pessoas e na criação de experiências positivas para os visitantes. Para Ahmadi (1997), a disponibilização deste tipo de informação, é crucial porque pode ser usada a favor da organização, pois permite que se alterem os comportamentos dos visitantes.

Tabela 34 Resultados obtidos após a implementação da indicação da previsão das filas de espera

		Cenário 2			Modelo Atual		
		-95%	Média	+95%	-95%	Média	+95%
Capela	Tamanho médio (uni.)	0.18	0.30	0.43	0.17	0.28	0.38
	Tamanho máximo (uni.)	12.40	19.39	26.37	10.58	16.10	21.61
	Tempo médio (min.)	0.21	0.31	0.40	0.18	0.27	0.35
	Tempo máximo (min.)	15.30	16.40	17.51	15.33	16.44	17.54
Paço Real	Tamanho médio (uni.)	0	0.11	0.23	0.02	0.13	0.25
	Tamanho máximo (uni.)	2.79	14.71	26.63	2.90	14.68	26.46
	Tempo médio (min.)	0.01	0.13	0.24	0.03	0.15	0.26
	Tempo máximo (min.)	3.22	5.31	7.39	6.09	8.18	10.27
Joanina	Tamanho médio (uni.)	11.86	13.50	15.15	11.86	13.50	15.14
	Tamanho máximo (uni.)	68.99	83.19	97.40	68.98	83.10	97.21
	Tempo médio (min.)	9.67	10.75	11.83	9.67	10.74	11.82
	Tempo máximo (min.)	58.35	59.44	6.504	58.35	59.44	60.54

5.2. Outras Sugestões

5.2.1. Fornecer aos funcionários das bilheteiras indicadores de congestionamentos

A estratégia anterior apesar de ser bastante usada, não garante que todos os visitantes sejam influenciados da maneira desejada. Por isso, para tentar garantir que a distribuição dos visitantes seja feita da melhor forma possível, sugere-se que sejam instaladas camaras de vigilância que permitam visualizar o estado da fila da Capela e do Paço Real. Os funcionários da bilheteira teriam acesso às imagens transmitidas em tempo real e com base no estado das filas, sugeririam a melhor ordem para a visita ser efetuada. Por exemplo, a Disney usa um sistema semelhante, mas que divide as atrações em três cores, verde, amarelo e vermelho, conforme o tempo de espera. Se o estado de uma atração mudar para amarelo, os funcionários automaticamente, iniciam uma série de procedimentos para tentarem contornar a situação (Juliboni 2017).

Aqui a probabilidade de um cliente efetuar o percurso sugerido, iria depender da capacidade persuasiva do funcionário. Na verdade, esta proposta a nível prático, tem o mesmo objetivo que a anterior, distribuir de forma mais uniforme os visitantes pelos diferentes espaços. A diferença reside no facto, de que aqui o melhor percurso ser introduzido aos clientes por indicação dos funcionários da bilheteira e anteriormente o percurso é introduzido aos clientes de forma mais subtil, através de indicações que façam com se dirijam para os locais pretendidos.

Idealmente, as duas propostas implementadas, aumentariam a probabilidade de os visitantes efetuarem o percurso na ordem pretendida, porque assim que chegassem ao Pátio das Escolas, facilmente verificariam através das indicações dos tempos de espera, que o percurso sugerido, é aquele que melhor procura reduzir-lhes os tempos de espera.

No modelo computacional, a implementação individual ou conjunta das propostas, gera os mesmos resultados (Tabela 34), porque foi considerado que em todas as situações os visitantes seguiriam as indicações

5.2.2. Políticas Promocionais

O *demarketing* é uma técnica de *marketing*, que sucintamente, pode ser descrita como uma forma de reduzir a procura de bens e serviços. No setor turístico, esta é a principal estratégia usada na gestão da procura.

A diferenciação de preços é a principal técnica de *demarketing* aplicada, quando uma organização procura reduzir a procura em determinados períodos, com vista a equilibrar a relação entre a oferta e a procura.

Nos meses com procura reduzida, sugere-se que sejam praticados preços mais baixos e/ou sejam criadas parceiras com organizações, com o intuito de se criarem pacotes promocionais de serviços. O objetivo é tentar deslocar os visitantes da época alta para a baixa. Por exemplo, poder-se-iam implementar pacotes, à semelhança dos criados, por muitos parques de diversões, que incluam o alojamento e a visita aos parques. Coimbra, é uma cidade extremamente rica a nível cultural, por isso, os pacotes não necessitariam exclusivamente de incluir alojamento, já que existem inúmeras hipóteses interessantes.

Durante a época baixa, criar-se-iam promoções que diferenciassem o preço dos bilhetes por horários. Em períodos com menos pessoas, o custo de entrada seria mais baixo ou seria oferecida uma compensação a quem escolhesse visitar a universidade fora das horas de pico.

Segundo o atual CEO da Disney esta é uma estratégia que lhes permite aumentar as receitas e cativar o público mais sensível aos preços (Bruno 2017). Se uma das organizações com mais experiência na gestão de pessoas, considera esta estratégia benéfica, muito provavelmente, seriam identificadas diferenças vantajosas, se a UC também as implementasse.

5.2.3. Organizar as filas de espera

Durante a recolha dos dados no campo, constatou-se que não existe organização das filas de espera, basicamente, as filas são caracterizadas por um aglomerado de pessoas que se encontram à porta dos diferentes locais. Não existir uma configuração nas filas causa insatisfação aos clientes, porque faz com que a sensação de incerteza e injustiça aumente e conseqüentemente as suas avaliações sejam negativas, por considerarem que o serviço não lhes presta a devida atenção.

Para solucionar este problema, sugere-se que sejam criadas filas únicas em *Zig-Zag* (Figura 36). As filas únicas fazem com que os clientes se sintam igualmente valorizados, porque seguem a regra FIFO (*First In First Out*) e o facto de ser com a configuração em *Zig-Zag*, cria a percepção que a fila é mais curta do que é na realidade.

5.2.4. Reduzir a sensação de espera

Não sendo possível evitar filas de espera, uma forma de as gerir, é fazer com que a sensação de espera seja reduzida. Para isso, tenta-se captar a atenção dos visitantes para algo que não a fila, basicamente, o objetivo passa por os entreter enquanto aguardam. Para Bianco (2010), o nível de satisfação de um cliente tem uma relação direta com a capacidade criativa de uma organização, tornar a espera menos tediosa.

Propõem-se para isso, que ao longo das filas, e seguindo a organização sugerida, sejam instalados quadros, como os da Figura 35, que contenham informações e curiosidades sobre o local da respetiva fila (Figura 36). Estas informações além de ocuparem o tempo dos visitantes na fila, pressupõem-se que reduziria o tempo permanência nos locais, porque tornaria a visita muito mais objetiva e faria com que associassem, o que leram com o que viram.



Figura 35 Exemplo de quadro de informações colocado em filas de espera

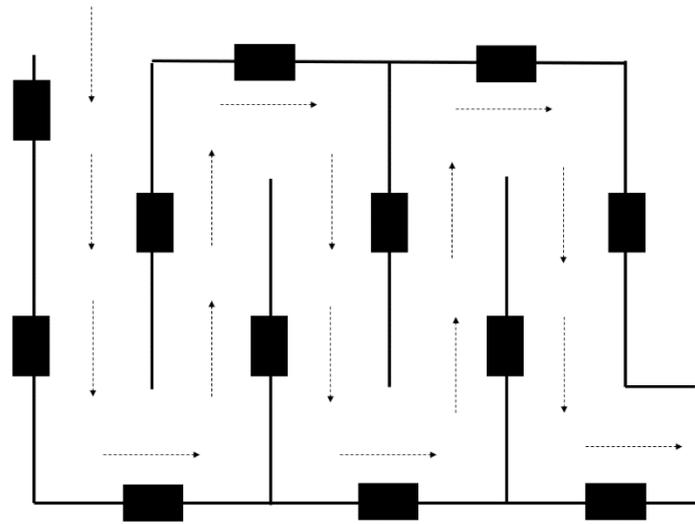


Figura 36 Exemplo de configuração de fila em *Zig-Zag*, com quadros informativos ao longo do seu comprimento

6. CONCLUSÃO

O aumento crescente da procura levou a que o Turismo da Universidade de Coimbra a procurar soluções que para melhoria dos serviços prestados. Nesse sentido, a presente dissertação teve como principais objetivos, a previsão do comportamento da procura e a estudo de soluções para melhorar o funcionamento do sistema de visitas ao Paço das Escolas.

Iniciou-se o trabalho, como a modelação e previsão da procura. Com base nos dados disponibilizados verificou-se que a procura ao longo de um ano, segue o mesmo padrão: sofre ligeiros crescimentos até março e a partir de abril, sofre crescimentos acentuados que se verificam até setembro (o mês com maior procura). Para prever a procura dos anos 2016 e 2017 foi usado o modelo de Decomposição Clássica Multiplicativo porque apresentou um MAPE de 4%. A quantidade de dados do histórico foi insuficiente para obter resultados viáveis em modelos que normalmente apresentam melhores resultados, nomeadamente o modelo ARIMA e ML. A implementação deste modelo numa folha de calculo de Microsoft Excel revela-se, no entanto, vantajosa porque permite que futuramente possa ser uma ferramenta usada, pelo turismo da UC, para gerar novas previsões.

A construção dum modelo de simulação implicou a compreensão do funcionamento do sistema atual, com a recolha de dados, através de observações no local, e com a ajuda dos funcionários do turismo da UC. O sistema foi modelado com o *software* de simulação SIMUL8 e os resultados validados para períodos de procura mais reduzida. Apesar das simplificações, o modelo consegue recriar os padrões comportamentais que se verificam no sistema real: ocorreram dois picos, um entre as 10:30 e as 12:00 e outro entre as 14:00 e as 16:30; e os tempos totais de permanência no sistema, foram semelhantes aos reais.

No sistema real, as restrições que existem relacionadas com os espaços: não se poder alrear as suas configurações, não ser possível adaptar as suas capacidades para números mais elevados em épocas de grande afluência e não poder modificar o funcionamento das entradas na Biblioteca Joanina, tornam difícil a gestão do fluxo de visitantes. No modelo computacional acresce ainda a dificuldade de não se conseguir

reproduzir dias com procura elevada e o facto de o modelo construído poder não reproduzir da melhor forma o comportamento dos visitantes faz com que tenha sido difícil encontrar soluções que melhorassem o desempenho do sistema. Contudo, foram testados dois cenários no modelo computacional, a implementação de percursos fixos e a indicação dos tempos de espera para visita à Capela e ao Paço Real. No primeiro cenário pressupôs-se que a ordem de visita, para quem adquirissem bilhete para o programa 1 seria Biblioteca Joanina, Paço Real e Capela de São Miguel, todos os restantes programas seguiriam a ordem apresentada, mas somente visitariam os locais incluídos nos seus bilhetes. Escolheu-se a Biblioteca como primeiro local a visitar porque como não é possível alterar o funcionamento das suas entradas, seria a forma de certificar que os visitantes não perderiam o horário marcado. Como seria de esperar esta condição tornou os tempos de espera e o tamanho das filas na Joanina, bastante superiores, apesar de ter melhorado os mesmos parâmetros nos restantes lugares. Só o último cenário, com a indicação dos tempos de espera para visita à Capela e ao Paço Real, apresenta a possibilidade de melhorias nos tempos de permanência nas filas.

As propostas no sentido de melhorar a distribuição dos visitantes e as suas avaliações sobre o serviço prestado, apesar de não serem possíveis testar no modelo computacional podem trazer melhorias porque são baseadas em estratégias diariamente utilizadas por parques de diversões, especialistas na gestão de pessoas (visitantes e funcionários).

Nenhuma das soluções apresentadas, que se consideram vantajosas, pressupõe alterações ao funcionamento do sistema atual, mas sim, a implementação de medidas que possam influenciar as decisões dos visitantes tomadas ao longo dos seus percursos e aumentar a avaliação feita pelos mesmos sobre o serviço experimentado. Por outras palavras, todas as propostas pretendem influenciar o comportamento dos visitantes, induzindo-os a agir de determinada maneira.

6.1. Propostas de Trabalhos Futuros

O trabalho aqui apresentado resulta numa abordagem inicial mais simples e pode ser desenvolvido de modo a melhorar os resultados obtidos. No desenvolvimento deste trabalho, percebeu-se a existência de assuntos, que poderiam ser temas de novos trabalhos e que não se desenvolveram, devido à limitação temporal. Sugere-se então:

- Construir um modelo computacional mais robusto, capaz de simular períodos de grande procura e reproduzir melhor o comportamento dos visitantes;
- Análise aprofundada de cada uma das propostas de melhoria, inclusive, os resultados obtidos após a implementação no sistema;
- Avaliar a qualidade dos serviços feita pelos clientes e propor novos cenários com base nesta avaliação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ahmadi, R.H., 1997a. Managing Capacity and Flow at Theme Parks. *Operations Research*, 45(1), pp.1–13.
- Ahmadi, R.H., 1997b. Managing Capacity and Flow at Theme Parks. , (August 2017).
- Alves, F. et al., 2008. Revisão de Métodos de Previsão de Demanda Turística. , pp.55–65. Available at: <http://revistas.una.br/index.php/reuna/article/viewFile/246/247>.
- Alves, H., 2003. *Uma abordagem de marketing à satisfação do aluno no ensino universitário público: índice, antecedentes e consequências*. Universidade da Beira Interior-Covilhã.
- Archer, B.H., 1980. Forecasting demand and intuitive techniques. , pp.5–12.
- Armstrong, J.S., 2001. Selecting forecasting methods. *Principles of forecasting*, pp.365–386. Available at: http://link.springer.com/chapter/10.1007/978-0-306-47630-3_16.
- Augusta, J. & Seyboth, K., 2015. Aplicação do Modelo Holt -Winters para a Previsão de Demanda de Soro em um Hospital Situado na Região Oeste do Paraná Application of Holt- Winters Model for Demand Forecasting of Saline Solutions in a Hospital Located in western Parana State.
- Barros, P.A., 2016. Aprendizagem de Máquina: Supervisionada ou Não Supervisionada? *medium.com*. Available at: <https://medium.com/opensanca/aprendizagem-de-maquina-supervisionada-ou-nao-supervisionada-7d01f78cd80a> [Accessed January 1, 2017].
- Bertolo, L., 2003a. *Métodos Básicos de Previsão no Excel*,
- Bertolo, L., 2003b. Técnicas de Previsão de Box-Jenkins – ARIMA 1.
- Bianco, F., 2010. Serviços III - Filas de Espera. , pp.1–9.
- Bouzada, M.A.C., 2012. Aprendendo Decomposição Clássica: Tutorial para um Método de Análise de Séries Temporais. *TAC-Tecnologias de Administração e Contabilidade*, 2(1), pp.1–18.
- Bruno, G., 2017. Disney Committed to Demand Management , Guggenheim Says. , pp.1–3.
- Burger, C.J.S.C. et al., 2001. A practitioners guide to time-series methods for tourism demand forecasting * a case study of Durban , South Africa. , 22, pp.403–409.
- Calantone, R.J., Benedetto, C.A.D.I. & Bojanic, D., 1981. Review Of The Tourism Forecasting Literature.
- Cândido, C.J.F., 2010. Qualidade no Setor do Turismo em Portugal. , 2020(Gráfico 1), pp.1–23.
- Chambers, J.C., Mullick, S.K. & Smith, D.D., 1971. How to choose the right forecasting technique. *Harvard Business Review*, 49(4), pp.45–70. Available at: <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:How+to+choose+the+right+forecasting+technique#0%5Cnhttp://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:HOW+TO+CHOOSE+RIGHT+FORECASTING+TECHNIQUE#0>.
- Cheng, S.-F. et al., 2013. An Agent-Based Simulation Approach to Experience the Management in Theme Parks. In *Winter Simulation Conference*. Singapore, pp. 1527–1538.

- Cho, V., 2003. A comparison of three different approaches to tourist arrival forecasting. , 24, pp.323–330.
- Chu, F., 2009. Forecasting tourism demand with ARMA-based methods. *Tourism Management*, 30(5), pp.740–751. Available at: <http://dx.doi.org/10.1016/j.tourman.2008.10.016>.
- Co, H. & Boosarawongse, R., 2007. Forecasting Thailand ' s rice export : Statistical techniques vs . artificial neural networks. *ELSEVIER*, 53, pp.610–627.
- Constantino, H. da C.T.A., 2015. Associação De Politécnicos Do Norte (Apnor) Modelação E Previsão Da Procura Turística: O Caso Moçambicano.
- Correia, A., 2014. Introdução à Simulação. , p.38.
- Cristina, A. & Daniel, M., 2015. Caracterização do Sector Turístico em Portugal. , VIII, pp.255–276.
- Curry, A.B.A., 2001. Service improvements in public services using SERVQUAL. *Managing Service Quality: An International Journal*, 11(6), pp.389–401. Available at: <http://www.emeraldinsight.com/doi/10.1108/09604520110410601>.
- Ehlers, R.S., 2009. *Sum ´ 5º Edição.*,
- Ferreira, L., 2003. *Geração Automática de Modelos de Simulação de uma Linha de Produção na Indústria Têxtil*. Universidade do Minho.
- Ferreira, R.D., 2015. Setor dos serviços responsável por 66 % da criação de emprego. , pp.3–5. Available at: <http://saldopositivo.cgd.pt/empresas/setor-dos-servicos-responsavel-por-66-da-criacao-de-emprego-em-2014/> [Accessed January 1, 2017].
- Frasson, M.S., 2014. As principais características dos serviços e o seu Mix de Marketing. *Comunicação & Tendências*.
- Georgoff, D.M. & Murdick, R.G., 1986. Manager' s guide to forecasting. *Harvard Business Review*, 64(1), pp.110–120.
- Goh, C. & Law, R., 2017. The Methodological Progress of Tourism Demand Forecasting : A Review of Related Literature THE METHODOLOGICAL PROGRESS OF TOURISM DEMAND FORECASTING: A REVIEW OF RELATED LITERATURE. , 8408(April).
- Juliboni, M., 2017. Como a Disneylândia enfrenta seu maior problema: as las. *Exame*, pp.1–7.
- Lage, L.M. de S., 2008. *Qualidade e Satisfação nos Serviços Públicos : o caso de uma empresa municipal – EMARVR*. Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro.
- Lages, L.M. de S., 2013. Métodos Estatísticos De Suavização Exponencial Holt-Winters Para Previsão De Demanda Em Uma Empresa Do Setor Metal Mecânico. *Revista Gestão Industrial*, 8(4), pp.154–171. Available at: <http://revistas.utfpr.edu.br/pg/index.php/revistagi/article/view/1378>.
- Law, A.M., 2008. *Simulation Modeling and Analysis* 4th ed. McGraw Hill Education, ed.,
- Lemos, F. & Fogliatto, F., 2005. Metodologia para seleção de métodos de previsão de demanda. , pp.135–147.
- Lemos, F.D.O., 2006. Etodologia para seleção de métodos de previsão de demanda.
- Lima, H.T. et al., 2015. Aplicação da Simulação Discreta para Melhoria do Gerenciamento de Incidentes de Sistemas de Informação em uma Empresa do Setor de Petróleo e Gás. In *Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia - Otimização de Recursos e Desenvolvimento*. Resende, pp. 1–12.
- Lin, T.Y., 2000. Estudo de modelos de previsão de demanda.
- Lo, T., 1994. An expert system for choosing demand forecasting techniques. *International Journal of Production Economics*, 33(1–3), pp.5–15.

- Loureiro, S.A., 2009. *USO INTEGRADO DE MÉTODOS DE SIMULAÇÃO DE EVENTOS DISCRETOS E CONTÍNUOS NA RESOLUÇÃO DE PROBLEMAS LOGÍSTICOS EM PARQUES DE DIVERSÃO*. Universidade Estadual de Campinas.
- Lusa, 2017. Visita do Papa faz crescer turismo em 20%. *negocios*. Available at: <http://www.jornaldenegocios.pt/empresas/turismo---lazer/detalhe/visita-do-papa-faz-crescer-turismo-em-20>.
- Lusa, A., 2017. Universidade de Coimbra recebeu 450 mil turistas em 2016. *Diário das Beiras*. Available at: <http://www.asbeiras.pt/2017/01/universidade-de-coimbra-recebeu-450-mil-turistas-em-2016/>.
- Marr, B., 2016. What Is The Difference Between Artificial Intelligence And Machine Learning? *Forbes*. Available at: <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2016/12/06/what-is-the-difference-between-artificial-intelligence-and-machine-learning/#6f9d3a5d2742> [Accessed January 1, 2017].
- Mathworks, 2016. Introducing Machine Learning What is Machine.
- Matos, D., 2015. Conceitos Fundamentais de Machine Learning. *Ciências e Dados*. Available at: <http://www.cienciaedados.com/conceitos-fundamentais-de-machine-learning/> [Accessed January 1, 2017].
- Mielke, R. et al., 1998. Simulation Applied to Theme Park Management. , pp.1199–1203.
- Minitab, 2017. Modelos aditivos e modelos multiplicativos. Available at: <https://support.minitab.com/pt-br/minitab/18/help-and-how-to/modeling-statistics/time-series/supporting-topics/time-series-models/additive-and-multiplicative-models/> [Accessed January 1, 2017].
- Miyagi, P.E., 2006. Introdução a Simulação Discreta. , pp.1–31.
- Norman, D. & Orman, D.O.A.N., 2008. The Psychology of Waiting Lines. , pp.1–21.
- Oliveira, R., 2012. Marketing de Serviços: as 4 principais características de um serviço e como gerenciá-las. *Portal GSTI*. Available at: <https://www.portalgsti.com.br/2012/10/marketing-de-servicos-as-4-principais.html> [Accessed January 1, 2017].
- Pinto, J.P., 2010. *Gestão de Operações* 2ª Edição. Lidel, ed.,
- Rangel, C., Rangel, J. & Nascimento, J., 2015. Uma abordagem para construção de modelos de simulação a eventos discretos para aplicação como um recurso didático. *Produto & Produção*, 16(2), pp.56–80. Available at: <http://www.seer.ufrgs.br/ProdutoProducao/article/viewFile/48192/34143>.
- Reis, F.D., 2013. Universidade fumec.
- Relvas, T.R.S., 1998. Previsões com séries temporais: cálculo de coeficientes sazonais com regressão linear.
- Rodrigues, S.C.A., 2012. *Modelo de Regressão Linear e suas Aplicações*. Universidade da Beira Interior.
- Rouse, M., 2016. Machine learning. *Whatls.com*. Available at: <http://whatis.techtarget.com/definition/machine-learning> [Accessed January 1, 2017].
- Rowley, J., 1999. Measuring total customer experience in museums. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 11(6), pp.303–308. Available at: <http://www.emeraldinsight.com/doi/10.1108/09596119910281801>.
- Safadi, T., 2004. Uso de séries temporais na análise de vazão de água na represa de furnas. *Ciência e Agrotecnologia*, (February 2004).
- Santos, M., 1999. Introdução a Simulação Discreta. , pp.1–165.

- Santos, S., 2017. Insegurança. Portugal entre os países mais procurados por quem foge ao terrorismo. *Sol*. Available at: <https://sol.sapo.pt/artigo/548586/inseguranca-portugal-entre-os-paises-mais-procurados-por-quem-foge-ao-terrorismo>.
- sas, 2016. Machine Learning. *sas- the power to know*. Available at: https://www.sas.com/pt_br/insights/analytics/machine-learning.html [Accessed January 1, 2017].
- Serra, C.M.V., Tavares, H.R. & Santos, J.C.C., 2005. Aplicação de séries temporais na análise de demanda turística no estado do Pará usando os modelos de Holt-Winters. *Xxv Enegep*, (2003), pp.3077–3083.
- Sheldon, P.J. & Var, T., 1985. Tourism forecasting: A review of empirical research. *Journal of Forecasting*, 4(2), pp.183–195.
- Silva, R.M.F., 2015. *Qualidade de Serviços e Satisfação dos Clientes: um estudo empírico*. Universidade de Coimbra.
- Sims, G., 2015. What is machine learning? *Andorid Authoroty.com*. Available at: <http://www.androidauthority.com/what-is-machine-learning-621659/> [Accessed January 1, 2017].
- Song, H. & Li, G., 2008. Tourism demand modelling and forecasting-A review of recent research. *Tourism Management*, 29(2), pp.203–220.
- Sousa, W.S. & Sousa, F. de A.S., 2010. Rede neural artificial aplicada à previsão de vazão da Bacia Hidrográfica do Rio Piancó. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, 14(2), pp.173–180. Available at: <http://www.agriambi.com.br>.
- Suporte Minitab, Teste de normalidade. Available at: <https://support.minitab.com/pt-br/minitab/18/help-and-how-to/statistics/basic-statistics/supporting-topics/normality/test-for-normality/>.
- UNWTO, 2016. *UNWTO Tourism Highlights*,
- Uri, D., Dholakia, N. & Schroeder, J., 2001. Disney : Delights and Doubts. , 1(2).
- Velasco, M.M.B.R., 2007. Redes neurais artificiais.
- Witt, S.F. & Witt, C.A., 1995. Forecasting tourism demand: A review of empirical research. *International Journal of Forecasting*, 11(3), pp.447–475.

ANEXO A

Metodologia de seleção de modelos de previsão da procura (compilação de Lemos (2006) adaptada de Chambers et al. (1971) e Murdick e Georgoff (1986))

Critério de seleção	Método de Previsão		
	Pesquisas de Intenção	Delphi	Média Móvel
Horizonte de previsão com boa precisão	Curto prazo Médio prazo	Curto prazo Médio prazo Longo prazo	Curto prazo Médio prazo
Urgência de previsões (Rapidez na geração de previsões)	A coleta de dados pode demorar muito tempo	Urgência de previsões compromete o método	Previsão pode ser obtida rapidamente
Tempo de desenvolvimento do método	Moderado	Moderado	Curto
Tempo de execução do método	Longo	Moderado a longo	Curto
Necessidade de atualizações de previsões	Método geralmente utilizado para previsões únicas, mas pode ser revisto em intervalos grandes de tempo	Método geralmente utilizado para previsões únicas, mas pode ser revisto se novas informações estiverem disponíveis.	O método permite atualizações frequentes das previsões.
Necessidade de utilização de recursos matemáticos sofisticados	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.
Necessidade de recursos computacionais	Recursos computacionais auxiliam o processo de previsão	Recursos computacionais não são essenciais.	Recursos computacionais são necessários para atualizações das previsões.
Custos de implementação e manutenção do método	Os custos dependem do tipo de pesquisa (entrevista pessoal, correio eletrônico, etc.), geralmente tem custo elevado	Os custos dependem do tipo de aplicação do Delphi (entrevista pessoal, correio eletrônico, etc.), mas geralmente tem baixo custo.	Se os dados de entrada do método estão disponíveis, os custos são baixos.
Dados históricos disponíveis	Dados históricos não são essenciais, mas podem auxiliar o processo de previsão.	Dados históricos não são essenciais, mas podem auxiliar o processo de previsão.	Dados históricos são essenciais.
Variabilidade das séries temporais	Dificuldade para trabalhar com variabilidade das séries, mas pode acompanhar frequentemente a variabilidade com pesquisas frequentes.	O método suaviza influências no curto prazo e variabilidade aleatória.	Pode acomodar variabilidade com período de média móvel apropriado.
Mudanças nas decisões a nível da gerência são esperadas	Mudanças significativas não são agregadas frequentemente.	Pode incorporar mudanças, mas a facilidade em agregá-las na previsão depende da experiência dos entrevistados.	Não pode incorporar mudanças nas decisões a nível da gerência.
Mudanças contextuais são esperadas	Incorporam bem as mudanças contextuais nas previsões.	Incorporam bem as mudanças contextuais nas previsões.	Não pode incorporar mudanças contextuais nas previsões.
Mudanças nas relações das variáveis são esperadas	Raramente incorporam mudanças nas relações entre as variáveis.	Adapta-se bem às mudanças.	Não pode incorporar mudanças nas relações entre as variáveis.
Necessidade de previsões dos componentes da série temporal	Pode ser utilizado para previsões de componentes, mas o escopo pode ser limitado.	Geralmente utilizado para previsões agregadas.	Pode ser utilizado para previsões de componentes.
Grau de previsão	Pode ser mais preciso para previsões de produtos não duradouros, tendo limitações nas previsões de produtos duradouros.	Pode ser mais preciso para situações dinâmicas e previsões de longo prazo.	Método gera previsões precisas sob condições estáveis,
Capacidade de identificar mudanças de direção da procura (<i>turning points</i>)	Geralmente não pode antecipar <i>turning points</i> .	Sob condições dinâmicas o método é muito bom para identificar <i>turning points</i> .	Não pode antecipar <i>turning points</i> .

Critério de seleção	Método de Previsão		
	Suavização exponencial	Box-Jenkins	Análise da regressão
Horizonte de previsão com boa precisão	Curto prazo Médio prazo	Curto prazo Médio prazo Longo prazo	Curto prazo Médio prazo Longo prazo
Urgência de previsões (Rapidez na geração de previsões)	Previsão pode ser obtida rapidamente	O desenvolvimento do modelo pode requerer muito tempo, mas uma vez definido o modelo as previsões podem ser obtidas rapidamente.	O desenvolvimento do modelo pode requerer muito tempo, mas uma vez definido o modelo as previsões podem ser obtidas rapidamente.
Tempo de desenvolvimento do método	Curto	Longo	Moderado a longo
Tempo de execução do método	Curto	Moderado	Curto a moderado
Necessidade de atualizações de previsões	O método permite atualizações frequentes das previsões.	O método permite atualizações frequentes das previsões.	O método permite atualizações frequentes das previsões.
Necessidade de utilização de recursos matemáticos sofisticados	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Alto nível de conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.
Necessidade de recursos computacionais	Recursos computacionais são necessários para atualizações das previsões.	Recursos computacionais são essenciais.	Recursos computacionais são essenciais.
Custos de implementação e manutenção do método	Se os dados de entradas estão disponíveis, os custos são baixos.	Custos elevados de implementação e manutenção	Se os dados de entradas estão disponíveis, os custos são moderados.
Dados históricos disponíveis	Dados atuais e previsões recentes são necessários.	Dados históricos detalhados são essenciais.	Dados históricos detalhados são essenciais.
Variabilidade das séries temporais	Pode acomodar variabilidade com parâmetros de suavização adequados.	Trabalha a variabilidade efetivamente.	Trabalha bem a variabilidade, com variáveis independentes apropriadas.
Mudanças nas decisões a nível da gerência são esperadas	Não pode incorporar mudanças nas decisões a nível de gerência.	Não pode incorporar mudanças nas decisões a nível gerência.	Insensível a mudanças nas decisões, mas pode incorporar as mudanças nas variáveis dependentes.
Mudanças contextuais são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Incorporam bem mudanças se elas forem agregadas apropriadamente nas variáveis dependentes.
Mudanças nas relações das variáveis são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Baixa precisão das previsões se ocorrerem mudanças.
Necessidade de previsões dos componentes da série temporal	Pode ser utilizado para previsões de componentes.	Pode ser utilizado para previsões de componentes.	Previsões de componentes pode comprometer substancialmente a precisão das previsões.
Grau de previsão	Muito preciso para previsões de curto prazo.	Muito preciso para previsões de curto a médio prazo.	Pode ser preciso se as relações das variáveis se mantiverem estáveis e a proporção explicada pela variância for alta.
Capacidade de identificar mudanças de direção da procura (<i>turning points</i>)	Não pode antecipar <i>turning points</i> .	Fraca capacidade de identificar <i>turning points</i> .	Se as relações entre as variáveis forem estáveis o método pode prever efetivamente <i>turning points</i> .

Critério de seleção	Método de Previsão		
	Decomposição de séries temporais	Analogias	Modelos econométricos
Horizonte de previsão com boa precisão	Curto prazo Médio prazo	Médio prazo Longo prazo	Curto prazo Médio prazo Longo prazo
Urgência de previsões (Rapidez na geração de previsões)	O desenvolvimento do modelo e a coleta de dados pode requerer muito tempo, mas uma vez definido o modelo as previsões podem ser obtidas rapidamente.	As previsões podem ser obtidas rapidamente, mas a coleta de dados pode atrasar o processo de previsão.	O desenvolvimento do modelo e a coleta de dados pode requerer muito tempo, mas uma vez definido o modelo as previsões podem ser obtidas rapidamente.
Tempo de desenvolvimento do método	Moderado	Moderado	Longo
Tempo de execução do método	Curto	Moderado	Curto a moderado
Necessidade de atualizações de previsões	O método permite atualizações frequentes das previsões.	Método geralmente utilizado para previsões únicas, mas pode ser revisto se novas informações estiverem disponíveis.	O método permite atualizações frequentes das previsões se os dados de entrada do método estiverem disponíveis.
Necessidade de utilização de recursos matemáticos sofisticados	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Alto nível de conhecimento matemático/estatístico é necessário.
Necessidade de recursos computacionais	Recursos computacionais são necessários para atualizações das previsões.	Recursos computacionais auxiliam o processo de previsão.	Recursos computacionais são essenciais.
Custos de implementação e manutenção do método	Custos moderados de implementação e manutenção	Se os dados de entradas estão disponíveis, os custos são moderados.	Custos de implementação elevados e custos de manutenção moderados.
Dados históricos disponíveis	Dados históricos detalhados são essenciais.	Dados históricos são essenciais.	Dados históricos detalhados são essenciais.
Variabilidade das séries temporais	Pode isolar e determinar os efeitos dos componentes sobre a variabilidade das séries.	O método suaviza influências no curto prazo e variabilidade aleatória.	Pode ajustar sistematicamente padrões aleatórios
Mudanças nas decisões a nível da gerência são esperadas	Não pode incorporar mudanças nas decisões a nível de gerência.	Pode refletir mudanças nas decisões a nível da gerência.	Insensível a mudanças, a menos que incorpore a mudança nos indicadores.
Mudanças contextuais são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Pode incorporar mudanças, mas a qualidade da previsão pode variar substancialmente.	Método altamente sensível a mudanças.
Mudanças nas relações das variáveis são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Pode incorporar e mudanças das relações entre variáveis nas previsões.	Baixa precisão das previsões se ocorrerem mudanças.
Necessidade de previsões dos componentes da série temporal	Pode ser utilizado para previsões de componentes.	Geralmente utilizado para previsões agregadas.	Geralmente utilizado para previsões agregadas.
Grau de previsão	Isola efetivamente os componentes identificáveis.	Baixa precisão.	Precisão moderada em ambientes dinâmicos.
Capacidade de identificar mudanças de direção da procura (<i>turning points</i>)	Geralmente não pode prever <i>turning points</i> .	Pode prever somente mudanças não cíclicas.	Especialmente efetivo em previsões de mudanças cíclicas.