

MANUTENÇÃO AERONÁUTICA PREDITIVA –
PROCEDIMENTOS, TÉCNICAS E *BUSINESS MODELS*

Eduardo Filipe Gregório dos Santos

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do
grau de Mestre em Serviços e Tecnologia

Orientador:
Prof. Doutor Henrique O’Neill, Prof. Associado, ISCTE Business School,
Departamento de Marketing, Operações e Gestão Geral

Setembro 2019

Resumo

A necessidade de otimização do tempo de imobilização das aeronaves para acções de manutenção, fruto da concorrência para uma constante disponibilidade dos recursos, a par das oportunidades resultantes da *big data* e da IoT, exorta a reflexão acerca da abordagem mais eficiente a adoptar na resolução antecipada de avarias.

O presente trabalho discute a premência da manutenção preditiva entre os agentes da aviação civil, propondo um conjunto de procedimentos, técnicas e *business models* a aplicar pelos decisores de planeamento e estratégias de manutenção dentro de uma companhia aérea.

A metodologia utilizada parte da análise de artigos científicos e de revistas da especialidade. Devido ao carácter exploratório do tema, foram realizadas entrevistas estruturadas e não-estruturadas a profissionais e investigadores especialistas nesta temática para compreender o problema em análise e validar as sugestões apresentadas.

Como técnicas de manutenção preditiva são propostas: 1) estipulação de prognósticos quanto ao tempo estimado de operacionalidade de um componente com base no desempenho esperado e nas condições de funcionalidade; 2) classificação dos prognósticos por estratégias *opportunity-based* e *on-condition* de acordo com métodos *data-driven* e *model-based*; 3) definição do teor de dados a alocar e o papel da IoT na recolha e transmissão destes; 4) *as-a-service* como hipóteses genéricas e extensíveis de *business models*; e discutidas práticas relevantes em curso.

As sugestões apresentadas permitem a criação de valor através da manutenção preditiva, ponderando os desafios associados à partilha de dados, procedimentos legais e impacto financeiro. É sugerida para pesquisa o desenvolvimento da manutenção prescritiva através da inteligência artificial.

JEL Classification System: M10 (Business Administration – General)

Palavras-Chave: Manutenção aeronáutica; Manutenção preditiva; *Internet of Things*; *Business Models*.

Abstract

The need to optimize immobilization time of aircraft maintenance actions, due to increased competition for constant availability of resources, together with the opportunities created by big data analysis and the IoT, is leading to a reflection on the most efficient way to proceed with respect to premature termination of mechanics faults.

This study discusses the relevance of predictive approach to players of civil aviation and proposes a set of procedures, techniques and business models to be applied by decision-makers regarding maintenance planning and strategies within airline companies.

The choice for the methodology applied is based on scientific articles and specialty magazines. Due to the exploratory content, a set of structured and non-structured interviews are performed with industry experts and researchers specialized on this topic in order to understand the problem and validate the suggestions.

The following predictive maintenance techniques are proposed: 1) definition of prognostics regarding the estimated time of operability of a given component according to its expected performance and its functional conditions; 2) classification of prognostics by opportunity-based and on-condition strategies according to data-driven and model-based methods; 3) definition of content of data to be allocated and the role of IoT in data collection and transmission; 4) as-a-service as generic and extendable hypotheses of business models; and are discussed ongoing practices.

These proposals represent a step forward towards value-creation through predictive maintenance, considering the challenges associated with data sharing, legal procedures and financial impact. For future research is proposed the development of prescriptive maintenance through artificial intelligence.

JEL Classification System: M10 (Business Administration – General)

Key Words: Aircraft maintenance; Predictive maintenance; Internet of Things; Business Models

Agradecimentos

Ao professor Henrique O’Neill pela pronta disponibilidade, pelo constante suporte e apoio prestado ao longo da elaboração deste trabalho.

Ao professor Rupino da Cunha, ao engenheiro José de Almeida, ao investigador Leon Gommans e ao engenheiro Sidney Stokkers, pela partilha de conhecimentos e experiência cujos contributos permitiram enriquecer o trabalho desenvolvido.

Ao professor Pedro Miguel Costa e aos engenheiros Luís Oliveira, Joel Ferreira e Tiago Cordeiro pela disponibilidade em participar nas entrevistas contribuindo assim para a validação científica das propostas apresentadas.

Aos meus, por tudo.

Índice

Resumo	I
Abstract	II
Agradecimentos	III
Índice Imagens	VI
Lista de Abreviaturas	VII
1. Introdução	1
1.1. Definição do Contexto do Problema	1
1.2. Problema para Pesquisa	2
1.3. Objectivos da Pesquisa	3
1.4. Mapa Conceptual	4
2. Metodologia	5
2.1. Revisão de Literatura	5
2.2. Entrevistas	6
2.3. Recolha e Análise de Dados	8
3. Revisão da Literatura	9
3.1. Manutenção de Aviões	9
3.2. Evolução da Manutenção de Aeronaves	10
3.3. Manutenção Preditiva	13
3.4. Internet of Things	19
3.5. IoT Business Models	21
3.6 Práticas de manutenção preditiva em curso	26
3.6.1 Exemplo 1 – LHT – Condition Analytics – Baseado no artigo de Pozzi e Shay (2016)	26
3.6.2 Exemplo 2 – Air France Industries-KLM Engineering & Maintenance – Prognos – Baseado no artigo de Pozzi e Shay (2016)	26
3.6.3 Exemplo 3 – easyJet e Airbus – Skywise – Baseado no artigo de Dubon e Fendt (2018)	27
3.6.4 Exemplo 4 – Delta Airlines – PRM / APM – Baseado nos artigos de van Wagenen (2016); Broderick (2018); e Shay (2017)	28
3.6.5 Exemplo 5 – Southwest Airlines - AHM – Baseado no artigo de Canaday (2016)	30
3.7 Manutenção Prescritiva	30
4. Proposta e Solução	32
4.1 Análise do Tema	32
4.2 Soluções de Técnicas Preditivas	34

4.3	<i>Business Models</i>	41
4.3.1	<i>PMaaS Business Model</i>	42
4.4	Discussão das Práticas Preditivas em Curso	43
5.	Validação dos Resultados	46
6.	Conclusões	50
6.1	Recomendações	51
6.2	Investigação Futura	54
6.3	Limitações	56
Anexos	62
Questões Estruturadas	62
Respostas	62

Índice Imagens

Figura 1. Mapa Conceptual (elaborado pelo autor da tese).....	4
Figura 2. Evolução das abordagens adoptadas ao longo das últimas décadas na manutenção de aviões (baseado em Canaday, 2017).....	10
Figura 3. Esquematização das estratégias e classificação das abordagens com base em prognósticos (elaborado pelo autor da tese)	11
Figura 4. Cadeia de valor associado à análise preditiva (baseado em Canaday, 2016)	13
Figura 5. Aplicação de manutenção preditiva em relação ao desgaste do componente (baseado em Khawaja & McLoughlin, 2012). Legenda: NFF – No Fault Found	14
Figura 6. Visualização dos impactos da manutenção preditiva (baseado em Kählert, 2017). Legenda: LRU – Line replaceable units	15
Figura 7. Classificação de abordagens com base em prognósticos (baseado em Kählert, 2017).....	17
Figura 8. PMaaS desenvolvido por um fornecedor de IT (baseado em Zoll et.al., 2018)	23
Figura 9. PMaaS desenvolvido por uma empresa de engenharia ou de produção (baseado em Zoll et al., 2018).	24
Figura 10. Tabela Síntese de Resultados	34

Lista de Abreviaturas

AHM - Airplane Health Monitoring

ANAC - Autoridade Nacional para a Aviação Civil

AOG - Aircraft on Ground

APM - Asset Performance Management

EASA - European Union Aviation Safety Agency

EHM - Engine Health Monitoring

GE - General Electric

IoT - Internet of Things

IT - Information Technology

LHT - Lufthansa Technik

M&E - Maintenance & Engineering

MRO - Maintenance, Repair and Overhaul

PRM - Prognostics and Risk Management

PMaaS - Predictive Maintenance as a Service

RFID - Radio-Frequency IDentification

1. Introdução

O presente capítulo começa por apresentar o tema que serve de base a esta tese. De seguida, é exposto o problema em análise nesta pesquisa, assim como o objectivo e o mapa conceptual da mesma.

1.1. Definição do Contexto do Problema

A indústria aeronáutica é caracterizada por reduzidas margens de lucro, fusões, entrada de operadores *low-cost*, concorrência disruptiva, ferocidades na disputa de passagens aéreas, requisitos legais e de segurança bastante rígidos, além de uma grande incerteza económica. Donde, as baixas margens de lucro ressaltam a necessidade de inovação nos negócios (Chen et al., 2017).

Em virtude desta situação, novos conceitos estão a emergir dentro do campo da manutenção de aviões com uma mudança de perspectiva quanto ao método de correcção e prevenção para uma abordagem mais focada na predição e prescrição (Brothers, 2017). A abordagem preditiva de manutenção procura estimar o que irá acontecer no futuro, a manutenção prescritiva ocupa-se sobre o que necessita de ser feito em seguida (Karim et al., 2016), sendo que ambas são consideradas como facilitadoras essenciais nos processos de produção inteligentes (Matyasa et al., 2017).

O recente interesse por parte de investigadores, profissionais e organizações da indústria da aviação na aplicação de técnicas de manutenção aeronáutica preditiva e prescritiva é a demonstração do potencial que as mesmas podem trazer para a mitigação dos impactos causados por eventos não previstos, dado o custo elevado que a imobilização de uma aeronave representa (Vianna & Yoneyama, 2017). Os recentes desenvolvimentos observados neste âmbito demonstram ser uma opção eficiente para fazer face às incertezas e contribuem para uma maior disponibilidade no ciclo de uso dos sistemas do avião (ibid).

Os sistemas de manutenção preditiva são cada vez mais utilizados na redução do tempo de inactividade das aeronaves e consequentes perdas operacionais. De acordo com o estudo efectuado por uma consultora em 2017, o mercado global de manutenção preditiva irá crescer dos 1.404,30 milhões de dólares americanos verificados em 2016 até aos 4.904 milhões previstos para o ano de 2021, correspondendo assim a uma taxa composta de crescimento anual de 28.4% (Zoll et al., 2018).

No imediato, o desafio prende-se com o facto de não haver soluções de manutenção preditiva com ferramentas modularizadas sendo que, aquelas que se encontram actualmente

desenvolvidas são para usos específicos, o que resulta numa fragmentação de opções, não permitindo assim obter ganhos de escala através da padronização (ibid).

Com o objectivo de otimizar recursos, reduzir a complexidade e obter sinergias entre as várias soluções proporcionadas pela IoT, a manutenção preditiva por ser desenvolvida como um serviço através de *business models* PMaaS. As técnicas preditivas são assim, disponibilizadas como um serviço sendo que, por norma, estas soluções PMaaS revestem-se de uma extensão lógica dos sistemas de serviços de *hardware* existentes, sendo um elemento diferenciador para os prestadores deste tipo de serviços em comparação com os concorrentes que não fazem uso dos mesmos (ibid).

Para esta mudança de paradigma concorrem a quantidade de dispositivos conectados e o incremento da capacidade de armazenamento dos mesmos, que possibilitam um crescimento exponencial dos dados disponíveis. Dado o gigantesco fluxo de informações disponível, todos os sectores industriais tentam transformar este fluxo num incremento de valor para as suas actividades. Fazendo uso do rápido crescimento da IoT, alimentada pelo aumento de conectividade das aeronaves, que gera um considerável volume de dados, os fabricantes de aviões, acompanhados pelas companhias aéreas e estações de manutenção, estão perante uma oportunidade de potenciais reduções de custo através da optimização dos recursos (Phillippe, 2014).

Contudo, enquanto a crescente eficácia proporcionada pelo poder dos Sistemas e Tecnologias de Informação e Comunicação tem sido aplicada a todos os domínios da aviação comercial, desde o sistema de reserva de vôos aos sistemas de *handling* de carga, passando pelo controlo de bagagens através de RFID, a área da manutenção de aviões tem recebido pouco interesse e investimento por parte da indústria de IT (Keivanpour & Ait Kadi, 2015).

1.2. Problema para Pesquisa

Através da implementação e interpretação de parâmetros analíticos no que concerne ao desempenho dos vários sistemas e componentes críticos instalados nas aeronaves com recurso à manutenção preditiva, os operadores aéreos poderão, de uma forma mais precisa, otimizar o tempo de imobilização das aeronaves e reduzir os custos associados a este tipo de eventos, fazendo uso do envio de informação em tempo real. Simultaneamente, o risco de avarias é mitigado pois através de uma análise atempada de parâmetros será possível a resolução mais célere das avarias verificadas. Deste modo, potencia-se a eficiência e a disponibilidade no uso das aeronaves.

Por forma a responder aos problemas resultantes de uma maior indisponibilidade dos aparelhos, e considerando as eventuais mais-valias associadas à manutenção preditiva, são assim formuladas hipóteses quanto às técnicas preditivas, com base na literatura e nas práticas correntes, e como estas podem ser desenvolvidas através de *business models* específicos para esta actividade, que melhor contribuam para o incremento de valor das operações de manutenção das companhias aéreas.

1.3. Objectivos da Pesquisa

Através desta tese pretende-se apurar a premência e o nível de maturação da abordagem preditiva adaptada à manutenção aeronáutica através da realização de entrevistas a diferentes representantes da indústria da aviação civil directamente implicados com este segmento, desde o fabricante ao operador, passando ainda pelo centro de reparação.

O outro objectivo desta dissertação assenta na discussão de um conjunto de técnicas e práticas preditivas aplicadas à manutenção aeronáutica através de *business models* desenvolvidos para esta indústria, com base na revisão de literatura, nas melhores aplicações identificadas neste sector e em experiências em curso cujas considerações possam contribuir para melhoria de *performance* e do processo de tomada de decisão por parte dos operadores aéreos. Assim, esta tese é dirigida a pessoas envolvidas na tomada de decisões relativas ao planeamento de estratégias de manutenção dentro de uma companhia aérea cuja mais-valia desta abordagem esteja identificada e a queiram aplicar.

1.4. Mapa Conceptual

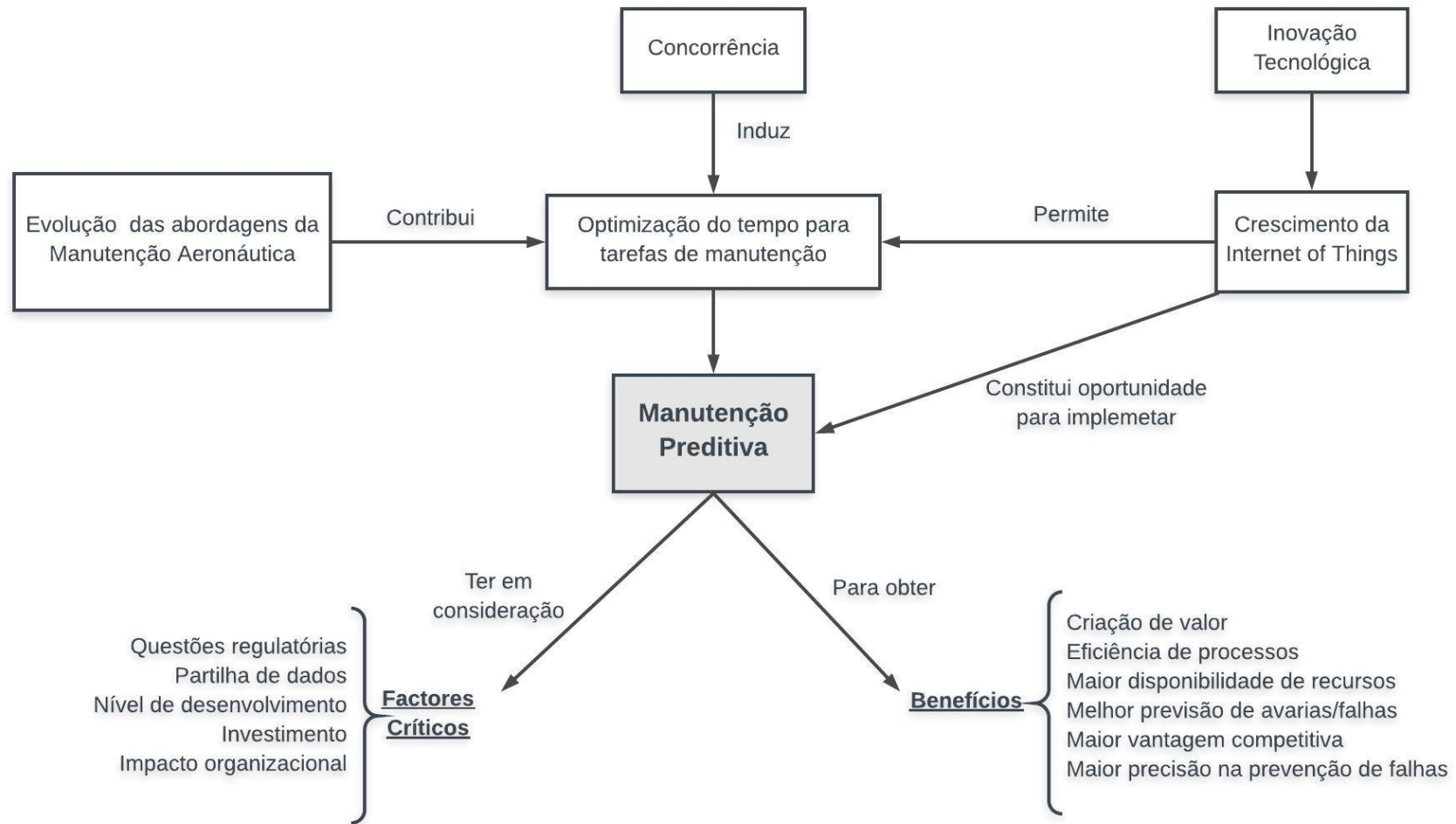


Figura 1. Mapa Conceptual (elaborado pelo autor da tese)

2. Metodologia

No capítulo abaixo é apresentada a metodologia aplicada nesta dissertação, atentando na revisão de literatura, no tipo de entrevistas e na recolha de dados, em linha com o teor exploratório presente nesta pesquisa.

Através da adaptação da metodologia aos objectivos da pesquisa, que se baseia num caso exploratório, pretende-se aferir quais os desafios e respectivas soluções mitigadoras que os elementos do painel de entrevistados identificam associado à manutenção preditiva.

De acordo com Robson (2002, citado por Saunders et al., 2009), um estudo exploratório é um meio valioso para “aferir o que está a acontecer; procurar novas ideias; fazer perguntas e avaliar fenómenos sob uma nova perspectiva”. Saunders et al. (2009) acrescentam que esta abordagem revela-se particularmente útil quando se pretende aferir a dimensão de um problema para o qual não existe ainda a certeza quanto à natureza precisa do mesmo.

Saunders et al. (2009) apresentam três formas principais de conduzir um estudo exploratório: revisão de literatura; entrevistar especialistas no assunto em discussão; conduzir entrevistas com grupos focais. As pesquisas de carácter exploratório caracterizam-se ainda por, muitas vezes, incluir recomendações, entre as quais sugestões para o desenvolvimento de mais pesquisas (ibid).

O pendor exploratório do tema em análise justifica a metodologia utilizada na condução desta investigação, devido ao cariz inovador do problema em discussão, por carecer ainda de provas sustentadas, e pela dificuldade de acesso a dados numéricos, indo assim ao encontro das definições apresentadas por Saunders et al. (2009). A relevância dada quanto à necessidade de serem desenvolvidos mais estudos no âmbito da manutenção preditiva, e das técnicas e modelos apresentados, concorrem igualmente para a abordagem aplicada.

2.1. Revisão de Literatura

Seuring et al. (2005) afirmam que “a revisão de literatura é um meio sistemático, explícito e reproduzível por forma a identificar, valorizar e interpretar o conteúdo teórico presente em pesquisas arquivadas”.

A revisão de literatura contribui para identificar ideias gerais para a pesquisa, para definir abordagens quanto ao conteúdo conceptual, para resumir e identificar padrões, temas, abordagens metodológicas e tópicos entre pesquisas existentes (Ridley, 2008; Seuring et al., 2005). Ridley (2008) assume que, através da revisão de literatura, é também possível fornecer

potencialmente uma nova perspectiva quanto à área em pesquisa com implicações teóricas e práticas.

De acordo com as definições de Ridley (2008) e Seuring et al. (2015), e considerando os objectivos e os problemas levantados para esta pesquisa, a revisão de literatura adoptada na condução desta dissertação assenta na busca de conteúdos através de: catálogo bibliográfico e repositório de teses disponível na página de serviços da biblioteca do ISCTE-IUL; pesquisa de livros, artigos científicos e revistas da especialidade acedidos por meio de portais agregadores de conteúdos como os motores de busca como “Science Direct”, “One Search” e “Google Scholar”.

As palavras-chave investigadas são “manutenção aeronáutica”; “manutenção preditiva”; “*Internet of Things*”; e “*Business Models*”.

2.2. Entrevistas

A característica e forma das entrevistas divide-se em três: a estruturada; semi-estruturada; e a não-estruturada (Zhang & Wildemuth, 2009).

A estruturada rege-se por um conjunto de perguntas programadas e directas com entrevistados específicos e relacionados com o tópico em discussão, sendo que as perguntas são replicadas pelas diferentes fontes contactadas a fim de obter uma maior consistência aquando do tratamento e validação das respostas obtidas (ibid).

A semi-estruturada recorre a um conjunto de perguntas formuladas por forma a possibilitar uma discussão mais abrangente sobre o tema em análise (Tinsley & Lynch, 2001) e são, por norma, realizadas junto de indivíduos ou grupos mais alargados, de forma a consolidar a informação e os dados obtidos através das entrevistas directas (Noor, 2008).

Nas entrevistas não-estruturadas os investigadores não recorrem a nenhum tipo de questões nem tão pouco a mesma obedece a uma estrutura pré-definida (Biggam, 2011; Robert, 2009). Neste caso, os investigadores anotam a opinião dos inquiridos e formulam questões relevantes baseadas no relato dos participantes (Zhang & Wildemuth, 2009).

As entrevistas semi-estruturadas também podem ser adoptadas em estudos de carácter exploratório embora sejam menos frequentes quando em comparação com as não-estruturadas (Saunders et al., 2009). Para estudos exploratórios, é mais aconselhável a aplicação de entrevistas não-estruturadas (Cooper & Schlinder 2008).

As entrevistas podem ser realizadas presencialmente, por telefone, *email* ou através de outros meios de comunicação (Cohen et al., 2011).

Considerando o teor exploratório deste estudo e com base nas definições teóricas de diversos autores (Biggam (2011); Robert (2009); Zhang & Wildemuth (2009); Saunders et al. (2009); Cooper & Schindler (2008), foram construídas entrevistas não estruturadas e estruturadas com o intuito de recolher informação relevante sobre o tema da manutenção preditiva, respectivas técnicas e práticas, sobre as diferentes componentes do *business model* e dúvidas levantadas aquando da revisão de literatura, e também por forma a compreender o problema para pesquisa e validar as propostas apresentadas.

Em todas as entrevistas que tiveram lugar neste projecto foram previamente explicados os objectivos da mesma aos participantes e que orientam esta pesquisa. As entrevistas estruturadas foram de seguida integralmente transcritas e, tal como para as não-estruturadas, submetidas a análise de conteúdo como técnico de tratamento de informação. A informação mais relevante foi seleccionada com o objectivo de uma maior sistematização de informação e, conseqüentemente, maior acuidade na interpretação obtida.

Nas entrevistas não-estruturadas, o tema em análise foi discutido numa perspectiva mais abrangente, através de um conjunto de normas preditivas, assim como tendências e desafios associados à mudança de paradigma introduzida pela manutenção preditiva, sem recurso a questões previamente formuladas. Partido deste pressuposto, foram realizadas as seguintes entrevistas: José de Almeida, responsável pela aeronavegabilidade da frota da TAP Air Portugal (via telefone); Sidney Stokkers, engenheiro de dados para o desenvolvimento de práticas de manutenção preventiva da frota Boeing 787 da companhia aérea holandesa KLM (via telefone); Paulo Rupino da Cunha, professor associado em Sistemas da Informação na faculdade de Ciência e Tecnologia da Universidade de Coimbra e director do Laboratório de Sistemas e Informática do Instituto Pedro Nunes (por escrito, através de *email*).

De acordo com as definições de Zhang & Wildemuth (2009) e com vista à validação das propostas apresentadas, foram conduzidas entrevistas estruturadas a especialistas do sector, a saber: Pedro Miguel Costa, professor assistente em Manutenção Industrial e Engenharia Aeronáutica no Instituto Superior de Educação e Ciências; Luís Pimentel Oliveira, especialista em Inovação; Joel Ferreira, coordenador responsável pela área de Inovação e Desenvolvimento; Tiago Cordeiro, *team-leader* para a área de Engenharia de Sistemas de Manutenção de Aeronaves, membros da unidade de M&E da companhia aérea TAP Air Portugal. As respostas

foram recolhidas por escrito através de *email*. A fim de serem obtidas respostas o mais sustentadas e completas foi disponibilizado a estes entrevistados o capítulo teórico completo.

2.3. Recolha e Análise de Dados

Os dados recolhidos para a condução de uma pesquisa podem ser primários ou secundários (Walliman, 2005). Os primários “consistem em elementos observados, experimentados e registados o mais aproximado com o evento ocorrido” (ibid). Estes dados são directamente recolhidos através de entrevistas realizadas pelos investigadores tratando de assegurar níveis de acurácia e veracidade altos (Rugg & Petre, 2006; Christer, 2009). Os dados secundários são recolhidos através de informação já anteriormente aplicada, por exemplo: ensaios, estudos de caso, documentos de conteúdo; ou ainda informações comerciais (ibid).

No que concerne à análise de dados, Nettleton (2014) define a mesma como um processo cumulativo a fim de substanciar o objectivo da pesquisa. Biggam (2011) acrescenta ainda que este tipo de análise depende dos *feedbacks* obtidos através de um conjunto alargado de respostas combinadas com os resultados obtidos fruto da revisão de literatura.

Os dados primários presentes na tese resultam das entrevistas previamente referidas. A análise de dados numéricos não é aplicável, segundo as definições de Nettleton (2014) e Biggam (2011). Esta situação decorre do carácter exploratório do tema em discussão e da não partilha de dados por parte das companhias aéreas, tópico explorado no sub-capítulo dedicado às limitações encontradas neste trabalho. Quanto aos dados secundários, os mesmos são obtidos através dos exemplos práticos de técnicas de manutenção preditiva em curso entre as diversas companhias aéreas e de *business models* sobre esta abordagem.

3. Revisão da Literatura

Neste capítulo são apresentadas definições teóricas sobre o problema em discussão visando responder aos objectivos da dissertação. Assim, são introduzidos conceitos gerais sobre a manutenção de aviões; elencados desafios associados à mudança de paradigma em análise; definidos conceitos de manutenção preditiva; e a relação desta com a designada IoT. Posteriormente, são apresentados *business models* no âmbito da manutenção preditiva e ilustrados diversos exemplos de práticas preditivas como base de propostas para os destinatários desta pesquisa; e, por fim, é exposto o tema da manutenção prescritiva.

3.1. Manutenção de Aviões

Os processos de manutenção aeronáutica desempenham um papel vital de modo a garantir a operação segura das aeronaves (Stadnicka et al., 2017). O objectivo da manutenção de aviões é compensar a deterioração da aeronave causada pelos ciclos de voo – um ciclo comporta o momento em que o avião descola até à próxima aterragem – e fazer regressar o mesmo à capacidade original para voar, o mais aproximadamente possível (Sahay, 2012).

A manutenção aeronáutica é realizada de modo a assegurar que, no momento e local certos e através de uma correcta sequência de tarefas, o plano original de voo é executado com os menores custos de manutenção (Yang & Yang, 2012). A capacidade para voar de forma segura, ou seja, em condições de navegabilidade de acordo com as normas regulamentadas, significa que todos os componentes essenciais para manter a aeronave no ar estão operacionais e de acordo com o concebido (Sahay, 2012). A perda destas condições dita que a aeronave está alocada a um processo de manutenção que pode ser planeado ou imprevisto (ibid). Por norma, a manutenção de aviões é altamente regulada através de um calendário fixo (Wang et al., 2017).

A manutenção pesada, também designada como manutenção em *hangar*, é realizada neste mesmo contexto. Está categorizada em quatro letras, A, B, C, e D, sendo que a primeira contém o menor pacote de trabalhos e a última implica uma intervenção na aeronave mais profunda, em que a estrutura do avião é inspeccionada por completo. Todas estas categorias entram na definição de manutenção planeada. A periodicidade e o tipo de intervenção obedecem a um conjunto de critérios definido pelo operador ou por um centro de MRO, em nome deste, de acordo com normas instituídas, quer pelo fabricante, quer através de autorizações concedidas pelos reguladores e autoridades nacionais e internacionais de aviação civil a cada um destes centros (Sahay, 2012).

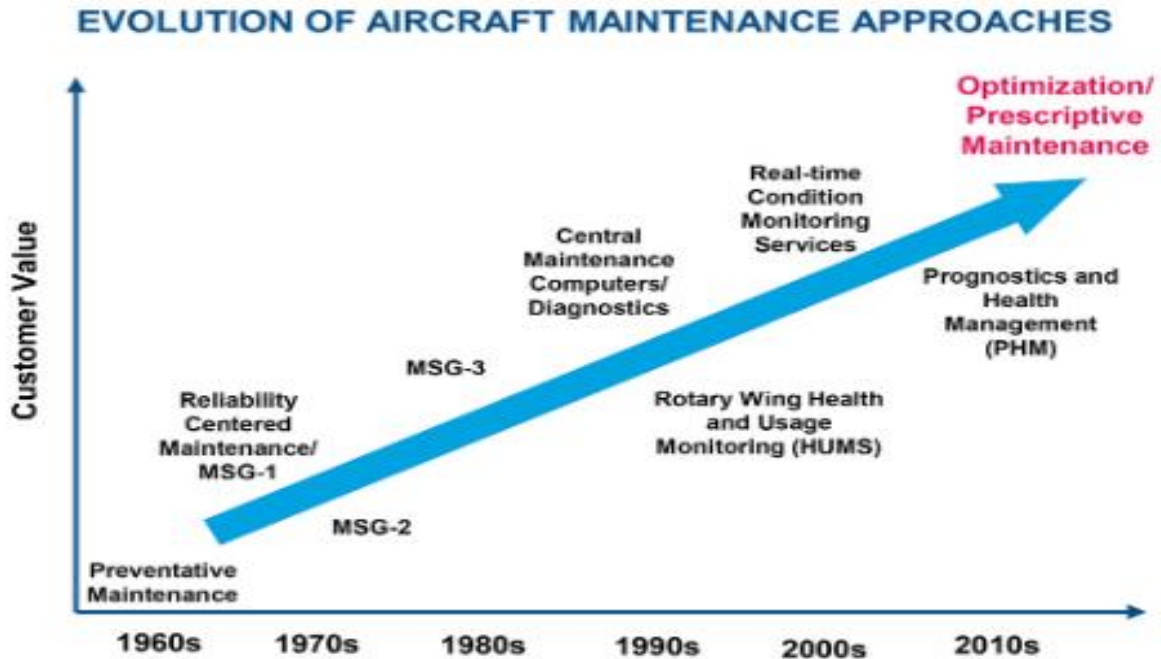


Figura 2. Evolução das abordagens adoptadas ao longo das últimas décadas na manutenção de aviões (baseado em Canaday, 2017)

A manutenção em linha, ou em rampa, é efectuada quando a aeronave está em serviço. Por norma, as tarefas realizadas têm como objectivo reparar avarias detectadas pela tripulação técnica e/ou pela tripulação de cabine, ou que foram diferidas por falta de condições logísticas. Estas tarefas têm de ser cumpridas durante o período de rotação da aeronave que, em regra, é inferior a uma hora. O tipo de inspeção realizado é, por norma, visual (ibid).

3.2. Evolução da Manutenção de Aeronaves

Os operadores aeronáuticos impõem cada vez mais requisitos que minimizam o tempo de imobilização dos aviões para serviços de manutenção (Stadnicka et al., 2017). As estações de manutenção, de forma a manterem-se competitivas, necessitam de reduzir este mesmo tempo para prestação dos serviços (ibid). Os métodos tradicionais de avaliação da fiabilidade dos componentes e estruturas das aeronaves não permitem fazer todo o uso da informação gerada em tempo real pelos sistemas de monitorização (Lin et al., 2017). Dado o número elevado de componentes e peças presentes em cada aeronave, revela-se evidente a necessidade de gerir eficazmente a quantidade de informação gerada a fim de manter a aeronave em condições navegáveis (Sahay, 2012).

O objectivo de reduzir o *lead time* alocado para as tarefas de manutenção de aviões não é de alcance fácil dada a complexidade das operações envolvidas, o facto de requerer um conjunto

de valências específicas em termos de equipamentos e executantes, e ainda por implicar uma série de procedimentos técnicos e organizacionais que necessitam de ser respeitados (Stadnicka et al., 2017). A optimização dos processos de manutenção das aeronaves é um objectivo preponderante, dado o potencial existente na redução de custos e no aumento de proveitos para as companhias aéreas (ibid).

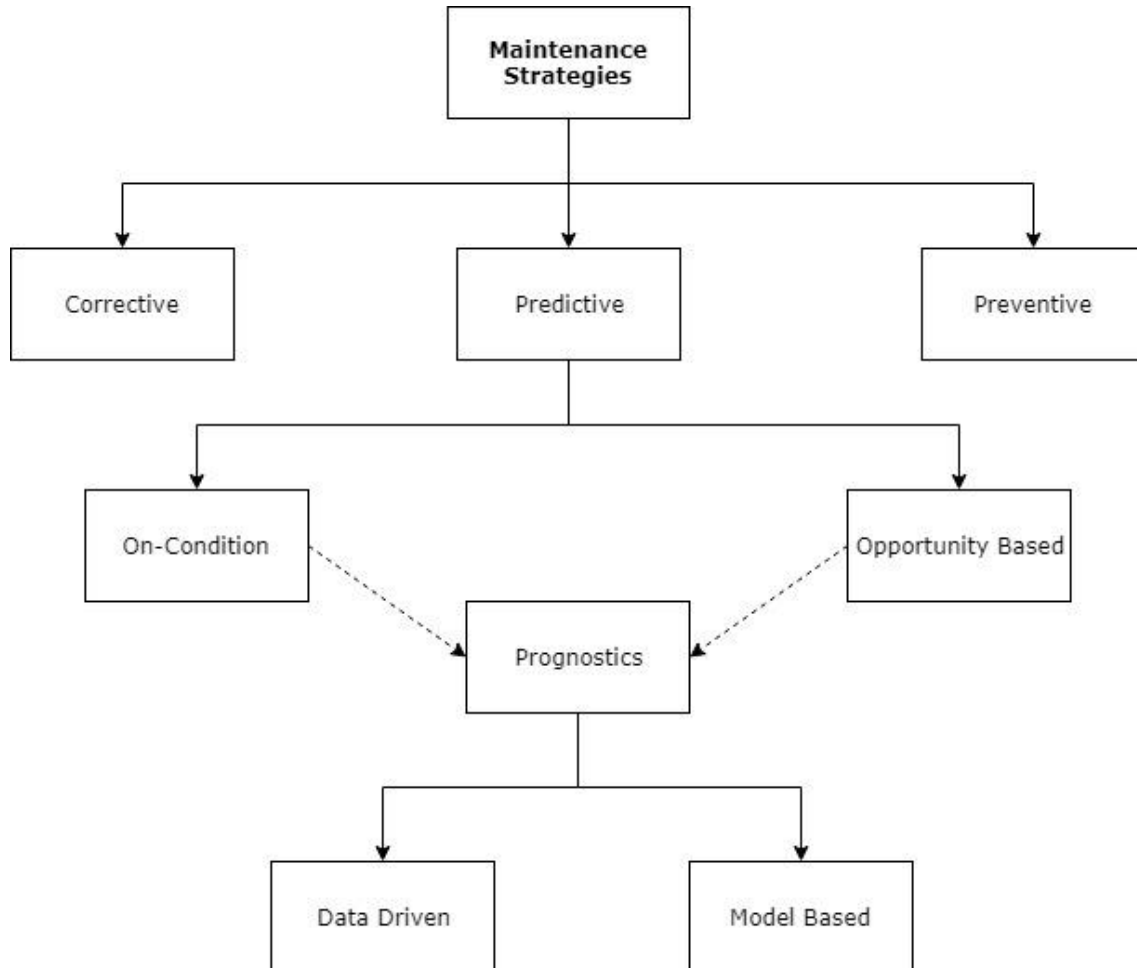


Figura 3. Esquematização das estratégias e classificação das abordagens com base em prognósticos (elaborado pelo autor da tese)

Os métodos predominantemente usados na manutenção aeronáutica baseiam-se no tempo de vida útil dos componentes. Para tal, recorre-se a estimativas sobre o intervalo de tempo em que os mesmos necessitam de ser reparados/substituídos (Baptista et al., 2018). Este tipo de abordagem ainda é comumente usado, em parte, pela complexidade dos sistemas que não permitem a implementação de *models-based* – tópico a explicar no próximo sub-capítulo – e pela falta de dados suficientes para executar prognósticos mais sofisticados. De acordo com Okoh et al. (2017), citando a *International Standard Organisation*, prognósticos podem ser definidos, em ambiente de manutenção preditiva, como o “tempo-estimado até falhar” e o risco

da existência ou o aparecimento de subseqüentes falhas. Como consequência, o número de componentes substituídos sem necessidade e a quantidade de reparações imprevistas aumenta (Baptista et al., 2018).

Os avanços verificados no campo da análise preditiva têm demonstrado que esta é uma solução eficiente para lidar com incertezas e transformar os dados obtidos em valor para a actividade das empresas (Mack, 2014). Computação de alto desempenho e baseada em nuvem mitigam consideravelmente os custos inerentes à instalação às soluções analíticas preditivas (ibid). Com a implementação de sistemas de monitorização *on-board*, as estações de manutenção aérea têm acesso, em tempo quase real, à avaliação do estado dos componentes instalados nas aeronaves (Lin et al., 2017).

O crescente número de dispositivos conectados em rede, acompanhado do aumento da potência de computação e da capacidade de armazenamento dos mesmos, tem permitido um crescimento exponencial no número de dados disponíveis (ibid). Nos últimos anos, os mais diversos sectores industriais envidaram esforços para lidar com este fluxo massivo de informação de modo a obter um incremento de valor para os seus negócios e actividades (Mack, 2014). No entanto, a área da manutenção de aviões ainda não beneficia integralmente das potencialidades proporcionadas pela indústria de IT (Sahay, 2012).

3.3. Manutenção Preditiva

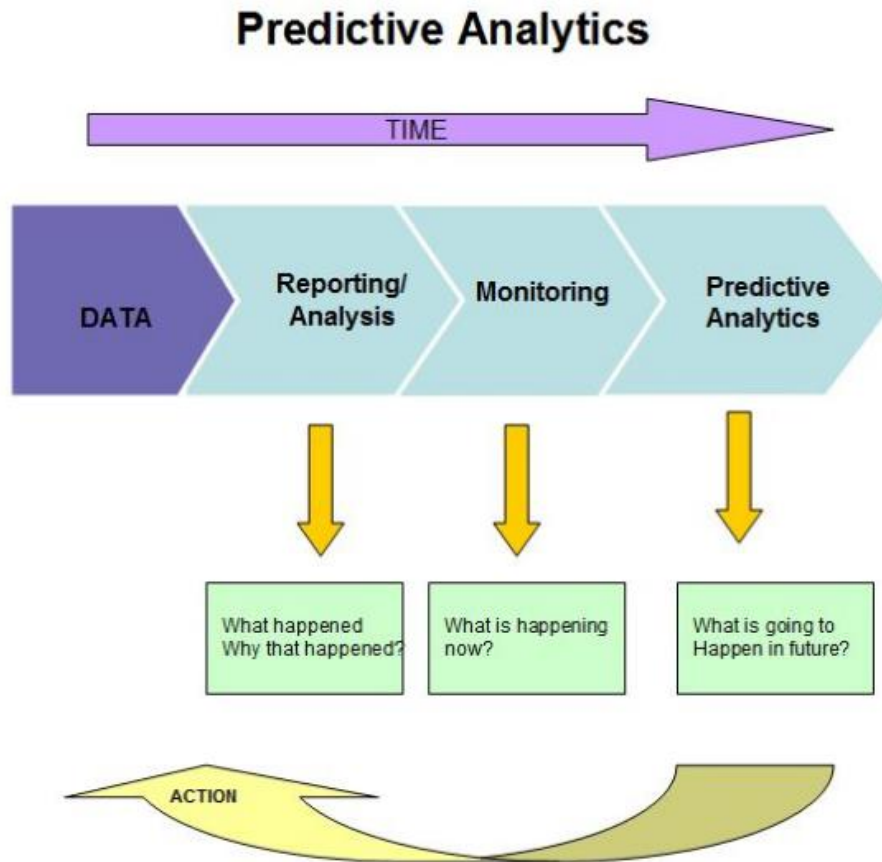


Figura 4. Cadeia de valor associada à análise preditiva (baseado em Canadaay, 2016)

Segundo Raza e Ulansky (2017), a manutenção preditiva constitui, nos dias que correm, a mais promissora estratégia de monitorização dos vários sistemas técnicos e componentes de avião dada a sua vasta aplicabilidade, com destaque para a parametrização do estado físico dos componentes, tal como vibração, pressão, voltagem ou corrente eléctrica. O crescente interesse na manutenção preditiva é notório através do largo número de publicações técnicas surgidas nos tempos mais recentes acerca desta temática, com enfoque nas várias técnicas para implementação desta abordagem de predição (ibid).

A preponderância desta abordagem é reforçada com o facto de a manutenção planeada ou preventiva não responder a 89% dos casos em que os componentes de avião se encontram inoperativos (Keivanpour & Ait Kadi, 2015). Enquanto a manutenção correctiva visa apenas recuperar o equipamento/componente de modo a permitir o seu funcionamento, e é frequentemente aplicada quando o mesmo falha, a manutenção preditiva é realizada ainda com os componentes a funcionarem correctamente e planeada para prevenir futuras falhas (Wang et

al., 2017). Gerdes (2014) argumenta que a manutenção preditiva apresenta vantagens competitivas em comparação com as abordagens correctivas e preventivas, pese embora o facto de requer a implementação de métodos de monitorização e controlo confiáveis.

A manutenção preditiva visa operar entre a condição nominal e mínima (Khawaja & McLoughlin, 2012). Deste modo, qualquer acção de manutenção bastante acima da condição nominal aduz esforços adicionais e não essenciais, similares à manutenção preventiva. Por outro lado, tarefas realizadas abaixo da condição mínima podem levar a impactos operacionais devido falhas detectadas no momento, semelhante à manutenção correctiva (Kählert, 2017).

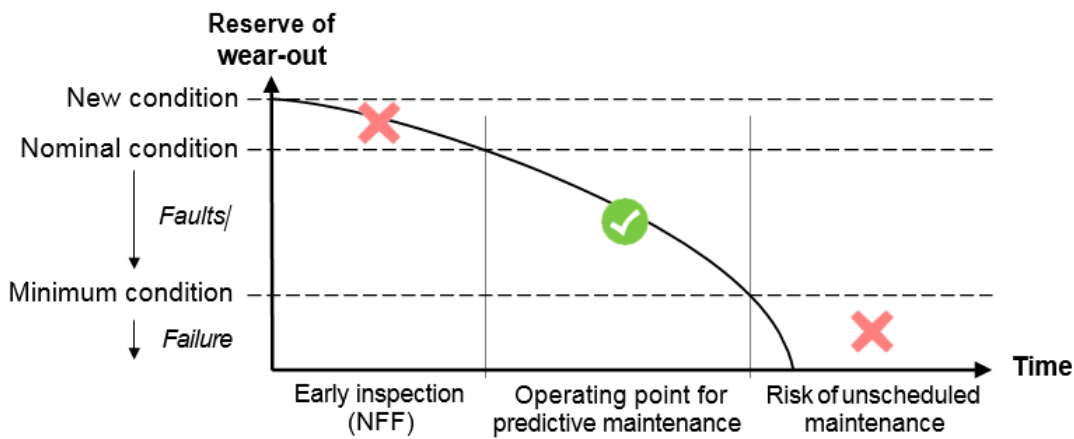


Figura 5. Aplicação de manutenção preditiva em relação ao desgaste do componente (baseado em Khawaja & McLoughlin, 2012). Legenda: NFF – *No Fault Found*

Através da manutenção preditiva é possível identificar com maior precisão problemas iminentes, prever desgaste ou aceleração do processo de deterioração dos componentes, e ainda actuar mais eficazmente na prevenção de falhas através da substituição/reparação atempada dos elementos deteriorados (Raza & Ulansky, 2017). Este tipo de manutenção baseia-se na tecnologia de prognóstico e de gestão do estado dos componentes o que, pressupõe que o tempo de vida útil remanescente dos equipamentos possa ser previsto de uma forma mais apurada (ibid).

Baptista et al. (2018) afirmam que a previsão em termos precisos e exactos da ocorrência de falhas constitui um dos principais desafios a fim de uma implementação da manutenção preditiva com criação efectiva de valor. Para isso, o estabelecimento de prognósticos é uma ferramenta útil neste desígnio a fim de prever com maior exactidão o tempo de uso e respectivos ciclos-de-vida dos componentes (ibid). Para estes autores, os prognósticos estabelecem ainda um meio condutor e facilitador de uma manutenção eficiente, sendo um meio eficaz quer na melhoria das práticas de manutenção, quer igualmente na redução dos custos de operação.

Wang et al. (2017) argumentam que através de prognósticos é possível prever a duração até ao momento em que um componente não se encontra em condições de realizar a função a que se destina nas melhores condições possíveis considerando, assim, que o estabelecimento de prognósticos é o pré-requisito da manutenção preditiva.

O impacto de uma abordagem de manutenção preditiva baseada em prognósticos, quando em comparação com estratégias de manutenção correctiva ou baseada em diagnósticos é, de acordo com o estudo efectuado por Kählert (2017) em ambiente de manutenção de linha, otimizador de tempo para as companhias aéreas conforme a figura abaixo demonstra.

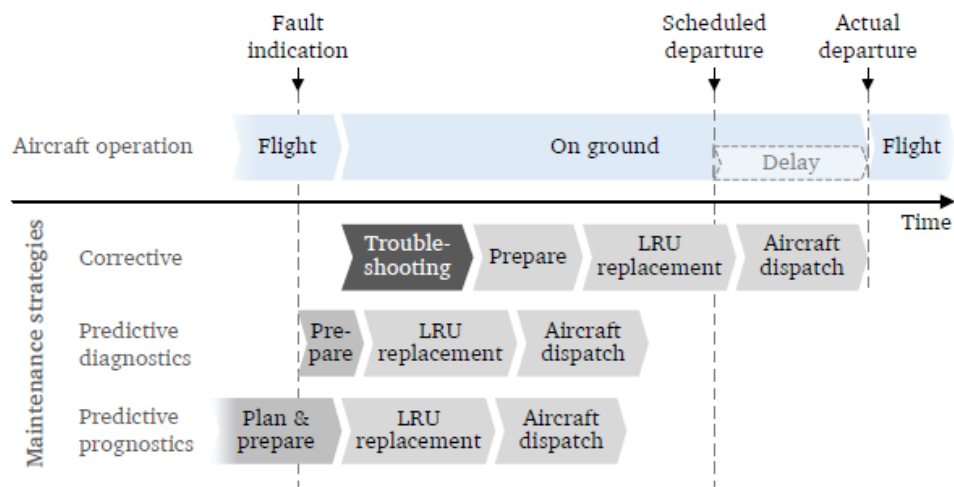


Figura 6. Visualização dos impactos da manutenção preditiva (baseado em Kählert, 2017).

Legenda: LRU – *Line replaceable units*

Raza e Ulansky (2017) alertam, contudo, que devido à incerteza inerente que reveste a prática preditiva, o risco na tomada de decisões erradas acerca deste tempo restante até à confirmação da falha/avaria está sempre presente. Por forma a mitigar este risco e com vista à criação de valor para os centros de manutenção aeronáutica, Wang et al. (2017) apresentam duas estratégias de manutenção suportada através de prognósticos: *condition-based* e *opportunity-based*.

Manutenção *on condition-based* é uma estratégia de predição realizada para apurar o estado de um sistema/componente quando são necessárias determinadas acções de manutenção. O conceito de necessidade é determinado pela avaliação e monitorização contínua do estado do componente e extrapolado para um limiar de falha predefinido (Wang et al. (2017)). Este tipo de manutenção é desencadeado quando são ultrapassados os limites pré-definidos no que concerne a parâmetros de desempenho considerados relevantes e cuja observação é constantemente alvo de inspeções. Um exemplo prático quanto a esta a estratégia pode ser

encontrado na tarefa de medição da profundidade do desgaste das rodas dos trens. Por norma, a manutenção *on-condition* é aplicável apenas nos casos em que a reserva do desgaste é mensurável (Kählert, 2017).

A manutenção *on opportunity-based* remete para a situação em que os componentes são substituídos apesar de ainda estarem operacionais mas que, através dos recursos e dados disponíveis, deverão ser alterados devido à iminência de falha/avaria. Assim, a melhoria na eficiência da operação seria atingida através do aumento da disponibilidade dos sistemas e na redução de perdas na operação dos mesmos (Wang et al. (2017). De acordo com (Okoh et al., 2017) e Kählert (2017), a classificação das abordagens por prognósticos abrange dois parâmetros: *data-driven*; e *model-based*.

Data-driven é baseado em técnicas cuja configuração, o uso e o histórico de dados são aplicados na tomada de decisão através da correlação entre estes elementos. Esta abordagem é frequentemente usada como estimativa, possibilitando assim decisões de manutenção com base no limiar da falha. O recurso a este tipo de dados requer uma conjugação entre a monitorização de ensaios e a observação e condição de dados, por forma a estimar qualquer dano resultante de uma falha particular de algum mecanismo. Esta monitorização faz uso de regressões temporais cuja extrapolação é adoptada a fim de identificar tendências. Para tal, medidores de falhas como *crack* por fadiga, desgaste e corrosão de componentes são considerados. Dentro desta estratégia é também alvo de análise o tempo de vida útil dos componentes através da relação entre a condição actual dos mesmos e o remanescente e são ainda, seguidas abordagens quanto ao processo de degradação dos sistemas e componentes com base nas informações obtidas a fim de delinear um modelo de propagação de danos adequado (Okoh et al., 2017; Kählert, 2017).

Por sua vez, os *models-based* socorrem-se de fórmulas matemáticas ou lógicas de monitorização de processos a fim de comparar o comportamento esperado dos sistemas e componentes com as medições obtidas cujos resultados permitem obter estimativas do estado actual destes (Kählert, 2017). Estas fórmulas resultam na combinação de conhecimento em virtude da experiência e técnicas de inteligência computacional relativas à informação armazenada e um conjunto de regras para interpretação (ibid). O referido conhecimento resulta

no acumular de dados através de eventos anteriores sustentada em modelos estocásticos e probabilísticos quanto à degradação de peças e componentes (Okoh et al., 2017).

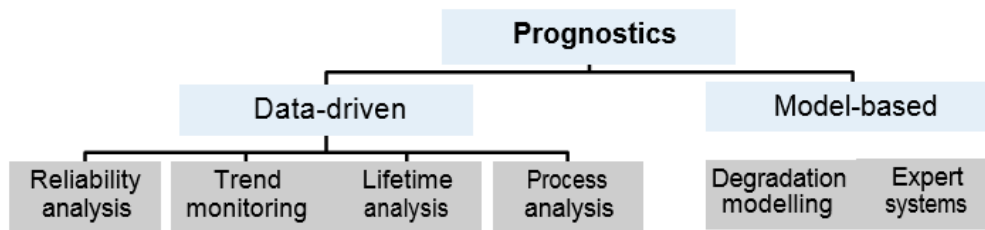


Figura 7. Classificação de abordagens com base em prognósticos (baseado em Kählert, 2017)

Big data é o termo utilizado para um conjunto de dados que, por ser tão vasto e complexo, faz com que os dispositivos de processamento de dados tradicionais não sejam adequados para tratar e armazenar a informação gerada. A *big data* possibilita uma série de oportunidades às organizações no desenvolvimento de recursos analíticos por forma atingirem elevadas vantagens competitivas através, por exemplo, da optimização do tempo e recursos despendidos em actividades que não acrescentam valor competitivo. É ainda considerada a mais importante ferramenta disruptiva para a área dos negócios desde a ascensão meteórica da Internet e da economia digital. Através da *big data* as empresas podem obter mais valor através dos volumes massivos de dados gerados pela IoT (Chen et al., 2017).

O valor potencial inerente resultante do custo cada vez menor de armazenagem e transferência de dados é tanto uma oportunidade como um problema (Carlsson et al., 2016). A primeira resulta da possibilidade de informação de conteúdo valioso poder ser tratada de forma autónoma, por outro lado surge a questão de como esta mesma informação pode ser processada e utilizada no dia-a-dia (ibid).

Não obstante a relevância do papel da *big data* na implementação da manutenção preditiva, o tipo de dados realmente necessário para aplicar esta abordagem e a forma como as companhias aéreas e as MRO mais bem equipadas neste domínio obtêm e desenvolvem os dados obtidos ainda constitui um factor de incerteza (Canaday, 2017). De acordo com este autor, citando um consultor-sénior em aviação, a manutenção preditiva beneficia de todo o tipo de dados que possa obter realçando três conjuntos de dados especialmente relevantes com vista a uma melhor aplicação da abordagem preditiva.

O primeiro recorre ao uso de dados de referência, que incluem dados de projecto e teste, manutenção e registo operacionais, cujo propósito é o de indicar o comportamento normal dos sistemas de avião e, ao mesmo tempo, identificar padrões de falha. Em seguida, surgem os

dados operacionais com o intuito de entender o comportamento da aeronave em tempo-real, quer em voo, quer no solo. Por último, recorre-se a manuais de manutenção que permitam que técnicos e engenheiros ajam perante falhas e corrijam problemas imediatamente de acordo com as normas e instruções (ibid).

O valor que advém da *big data* para a manutenção preditiva inclui: prevenção do tempo de inactividade do aparelho e redução de interrupções não-planeadas; aviões mais seguros e com um potencial de tempo-de-vida útil maior; redução dos custos de manutenção devido a uma melhor análise e previsão no desgaste; melhor gestão logística no que concerne à compra de peças e respectiva reposição; menos atrasos não programados para os passageiros (Chen et al., 2017).

A complexidade tecnológica resultante dos chamados 4V (volume, variedade, velocidade, e veracidade); as próprias características da *big data*; a mudança de paradigma resultante da mudança do *desing* e do mapeamento de processos; a rápida proliferação e evolução da própria tecnologia associada à *big data*; a agilidade organizacional requerida às empresas a fim de ser criado valor a partir desta; a análise e tratamento de grandes volumes de dados, devido aos inúmeros sensores e dispositivos ligados em rede contribuem para um aumento dos gastos com manutenção (Jua et al., 2016), exigindo assim avultados investimentos iniciais o que incrementa o risco associado (Chen et al., 2017).

Os desafios da *big data* passam por desenvolver: algoritmos que sejam rápidos e eficazes o suficiente a fim de providenciarem indicações a tempo com vista à tomada ideal de decisões quanto às acções de manutenção a realizar; ferramentas inteligentes de triagem e selecção de modo a proporcionar um efectivo auxílio aos decisores; ferramentas de apoio à decisão tais como, plataformas móveis, *websites*, e arquitecturas de *cloud* com rapidez suficiente para suportar decisões que precisam de ser tomadas quase em tempo real (Carlsson et al., 2015).

A análise de dados precisa, assim, de obedecer a métodos e técnicas simples, embora eficazes, a fim de mitigar problemas no desempenho devido a cálculos complexos e demorados, mas também permitir que terceiros identifiquem rapidamente os pontos fundamentais (Zoll et al., 2018). Os modelos preditivos devem identificar e aferir padrões de risco, bem como oportunidades, com recurso a dados operacionais, considerando uma multiplicidade de factores e prevendo resultados com o mais alto nível de precisão (Carlsson et al., 2015).

A fim de responder a este conjunto de desafios associado à análise e monitorização de dados através da *big data* em tempo-real, através da necessidade em providenciar uma resposta rápida

no processamento dos dados, Diamantoulakis et al. (2015) apresentam um conjunto de soluções mitigadoras, tais como: implementação de técnicas computacionais de alto-desempenho recorrendo para isso à computação *in-memory*; recurso a soluções de alojamento em *cloud* devido a necessidade de aumentar significativamente o armazenamento de dados, apesar dos avultados investimentos e do aumento súbito nos custos associado; implementação de técnicas preditivas com recurso à *machine learning* por forma a contribuir para uma melhoria na tomada de decisões em tempo-real como resposta aos algoritmos definidos com base na correlação entre tendências e padrões.

3.4. Internet of Things

A IoT é, nos dias que correm, um dos assuntos mais prementes entre investigadores devido aos potenciais benefícios tais como, a optimização de processos, a automação de sistemas complexos, e tomadas de decisão a partir de dados obtidos através dos sensores acoplados aos diversos equipamentos e sistemas (Kans & Ingwald, 2016).

Ahmad et al. (2017) acrescentam que a IoT é um meio de inovação e transformação para muitas empresas a nível global e em que as aplicações estendem-se a um grande número de domínios e as estimativas apontam para um aumento até 21 mil milhões de *things* conectadas até 2020.

IoT tornou-se assim, num novo paradigma no qual todos os objectos se encontram conectados em rede e em que, apesar do termo ser amplamente usado, a sua correcta definição ainda se encontra em processo de formação (Kans & Ingwald, 2016).

Para determinadas organizações e entidades a IoT pode ser definida como “uma infra-estrutura global para a sociedade de informação, permitindo que serviços estejam conectados entre coisas físicas e virtuais com base nas tecnologias de informação e comunicação existentes e em evolução” numa combinação entre Internet, comunicações próximas e sensores em rede (ibid).

O desenvolvimento da IoT, alimentado pela computação em nuvem e pelo processamento de grandes bancos de dados para níveis superiores contribuiu, de uma forma clara, para integrar toda a informação, computação, comunicação e sistemas de controlo (Chen, 2016). Através da IoT, são gerados um número de novos serviços e oportunidades de negócios que, permitem às companhias aéreas criarem valor através das respectivas actividades de manutenção (Kans & Ingwald, 2016).

A mais-valia resultante da manutenção preditiva é exponenciada através das valências da IoT, dado que os seus sensores de dispositivo permitem aferir variáveis mais determinantes e uma

constante continuidade na recolha de dados, contribuindo assim para uma maior precisão nos prognósticos em potenciais falhas nos componentes e deste modo reduzir tempos de inactividade não planeados dos aviões com os respectivos impactos operacionais (Zoll et al., 2018). Por esta razão, as companhias aéreas reconhecem cada vez mais a importância da IoT e é visto como uma oportunidade para acrescentar valor às operações das companhias aéreas (Kans & Ingwald, 2016).

Os dados obtidos através da IoT são reenviados através dos múltiplos sensores integrados nos sistemas de avião a fim de estabelecer, de uma forma ideal, as atividades de manutenção prescritas com base no melhor resultado, em termos de fiabilidade e tempo de atividade dos componentes, podendo gerar 1GB de dados por voo (Deal, 2017). O principal benefício é permitir que as companhias aéreas saibam, de antemão, como melhor actuar perante a falha, obtendo eficiências na redução da taxa de falhas e encontrar o método mais efetiva na realização de quaisquer acções de rectificação (ibid).

Os sensores desenvolvidos e as tecnologias de redes sem fio aumentaram a possibilidade de incorporar a IoT no processo de fabricação (Chen, 2016). O uso de sensores permite, mais do que nunca, aos operadores aéreos recolher enormes quantidades de dados a partir de diversas fontes de forma mais autónoma e precisa (Dijkman et al., 2015). Contudo, sem a existência de analistas devidamente qualificados, os sensores não geram por si nenhuma vantagem competitiva. Por esta razão, importa dotar profissionais especialistas em análise de dados, com devidos conhecimentos e formação a fim de possuírem uma competitiva capacidade analítica (ibid).

A IoT pode articular elementos físicos no processo de fabricação, tal como materiais, *work in progress*, produtos acabados, mão-de-obra, maquinaria, ferramentas, entre outros, e ainda capturar o seu *status* e desempenho como ferramenta de suporte ao agendamento de produção (Xu & Chen, 2016). A IoT contribui também para uma melhoria no planeamento das operações de troca de componentes ao reduzir ou eliminar, a incerteza quanto ao estado, tipo e condição remanescente de componentes em fim-de-vida (ibid).

Chen et al. (2017) complementam que, a recolha e avaliação do *status* das aeronaves para prever a ocorrência de falhas nos componentes e peças; disponibilização dos dados em tempo real e identificação de padrões de falhas, especialmente para os motores (que são o componente da aeronave mais oneroso e potencialmente com mais impacto na operacionalidade); agendamento

de tarefas e acções de manutenção preditiva para evitar que uma aeronave voe para destinos com falta de peças sobressalentes, são outras das possibilidades que a IoT permite.

O tempo de vida útil dos componentes pode, assim, ser adoptado como um bom indicador de qualidade (Ondemir & Gupta, 2014). Deste modo, o aferimento imediato da vida útil restante permite decisões de recuperação ótimas, a fim de garantir um nível mínimo de qualidade em componentes recuperados, ao mesmo tempo que são satisfeitos vários critérios do sistema (ibid).

No entanto, este volume incremental acarreta aspectos problemáticos, como a interoperabilidade e devido à diversidade de protocolos de comunicação e à falta de um padrão comumente aceite (Ahmad et al., 2017). A grande extensão de plataformas apresenta ainda problemas na implementação de dispositivos seguros e com a escalabilidade da rede em infraestruturas de grande dimensão (ibid). O âmbito de aplicação da IoT abrange uma larga diversidade de objectivos, cujos diferentes propósitos e métodos de comunicação adoptados, e níveis de desenvolvimento tecnológico díspares, resultam em sistemas não estruturados devido a inexistência de procedimentos padrão a adoptar pelos detentores de decisão (Zoll et al., 2018).

3.5. IoT *Business Models*

São designados IoT *Business Models* aqueles modelos de negócio que contribuam para contextualizar o problema em análise, ou desenvolver uma oportunidade, a partir de uma situação conceptual presente cujo intuito é sugerir uma determinada solução podem ser abordados numa perspectiva macro (Tiddens et al., 2017). De acordo com estes mesmos autores, tal abordagem encontra-se justificada quando existem poucos dados disponíveis para avaliação e, para os casos de carácter exploratório, como a aplicação de técnicas inovadoras. O modelo de negócio pode ser suportado através de parâmetros não-financeiros com base numa análise multi-critério (ibid).

Através do aparecimento de novas tecnologias, como motores de avião equipados com sensores inteligentes de monitorização remota com capacidades de identificação, detecção, *network* e processamento, gerando uma vasta quantidade de dados, são geradas novas oportunidades de negócio (Dijkman et al., 2015). A IoT possibilita aos operadores aéreos a recolha e troca de dados e auxilia o desempenho de tarefas antes tidas como impossíveis sendo que para tal, o desenvolvimento de novos modelos de negócios são fundamentais (Carlsson et al., 2016).

O rápido desenvolvimento da IoT, em conjunto com a expansão nas redes de infra-estruturas existentes e desenvolvimento nas técnicas de segurança, empresas de engenharia e fabrico consideram a oferta de recursos através da IoT como um serviço para os seus clientes, daqui resultando a criação de novos ou disruptivos *business models* (Zoll et al., 2018). Por esta razão, estes mesmos modelos são considerados como uma ferramenta no delinear de estratégias por parte das empresas com vista à criação de valor através do incremento de receitas e, ao mesmo tempo, gerador de lucros através da disponibilização dos seus produtos e/ou serviços (ibid).

Jua et al. (2016) também enfatizam a ideia de que as inovações tecnológicas requerem alterações nos modelos de negócios devido às características da IoT, com o seu nível de penetração e ubiquidade. Os operadores aéreos necessitam assim de repensar, de forma estratégica, o modelo de negócios actual a fim de dominarem o mercado emergente da IoT (Kans & Ingwald, 2016).

Dado que a IoT aplicada à manutenção aeronáutica é um domínio cujo foco é ainda relativamente recente, sem uma percepção clara quanto ao papel a desempenhar pelos vários actores, os vários sistemas disponíveis não seguem um modelo devidamente estruturado, o que contribui para a existência de entropias na cadeia de valor a criar (Zoll et al., 2018). De momento, são poucos os investigadores que têm desenvolvido pesquisas com o objectivo de perceberem as mais-valias resultantes da elaboração de modelos de negócios combinados com a IoT (Jua et al., 2016).

Este facto cria uma premência quanto à necessidade para a criação e inovação de modelos de negócio no âmbito da IoT, servindo ainda como ponto de partida para a projecção e desenvolvimento de novas valências, o que poderá contribuir para facilitar a articulação na escolha dos modelos de negócio e realçar a importância para os operadores aéreos em identificarem elementos críticos do respectivo modelo a fim de ser criado valor através dos serviços gerados pela IoT para os diversos *stakeholders* (Zoll et al., 2018; e Jua et al., 2016).

No entanto, o problema presente prende-se com a discrepância entre a necessidade urgente e reconhecida da adopção de soluções de manutenção preditiva e o alto custo associado a estas tecnologias. Contudo, esta situação pode ser minorada amenizada através de *business models* PMaaS, em que para lá dos serviços oferecidos, constituem ferramentas optimizadoras de custos através da generalização, modularização e padronização de soluções (Zoll et al., 2018).

3.5.1 - PMaaS Business Models (Zoll et al., 2018)

Devido à complexidade e falta de experiência quanto à tecnologia aplicada aos sistemas de manutenção preditiva, as companhias aéreas são cautelosas quanto à decisão de implementação e oferta de PMaaS, pese embora os constrangimentos causados por avarias não planeadas e perdas na operação e em que as soluções de manutenção preditiva podem contribuir para mitigar e assim, aumentar a eficiência dos equipamentos no seu todo.

A relevância dos modelos baseados na recolha de dados em tempo-real é cada vez maior mais significativa e valorativa, considerando que o uso de modelos preditivos geralmente requer que os dados possam ser trabalhados em rede para que sejam úteis.

Caso 1: PMaaS é disponibilizado como um serviço com recurso à *cloud* por parte de um fornecedor de IT, como demonstrado na imagem 8.

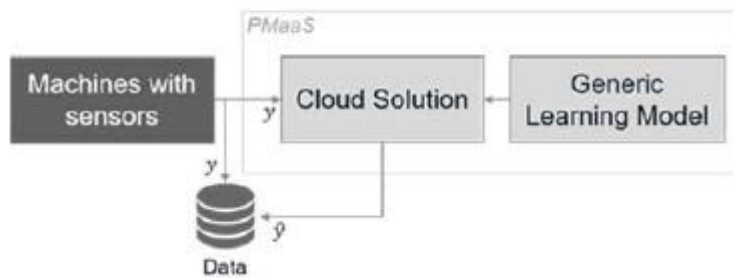


Figura 8. PMaaS desenvolvido por um fornecedor de IT (baseado em Zoll et.al., 2018)

Neste caso, os diferentes fluxos de dados de um determinado sistema de manutenção são alimentados pelos mais variados componentes equipados com sensores e estão ligados à *cloud* que, por sua vez, são analisados quer por um algoritmo automatizado, quer por um modelo estatístico personalizado.

Por norma, a recolha de dados, identificada com y , e os prognósticos relativos à potencial falha no equipamento, através do símbolo \hat{y} , são transferidos de volta para a *cloud* do utilizador da solução PMaaS, sendo posteriormente armazenados numa plataforma de dados apropriada. Os prognósticos, tal como a recolha de dados, são alocados de acordo com as necessidades definidas por cada companhia aérea, como por exemplo no sistema de gestão de activos do operador aéreo.

Caso 2: PMaaS é desenvolvido e gerido por uma empresa de engenharia ou de produção, como demonstrado na imagem 9.

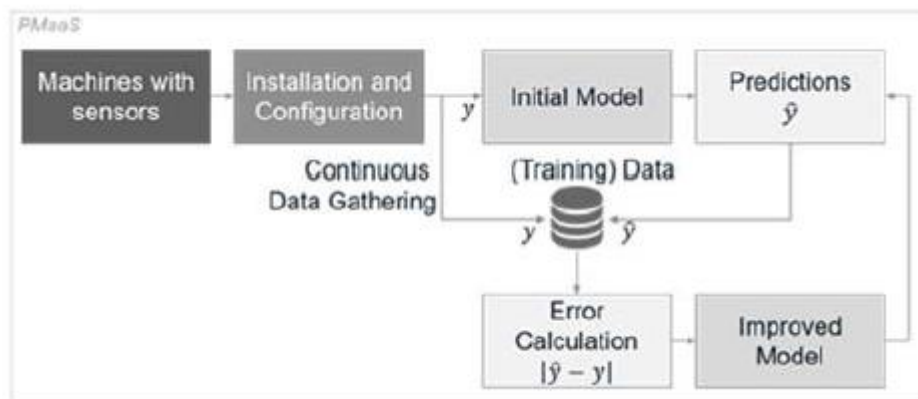


Figura 9. PMaaS desenvolvido por uma empresa de engenharia ou de produção (baseado em Zoll et al., 2018).

As firmas especializadas em processo de engenharia e produção detêm valências quanto à distinção entre dados e prognósticos relevantes devido a processos intensivos e conhecimentos especializados. Dado que as empresas de engenharia produzem os seus próprios equipamentos, a simples instalação de diferentes dispositivos de IoT é mais plausível. A modularização através de um conjunto de sensores integrados permite a automação de análises estatísticas e auxilia o prestador do serviço no desenvolvimento de modelos estatísticos iniciais que são, por sua vez, acoplados ao equipamento aquando da implementação do serviço.

Com base nos dados de utilização e ambientes padrão do componente, os modelos iniciais irão suportar o utilizador na obtenção imediata de predições através de prognósticos, representados pelo símbolo \hat{y} . Numa primeira fase, os dados actuais do componente – y – são armazenados durante o período de implementação e posteriormente aplicados a fim de serem validados os diferentes modelos estatísticos ou as abordagens baseadas em erros de cálculo estabelecidos, que consiste na diferença entre os dados vigentes com os prognósticos, representados pela equação $\hat{y}-y$.

A abordagem considerada como tendo maior fiabilidade irá substituir ou melhorar o modelo estatístico inicialmente definido. O modelo escolhido é ainda alvo de uma melhoria contínua através de algoritmos de *machine learning*. Um requisito fundamental para este segundo caso de PMaaS prende-se com o necessário conhecimento profundo dos processos de produção inerentes ao equipamento.

Para ambos os casos, podem ser aplicadas as três seguintes abordagens na construção de um modelo de aprendizagem que sirva como predição de falhas para um determinado equipamento com base nos dados de manutenção. A saber: criação de um modelo personalizado. Desta forma, indivíduos dentro da organização com conhecimento em modelos de aprendizagem automática, também designados como analistas de dados, desenvolvem o modelo referido cuja característica principal assenta na análise de dados relacionados com a manutenção gerando assim, prognósticos acerca do potencial de falha de uma peça de um dado sistema ou equipamento. Para o fazer, este mesmo pessoal determina o modelo mais adequado dentro de um cenário pré-definido através dos dados disponibilizados pelo cliente que opera o equipamento. Este processo pode ser repetido tantas vezes quantas as requeridas. Por conseguinte, o modelo de aprendizagem é customizado para o uso específico do cliente. O senão com esta abordagem, advém do facto dos dados recebidos estarem em constante e rápida mudança e, modelos que foram concebidos para determinadas situações têm que ser adaptados a cada caso concreto o que contribui para o encarecimento desta solução, uma vez que é requerido ao pessoal especializado neste tipo de tarefas a construção de mais e novos modelos. Um processo comum encontrado para a elaboração de tais modelos é, de acordo com a designação em inglês, o *Cross Industry Standard Process for Data Mining*.

A segunda abordagem a adoptar é através de um modelo interactivo. Partindo de um modelo genérico, e através de um sistema de auto-aprendizagem adaptável a processos interactivos com recurso a dados de entrada previamente fornecidos. Por esta razão, a intervenção dos especialistas de dados não é necessária para a adopção e mudanças a efectuar no referido modelo.

Contudo, este processo pode trazer mais desafios para o caso 1, em comparação com o segundo caso, devido à multiplicidade de dados recolhidos. A fim de mitigar esta situação é sugerida a disponibilização de modelos de aprendizagem específicos para a indústria aeronáutica ou ainda, o estabelecimento de requisitos quanto ao tipo de dados de entrada que servem de alimentação para este tipo de modelos. Por sua vez, o caso 2 aqui apresentado não lida com este tipo de situações, uma vez que o modelo de aprendizagem irá ser sempre relacionado com um determinado equipamento, dado que é a própria empresa de engenharia que o disponibiliza.

Por fim, a terceira abordagem remete para um modelo conjunto que é como que uma extensão da abordagem anterior, adoptando o uso de diversos modelos de aprendizagem agregados num só, em que após a fase inicial de teste dos vários conjuntos de modelos-base são

subsequentemente combinados os seus resultados ponderados. Este procedimento permite a inclusão de vários utilizadores e a escolha do modelo mais apropriado para uma determinada situação. Os contras desta opção podem advir do incremento da complexidade que esta abordagem traz, devido ao maior tempo de aprendizagem e complexidade resultado do maior número de modelos de aprendizagem em equação.

3.6 Práticas de manutenção preditiva em curso

3.6.1 Exemplo 1 – LHT – Condition Analytics – Baseado no artigo de Pozzi e Shay (2016)

A LHT revelou o uso de ferramenta de suporte à manutenção preditiva a partir da transformação dos volumes de informação que fluem de aeronaves e motores em operação, denominada de Condition Analytics. Através da combinação de monitorização de dados e manutenção preditiva numa plataforma única e independente, a mesma é desenvolvida com o intuito de incrementar confiabilidade, disponibilidade e segurança no serviço prestado aos seus clientes. Para isso, esta MRO criou equipas de trabalho constituídas por engenheiros, cientistas e arquitectos de dados para correlacionar causalidades, substituindo equipas somente focadas na resolução de problemas e *condition monitoring*.

Por meio desta abordagem, a LHT afirma ter reduzido em 25% os atrasos técnicos verificados, por exemplo, nos resultados contraditórios dos sensores de altura que originavam falhas no sistema de aterragem em modo piloto automático. Através da análise de dados foi possível identificar quais os sensores que necessitavam de substituição antes da falha se consumir, contribuindo para a detecção e resolução atempada do problema e deste modo, para o aumento no tempo de disponibilidade dos aviões.

O responsável de análise e inteligência de dados deste mesmo centro de manutenção acredita que, termos como a “*big data*” e “manutenção preditiva” deixarão de ser meros chavões devido a esta mudança integrada a partir da *condition monitoring*, conjugado com técnicas de predição, permitindo um apuramento mais acurado do estado actual e futuro da aeronave.

3.6.2 Exemplo 2 – Air France Industries-KLM Engineering & Maintenance – Prognos – Baseado no artigo de Pozzi e Shay (2016)

A Air France Industries-KLM Engineering & Maintenance anunciou o uso de uma ferramenta chamada Prognos, que se caracteriza por um conjunto de soluções de *software* baseadas na exploração de dados provenientes dos sistemas de avião com vista à melhoria dos modelos e

processos de manutenção preditiva, cujos dados são utilizados com o objectivo de prever falhas antes que estas ocorram.

O vice-presidente sénior para a área comercial desta MRO afirma, que a manutenção de aviões “não é mais preventiva, tornou-se mais do que isso, preditiva” acrescentando que “quando se prevê a necessidade de remover um componente antes do que seria efectuado com base em abordagens preventivas, traz benefícios para o operador, já que problemas como um incidente operacional, uma partida atrasada ou uma situação de AOG podem ser evitados. Os primeiros módulos desta ferramenta para os motores - Prognos EHM - encontram-se em fase de testes. Este módulo providencia análises estatísticas de dados do motor a fim de permitir o seu monitoramento e prever falhas, usando um sistema de alerta antecipado na frota de ambas as companhias aéreas.

3.6.3 Exemplo 3 – easyJet e Airbus – Skywise – Baseado no artigo de Dubon e Fendt (2018)

O contrato de fornecimento de serviços de manutenção preditiva através de uma tecnologia denominada Skywise, estabelecido entre o fabricante de aeronaves europeu Airbus e a companhia aérea britânica *low-cost* easyJet, é mais uma prova da importância dada a esta nova abordagem de manutenção entre os principais *players* do sector da aviação.

De acordo com responsáveis deste operador aéreo, este programa - que consiste num conjunto de serviços de análise preditiva e que reúne numa plataforma uma série de dados-, tem possibilitado aos engenheiros e técnicos da easyJet intervir atempadamente na resolução de avarias através, por exemplo, da substituição de peças antes da falha efectiva do componente, mitigando desta forma a ocorrência de atrasos e cancelamentos.

O presidente-executivo desta companhia aérea afiança que através do aproveitamento das valências da *big data* – associada ao uso desta tecnologia -, “será possível reduzir atrasos, transformar a gestão e operação das aeronaves com o objetivo de eliminar atrasos devido a falhas técnicas, podendo, de facto, fazer uma diferença tangível para milhares de passageiros”. O director executivo da Airbus corrobora que esta ferramenta revelou ser uma mais-valia para as partes envolvidas durante os três anos de testes, demonstrando assim a validade do conceito da manutenção preditiva através dos ganhos significativos no desempenho operacional.

Os testes realizados demonstraram a viabilidade da plataforma através da remoção *a priori* de peças antes da ocorrência de falhas, possibilitando assim um maior número de vôos dentro dos horários previstos. Consoante o nível de módulos subscritos da plataforma Skywise, é possível

utilizar dados completos da frota e análise preditiva avançada permitindo assim, obter informação detalhada e criar recomendações personalizadas, contribuindo para um melhoramento na capacidade de predição de avarias e com isto, uma maior fiabilidade operacional.

A possibilidade de migração de dados das companhias aéreas para a *cloud* desenvolvida pela Skywise, juntamente com os da própria Airbus, é, na opinião deste director executivo, um incremento de valor, pois dotará as companhias aéreas de novos insights sobre o desempenho dos aviões, permitindo ainda uma melhoria na eficiência operacional devido ao recurso a dados do próprio fabricante.

Em linha com esta ideia, o responsável pela área de Transformação Digital da Airbus afirma que este processo tem permitido redefinir as relações entre clientes e fornecedores na questão da co-propriedade de dados e conhecimento e que, com isso, são criadas oportunidades na obtenção de valor com vista a uma mais eficaz implementação da manutenção preditiva. Paralelamente a este programa, encontra-se em estudo a implementação de um trocador de manutenção chamado FOMAX – que permite a transmissão de dados do motor para a plataforma Skywise e cuja capacidade estimada na recolha de dados é sessenta vezes superior aos sistemas existentes. Este instrumento poderá contribuir para a melhoria do desempenho operacional e resultados financeiros dos operadores que o adoptarem, e também como suporte à própria transformação digital no sector.

3.6.4 Exemplo 4 – Delta Airlines – PRM / APM – Baseado nos artigos de van Wagenen (2016); Broderick (2018); e Shay (2017)

A companhia aérea norte-americana Delta Airlines é o cliente de lançamento de uma solução de manutenção preditiva desenvolvida em conjunto com a Airbus, a PRM. Esta aplicação é acedida através da *cloud* e é parte da plataforma de soluções Smarter Fleet Big Data desenvolvida por este mesmo fabricante em parceria com a IBM. Após um ano de ensaios, o gestor de engenharia e manutenção desta companhia aérea realça as oportunidades criadas por esta aplicação ao afirmar que, os alertas de prognóstico permitirão que engenheiros e técnicos de manutenção detectem atempadamente falhas nos componentes e sistemas instalados no avião, aplacando desta forma possíveis interrupções operacionais resultantes das mesmas. De acordo ainda com este responsável, a aplicação referida irá permitir minimizar o tempo de rotação em pista dos aviões referentes à frota A330 – o único modelo da frota que de momento

faz uso desta tecnologia - e incrementar a fiabilidade e eficiência dos sistemas deste modelo bem como, diminuir o número de eventos de manutenção não programada para programada.

A operadora norte-americana tem igualmente prevista a implementação de um programa de ajuste dos seus amplos recursos internos de predição para acomodar as aeronaves de última geração que entrem ao serviço da companhia, dado que estes modelos possibilitam a transferência de muito mais dados que os modelos antigos usados por este operador, o que constitui um desafio considerável com vista à implementação plena do conceito de manutenção preditiva a toda a frota. De acordo com o presidente desta companhia, a adopção de medidas de manutenção preditiva ajudaram a evitar mais de 1200 atrasos, cancelamentos ou interrupções nos serviços entre Março de 2017 e Março de 2018. A diligência com que esta operadora remove componentes ou peças em vias de ficarem avariadas; o facto de todos os envolvidos no processo entenderem a lógica associada ao processo, faz com que, apesar do cepticismo inicial, a Delta Airlines confie, de acordo com o seu presidente, a 95% nos dados transmitidos.

Desde 2016 está ao serviço desta mesma companhia um outro sistema preditivo, o APM da GE, cuja valência é priorizar alertas e identificar tendências e desenvolvimento de modelos de desempenho. Dados de Outubro de 2017, indicam que a Delta Airlines evitou, à volta, de 1000 potenciais eventos de falha nos motores instalados em toda a frota nos 12 meses anteriores. Estes indicadores resultam, em grande medida, da abordagem de predição adoptada no que concerne ao desempenho dos sistemas operacionais de voo. O responsável máximo pelo departamento de engenharia de propulsão de motores da Delta Airlines afirma que, o número de cancelamentos relacionados com a actividades de manutenção caiu 98% de 2010 a 2016 (5212 em 2010 para 123 em 2016).

As novas ferramentas de predição ajudam a agregar os códigos de falha e, recorrendo ao método "pareto" e à padronização destas ocorrências, permitem aos engenheiros e técnicos priorizar determinados componentes tidos como mais críticos para a operação e certos tipos de falhas o que permite, alocar mais eficientemente recursos na investigação dos problemas. O presidente deste operador aéreo alerta, contudo, para o perigo sensível na partilha de dados entre fabricantes de aviões concorrentes - como a Boeing ou a Airbus - e terceiros - como a GE, no fornecimento de motores, que os vários programas de manutenção preditiva em desenvolvimento ao longo destes últimos anos acarretam.

3.6.5 Exemplo 5 – Southwest Airlines - AHM – Baseado no artigo de Canaday (2016)

A Southwest Airlines – cuja frota é composta somente por B737 - explora os recursos da manutenção preditiva através da plataforma AHM, desenvolvido pela Boeing, em que, através da priorização de determinados alertas considerados mais potenciadores de problemas, estes são transmitidos aos planeadores de manutenção que consoante a análise efectuada, são agendadas reparações mesmo antes da confirmação da falha.

Para isto, esta transportadora tem alocada uma equipa de analistas de dados, engenheiros e mecânicos de manutenção, devidamente certificados, para extrair elementos, detectar tendências e examinar componentes. Estas equipas analisam dados de milhares de peças, recorrendo a informações capturadas através desta plataforma, contribuindo assim para obter uma melhor compreensão do *status* de uma peça antes que esta avarie. Com base nestes dados, os membros envolvidos desenvolvem "faixas" com determinados parâmetros e, consoante os indicadores obtidos, recolhem o componente para inspecção quando está fora dos intervalos estabelecidos, independentemente de mensagens com indicação de falha ou indicadores de avaria iminente estarem presentes.

Posteriormente, partes do componente são descartadas, mesmo que estas tenham sido dadas como operacionais nos testes de bancada realizados. Na maioria dos casos, a desmontagem veio a revelar a presença de danos no componente que levariam a uma falha no curto/médio prazo. O chefe de frota da companhia identifica o principal ganho obtido com esta nova abordagem: a melhoria na performance do sistema de ar condicionado da frota. As constantes fugas pneumáticas, situação para a qual não era encontrada razão justificativa, agora são identificadas com dias, ou até semanas, de antecedência.

3.7 Manutenção Prescritiva

A manutenção prescritiva é considerada como o próximo passo para lá da predição sobre o estado de um determinado componente. Enquanto a manutenção preditiva aborda o “que irá acontecer, quando, e porquê”, a abordagem prescritiva possibilita que os operadores aéreos não só prevejam mas que, essencialmente, desenvolvam cenários “*what if*” a fim de apurar como cada possível evento irá impactar com a operação das companhias (Deal, 2017). A análise prescritiva pode funcionar como uma directriz para os engenheiros de manutenção, através do sequenciamento de tarefas a executar para isolar o problema, na identificação do momento oportuno para efectuar o reparo e as ferramentas corretas a usar, contribuindo assim para a redução do tempo de inatividade da aeronave (ibid). Ainda de acordo com este autor, a

manutenção preditiva revolucionará as MRO, estando previsto que 50% de todos os *software* de análise de negócios incorporarão recursos prescritivos até 2020, embora a tecnologia associada a este tipo de manutenção se encontre ainda num processo inicial de adopção por parte da aviação civil.

4. Proposta e Solução

Neste capítulo são discutidas e justificadas as propostas de pesquisas efectuadas de acordo com os objectivos propostos para esta dissertação. No primeiro sub-capítulo é abordada a oportunidade dos temas em reflexão e o estado de desenvolvimento da manutenção preditiva entre os diferentes actores, recorrendo à teoria e aos exemplos anteriormente ilustrados; e no segundo apresentadas as soluções para a implementação de técnicas preditivas enquadradas nos respectivos *business models* recorrendo também aos exemplos práticos em curso.

4.1 Análise do Tema

A premência da abordagem preditiva é demonstrada pelas datas de publicação – período temporal não superior a quatro anos – de artigos científicos, revistas da especialidade e teses de doutoramento (Baptista et al., 2018; Mack, 2014; Lin et al., 2017; Raza & Ulansky, 2017; Pozzi & Shay, 2016; van Wagenen, 2016; Broderick, 2018; Shay, 2017; Canaday, 2016; Kählert, 2017; Gerdes, 2014; Zoll et al., 2018; Kans & Ingwald, 2016; Jua et al., 2016; Dijkman et al., 2015; Carlsson et al., 2016); e ainda, pelo potencial gerador de incremento de valor para os diferentes intervenientes cujo desempenho e qualidade das suas actividades se encontram implicados com a manutenção de aviões, em linha com as ideias elencadas por estes mesmos autores. A figura 2, presente na página 10, reforça também a ideia sobre a relevância das técnicas preditivas no actual panorama da aviação civil.

É de realçar também a ideia defendida por Raza e Ulansky (2017), quando afirmam que a manutenção preditiva constitui, hoje em dia, a estratégia mais auspiciosa com vista ao controlo e parametrização de desempenho dos vários sistemas e componentes de avião.

Importa sublinhar, em linha com a perspectiva sublinhada por Stadnicka et al. (2017), a cada vez maior pressão exercida por parte dos operadores aéreos para a minimização do tempo de paragem das aeronaves por acções de manutenção, em virtude de uma concorrência cada vez maior – potenciada, entre outros factores, pelo contínuo aumento de passageiros fruto também de uma maior acessibilidade a este meio de transporte – faz com que as paragens para manutenção de eventos não planeados, sejam objecto de análise e investimento por parte dos maiores operadores aéreos mundiais dada a putativa redução de custos através da redução no tempo prestado para a resposta a avarias nos sistemas e componentes instalados nos aviões.

A par das companhias aéreas, os centros de manutenção são também actores centrais nesta mudança de paradigma. Embora o *core* das actividades desenvolvidas por estes se centrar até

mais em tarefas de manutenção programadas – logo, a abordagem preditiva revela-se, de momento, não tão determinante na optimização dos tempos de paragem das aeronaves. Ainda assim, as MRO desempenham um papel relevante com vista à implementação de técnicas preditivas, não só através da resposta que também podem prestar a eventos de manutenção não programada – através dos centros de manutenção de linha - bem como, no desenvolvimento de metodologias e tendências cujo incremento de valor pode torná-las mais competitivas e diferenciadoras no sector e dentro do seu tipo de negócios e actividades.

A preponderância assumida pelos dois grandes construtores mundiais de aviões, Boeing e Airbus, na busca por um maior e mais completo aproveitamento da transformação dos dados em técnicas preditivas com valor para os seus clientes é de salientar. Prova consistente da importância desta temática para os principais fabricantes são as diversas parcerias em curso, tais como: os programas da Airbus Skywise, publicado por Dubon e Fendt (2018); PRM, ilustrado por van Wageren (2016); ou ainda o AHM da Boeing, descrito por Canaday (2016).

Corroborando esta ideia, é de realçar a importância atribuída a esta mudança de paradigma na manutenção de aviões pelos mais diversos responsáveis de companhias aéreas.

De facto, entre opiniões que sustentam que a manutenção preditiva e a integração com a *big data* não são já meros chavões, ou que a manutenção de aviões não é mais preventiva, mas antes preditiva, estas ideias são traduzidas em números avançados pelos próprios com base em diversos artigos (Pozzi & Shay (2016); Dubon & Fendt (2018); van Wagenen (2016); Broderick (2018); Shay (2017); Canaday (2016)), tais como: os 1000 potenciais eventos de falha evitados nos motores instalados em toda a frota da companhia aérea Delta Airlines, de Outubro de 2016 a Outubro do ano seguinte; os mais de 1200 atrasos, cancelamentos ou perturbações nas operações evitados ainda na mesma companhia e também durante o período de um ano; a redução no número de cancelamentos relacionados com tarefas de manutenção desta mesma companhia em 98% de 2010 a 2016; ou ainda, a redução em 25% por atrasos de manutenção verificada nos vôos da Lufthansa; a também comprovada melhoria de performance no sistema de ar condicionado nos Boeing 737 da frota da Southwest Airlines; entre outros indicadores qualitativos como “a diferença tangível para milhares de passageiros” da easyJet, conforme relato do seu presidente-executivo e, a percepção da utilidade e lógica nos programas tecnológicos de auxílio à manutenção preditiva referidos pelo responsável máximo do operador norte-americano Delta Airlines, são tudo demonstrações inequívocas do potencial associado à manutenção preditiva e da relevância deste tópico no sector da aviação civil.

Não obstante alguns desafios e constrangimentos que este tipo de parcerias potencialmente acarreta, temática mais aprofundada no final deste capítulo, o nível de comprometimento entre fabricantes e operadores é revelador do potencial de ganhos operacionais e económicos que a manutenção preditiva traduz.

Conforme sublinham Keivanpour e Ait Kadi (2015), uma abordagem com um enfoque principal no planeamento e métodos preventivos apenas responde a 11% dos casos em que os sistemas e componentes se encontrem inoperativos, o que realça ainda mais a premência da abordagem preditiva. Pelos motivos apresentados, o autor desta pesquisa encontra-se em condições de validar e justificar a relevância deste assunto para a indústria da aviação civil indo assim, ao encontro de um dos objectivos propostos para este trabalho.

Contudo, e conforme referido por Stadnicka et al. (2017), existe ainda um determinado conjunto de procedimentos técnicos e organizacionais que necessitam de uma implementação mais eficiente, com vista a uma maior criação de valor aduzidos com esta mudança de paradigma em análise e que importa considerar pois como afirma Gerdes (2014), se é um facto que a manutenção preditiva apresenta mais-valias distintivas em comparação com os métodos correctivos e preventivos, esta prática requer a implementação de processos de monitorização e controlo fiáveis.

Operador Aéreo	Período	Resultado
Delta Airlines	2016 - 2017	1000 potenciais eventos de falha evitados nos motores instalados em toda a frota
Delta Airlines	2016 - 2017	Mais de 1200 atrasos, cancelamentos ou perturbações nas operações evitados
Delta Airlines	2010 - 2016	Redução em 98% no número de cancelamentos relacionados com tarefas de manutenção
Lufthansa	n/a	Redução em 25% por atrasos de manutenção
Southwest Airlines	n/a	Melhoria de performance no sistema de A/C nos Boeing 737

Figura 10. Tabela Síntese de Resultados

4.2 Soluções de Técnicas Preditivas

Conforme sublinhado por Khawaja e McLoughlin (2012), a manutenção preditiva aplica-se entre a condição nominal e mínima dos sistemas e componentes. A fim de evitar a realização de tarefas supérfluas ou de correcção de falhas identificadas somente nesse momento, importa

definir um conjunto de medidas que contribuam para uma maior eficácia na implementação de técnicas preditivas. A saber:

- **Estipulação de Prognósticos**

Entre as diferentes perspectivas teóricas anteriormente explanadas no que concerne ao método preditivo e à sua implementação no terreno, o autor deste trabalho realça a necessidade de serem estabelecidos prognósticos conforme apontado por diversos autores (Raza & Ulansky (2017); Baptista et al. (2018); Wang et al. (2017); Okoh et al. (2017); Canaday (2017); Kählert (2017); Zoll et al. (2018)). De acordo com estes autores, a manutenção preditiva não é coadunável sem a estipulação de prognósticos. Assim, é seguro sustentar a ideia de que, somente através desta prática, é possível determinar com um maior nível de exactidão o tempo de previsão entre a falha potencial e a falha efectiva e assim, o respectivo ciclo-de-vida dos componentes.

A fim de corroborar esta afirmação, é de salientar o conceito defendido por Wang et al. (2017) ao afirmarem que, a introdução de prognósticos permite aferir o tempo estimado de operacionalidade em que um determinado componente encontra-se em condições satisfatórias de acordo com o desempenho esperado e as condições de funcionalidade do mesmo.

Conforme o estudo apresentado por Kählert (2017) para acções de manutenção em ambiente de linha – tipo de manutenção em que os métodos preditivos se relevam mais diferenciadores na cadeia de valor das tarefas de manutenção das companhias aéreas devido ao contexto operacional em que são realizadas – a abordagem através da estipulação de prognósticos é optimizadora de tempo comparada com estratégias correctivas ou baseada em diagnósticos.

Deste modo, e não obstante as imprecisões inerentes à implementação de tais práticas e, com isso, a tomada de decisões precipitadas quanto ao real estado das unidades e peças instaladas nos aviões, como também sublinham Raza e Ulansky (2017), é seguro validar a ideia defendida por Baptista et al. (2018) de que a instauração de prognósticos é uma ferramenta importante com vista a uma maior eficácia no desempenho das tarefas de manutenção, contribuindo assim para uma redução nos custos de operação das companhias aéreas com esta actividade. A validade desta abordagem é ainda reforçada com os casos de PMaaS apresentados por Zoll et al. (2018).

- **Classificação dos Prognósticos por Estratégias e Abordagens**

Após a identificação da primeira medida, importa definir métodos por forma a obter uma maior eficácia nos prognósticos estabelecidos. Para isso, são destacadas as estratégias ilustradas por Wang et al. (2017) e Kählert (2017): *opportunity-based*; e *condition-based*. Segundo estes autores, a primeira técnica aplica-se em cenários em que os componentes ainda se encontram em condições de aeronavegabilidade. Contudo, devido ao conjunto de dados apurados através, mormente, da abordagem classificativa de prognósticos ilustrados no capítulo anterior, estes mesmos componentes são substituídos fruto da proximidade de falha e/ou avaria.

Em linha com a sugestão apresentada por Wang et al. (2017), é sublinhado o potencial de eficiência na operação das companhias aéreas devido a um aumento da disponibilidade dos sistemas e uma redução nos problemas mecânicos imprevistos, em virtude desta abordagem de antecipação, planeamento e prevenção de potenciais avarias nos aviões.

No que respeita à abordagem *condition-based* é destacada a forte componente estratégica de predição associada a este método, visto que a sua prática confere aos operadores aéreos a possibilidade de apurar o estado das unidades e o momento adequado para acções de manutenção. Esta prática é estipulada com recurso a processos de avaliação e monitorização constante dos componentes e ainda através da estipulação predefinida para o momento da avaria destes. No entanto, é sublinhado o facto de esta estratégia ser somente aplicável em situações cuja reserva do desgaste seja quantificável.

De seguida, é sugerido agrupar o tipo de prognósticos considerados relevantes pelos mais diversos responsáveis para controlo e monitorização dos sistemas e componentes instalados nas aeronaves, em duas classificações: *data-driven* e *model-based*.

De acordo com os conceitos introduzidos Okoh et al. (2017) e Kählert (2017), o primeiro recorre a dados obtidos previamente e aplica a informação gerada com o intuito de identificar as características das avarias presentes e a evolução das mesmas. Okoh et al. (2017) e Kählert (2017) afirmam que este método se baseia em técnicas cuja configuração, aplicação e documentação de dados alicerçam a capacidade de decisão e é, regularmente, aplicada como estimativa, podendo dar lugar a acções de manutenção antes da ocorrência de falhas e/ou avarias recorrendo, por exemplo, a regressões temporais cujos resultados são aplicados como indicadores de tendências.

A aferição do tempo de vida útil dos componentes, o acompanhamento do processo de degradação destes através dos dados recolhidos, são também oportunidades criadas através desta categorização. Assim, a orientação por dados é sugerida como um procedimento a adoptar pelos destinatários desta dissertação como ferramenta valiosa na interpretação das ocorrências, sobretudo, nos casos em que a origem das avarias é de uma variável bastante dinâmica e, por conseguinte, de interpretação mais complexa.

A outra categorização ilustrada incorpora, justamente, valências que permitem a monitorização do processo de degradação dos componentes, tal como apresentado por Okoh et al. (2017) e Kählert (2017). Para estes mesmos autores, o método com recurso a modelos-base exige uma forte articulação entre a monitorização de testes, ensaios, e processos e a observação e condição dos sistemas e componentes, servindo os resultados para proceder a uma estimativa mais apurada quanto ao estado actual destes e sobre qualquer tipo de dano resultante de uma qualquer falha de algum mecanismo.

A fim de substanciar esta proposta, é sugerida a utilização de fórmulas matemáticas ou lógicas. Assim, é salientada a relevância quanto à implantação de medidores de falhas para fadiga, desgaste e corrosão de componentes e a relação da identificação dos mesmos traduzidos em acções de manutenção preditiva.

A par desta abordagem, Okoh et al. (2017) e Kählert (2017) sustentam que estas fórmulas são tanto ou mais eficientes quanto o nível de conhecimento verificado, fruto do saber-fazer, da experiência acumulada dos profissionais envolvidos, aliado ao uso de técnicas de inteligência computacional aplicando informação armazenada ligadas a um conjunto de regras interpretativas. Estes autores argumentam que, através de modelos estocásticos e probabilísticos no que concerne à degradação de peças e componentes, a aplicação de acções de manutenção preditiva é potencialmente mais precisa.

Assim, a definição de estratégias e classificação de abordagens com base em prognósticos são consideradas como relevantes para empreender técnicas de predição de falhas/avarias devido às valências e potencialidades anteriormente explanadas dado constituírem uma base sólida e valorativa com vista a uma utilização plena das oportunidades criadas pela manutenção preditiva.

- **Definição do Tipo e Conteúdo de Dados**

Encontrados os tipos de modelos com vista a uma utilização mais eficiente dos prognósticos estabelecidos, importa apurar que tipo de dados e como estes são obtidos, desenvolvidos e transformados em informação.

Não obstante a relevância e o incremento de valor inquestionável que a *big data* induz na implementação da manutenção preditiva apontado por Canaday (2017), ideia corroborada através dos exemplos trazidos por Chen et al. (2017) e cujas melhorias operacionais são consideravelmente ilustrativas, o procedimento a aplicar, mesmo por parte das maiores companhias aéreas e MRO, é ainda factor de incerteza. Acresce-se ainda a ideia defendida por Zoll et al. (2018), quanto à necessidade do uso de métodos e técnicas simples, devido aos riscos apontados por Jua et al. (2016), não só relativos à própria tecnologia e ao impacto organizacional mas, não de somenos, o risco financeiro associado ao recurso à *big data*. Ainda assim, Canaday (2017) ressalta que a obtenção de qualquer tipo de dados resultantes das operações das aeronaves é potencialmente benéfico para a manutenção preditiva.

De modo a responder aos desafios apresentados por forma a tornar a aplicação da manutenção preditiva mais eficiente são propostas as seguintes medidas, a saber:

- identificação e aferição de padrões de risco, levando em linha de conta uma multiplicidade de factores e prevendo resultados com o mais alto nível de precisão através do recurso a dados de referência que incorporem valores de projecto, teste e manutenção – o propósito consiste em averiguar padrões de comportamento normais dos sistemas e componentes do avião, permitindo ainda detectar intervalos de falha, indo assim ao encontro das estratégias e classificação de prognósticos previamente explanados, em concreto aquele que recorre a modelos com medidores de falhas;
- elementos da actividade das aeronaves - por forma a perceber o comportamento dos aparelhos em tempo-real, quer em vôo, quer no solo, através do recurso a algoritmos que sejam rápidos e eficazes o suficiente a fim de providenciarem comportamentos e tendências com vista à correcção imediata de avarias, em linha com a abordagem de *data-driven*;
- o uso de manuais de manutenção, ou demais ferramentas inteligentes de triagem e selecção, tais como plataformas móveis, *websites*, e arquitecturas de *cloud* com rapidez suficiente para suportar decisões que precisam de ser tomadas quase em tempo real, de modo a proporcionar aos técnicos e engenheiros actuar com vista à tomada ideal de

decisões seguindo as normas instituídas. Esta abordagem corrobora igualmente o *model-driven* de prognóstico acima referido que socorre do conhecimento e da experiência.

Contudo, e considerando a necessidade de tomadas de decisão em tempo-real e de modo a diminuir o risco de potenciais entropias no sistema, são também propostas a implementação de técnicas computacionais, de alto-desempenho através da computação *in-memory*, e preditivas com recurso à *machine learning*; e o recurso a soluções de alojamento em *cloud* de forma a acomodar uma maior armazenamento de dados, conforme apontado por Diamantoulakis et al. (2015).

É de sublinhar ainda que, numa fase inicial de implementação de medidas preditivas, o apuramento e selecção quanto ao tipo de dados a recolher deve ser aplicado de uma forma muito criteriosa, por exemplo incidir sobre sistemas e componentes considerados críticos pelos operadores aéreos, evitando assim um excesso de elementos que só contribuiriam para aumentar a dificuldade, já de si inerente, no tratamento desta informação e, de forma a transformar o seu uso em mais-valia para a operação.

Por este motivo, é defendido que a recolha e tratamento dos dados deve obedecer a critérios devidamente apurados *a priori*, considerando os sistemas e componentes mais críticos para a operação das aeronaves – posteriormente são identificados os mesmos – por forma a obter uma informação precisa que mitigue as dificuldades e incertezas inerentes à abordagem preditiva.

Considerando a similitude entre o conjunto de dados apresentados por Canaday (2017); Carlsson et al. (2015) e Diamantoulakis et al. (2015), a par dos desafios ilustrados por Chen et al. (2017), Zoll et al. (2018), Jua et al. (2016), e os métodos de prognósticos categorizados e classificados por Wang et al. (2017), Okoh et al. (2017) e Kählert (2017), é sugerida a alocação dos dados pretendidos considerando estas mesmas estratégias e abordagens de prognósticos. Esta ideia é sustentada sobretudo pelo desafio que constitui transformar estes dados em valor. Assim, esta afectação dos dados é considerada como relevante na implementação de medidas preditivas, permitindo aos intervenientes no processo de tomada de decisão aceder à informação de uma forma mais precisa.

- **Papel da IoT**

A fim de consolidar as técnicas em discussão e a alocação dos dados a estas mesmas técnicas é explanada a forma como estes elementos de suporte à decisão são alimentados, mormente através da IoT. Em linha com a ideia apresentada por Ahmad et al. (2017), quando argumentam

que a IoT constitui um veículo com vista à inovação e transformação para muitas empresas, é considerado que esta premissa também se aplica aos operadores aéreos que pretendam implementar uma abordagem preditiva para as respectivas actividades de manutenção.

A noção de que a IoT é um elemento catalisador desta abordagem, além da possibilidade de desenvolvimento de novos modelos de negócio e incremento de valor para as operações das companhias aéreas, é também reforçada com os potenciais benefícios referidos por Kans & Ingwald (2016); Zoll et al. (2018); e Dijkman et al. (2015), pois os mesmos configuram, com bastante exactidão, as mais-valias anteriormente associadas à prática da manutenção preditiva.

Apesar das dificuldades ainda presentes devido a diversos factores tais como, a implementação de dispositivos seguros, com altos níveis de escalabilidade, uma larga diversidade de objectivos e níveis de desenvolvimento tecnológico díspares, contribuírem para sistemas não estruturados e a ausência de procedimentos padrão, conforme aduzido por Ahmad et al. (2017) e Zoll et al. (2018), e a necessidade apontada por Dijkman et al. (2015) de recurso a especialistas em análise de dados, dotados com os devidos conhecimentos e formação a fim de possuírem uma competitiva capacidade analítica, é válido afirmar o papel IoT na capacidade de integração da informação, computação e comunicação e sistemas de controlo, no seguimento da opinião de Chen (2016). Conforme argumentam Xu e Chen (2016) e Chen et al. (2017), o facto de a IoT ser uma ferramenta relevante no registo do *status* e desempenho de sistemas e componentes, através dos desenvolvimentos evidenciados nos sensores e nas tecnologias de rede, também vai ao encontro da preponderância desta ferramenta.

Com vista a sustentar esta ideia, são aludidas as opiniões de Ondemir e Gupta (2014) e Deal (2017) quando enunciam o potencial da IoT na redução, ou na quase eliminação, da incerteza quanto à condição dos componentes em fim-de-vida útil - permitindo tomadas de decisão mais precisas na avaliação qualitativa dos mesmos, e com isso uma optimização dos recursos através de acções de manutenção preditivas- e ainda, o papel da IoT na recolha de dados obtidos por meio de sensores que permitem encetar um conjunto de actividades por parte das companhias aéreas, por forma a melhor actuar perante determinadas avarias, a reduzir a ocorrência de falhas e numa planificação mais apurada das tarefas de reparo das mesmas.

Pelas razões apresentadas, é demonstrado o papel vital da IoT numa efectiva e eficaz implementação de uma abordagem preditiva para os decisores de estratégia e planeamento no que concerne a acções de manutenção dentro dos operadores aéreos.

Pela relevância demonstrada no suporte à tomada de decisão com vista à implementação de uma manutenção com abordagem preditiva, o autor da presente dissertação justifica assim a sugestão destas técnicas preditivas, aos responsáveis por esta área dentro das companhias aéreas:

- estipulação de prognósticos;
- inserção e alocação dos mesmos em duas diferentes estratégias e abordagens: opportunity-based e condition-based; data-driven e model-based, respectivamente;
- definição do tipo e conteúdo de dados a obter e consignação destes de acordo com as estratégias e abordagens anteriormente definidas;
- recurso às diversas ferramentas disponíveis na IoT como forma de transmissão destes mesmos dados.

4.3 Business Models

As definições apresentadas por Tiddens et al. (2017) são fundamento para o desenvolvimento e proposta de um modelo de negócio como é o presente caso a criar para uma companhia aérea a fim de integrar técnicas resultantes da manutenção preditiva e, em que a pesquisa consiste em avaliar os impactos estratégicos da manutenção preditiva para os operadores aéreos, indo assim ao encontro do problema para pesquisa e que constituem um dos objectivos deste trabalho.

O desenvolvimento tecnológico e as respectivas funcionalidades resultantes através da IoT aplicadas à manutenção de aviões ainda se encontrarem numa fase embrionária, conforme apresentado por Dijkman et al. (2015), Zoll et al. (2018), Jua et al. (2016), Carlsson et al., (2016), e Kans & Ingwald (2016), são motivos para as companhias aéreas repensarem, estrategicamente, o modelo de negócios actual a fim de acomodarem os avanços tecnológicos referidos. É também de realçar o facto de estes modelos relacionados com a IoT contribuírem para a colaboração entre parceiros e concorrentes e também de forma inter-disciplinar entre diferentes tipos de indústria. Este facto pode contribuir para uma efectiva melhoria no tipo de tecnologia actualmente disponível, além da possibilidade de tornar esta menos onerosa.

A presente necessidade quanto à aplicação de métodos analíticos, introdução de sistemas de gestão de dados, a fim de ser preenchido uma lacuna crescente, tal como apontado por Zoll et al. (2018), entre o que a recolha de dados permite explorar e o que os serviços de operação ainda não são capazes de realizar, fica assim demonstrada. Através do desenvolvimento de modelos analíticos de predição, não só com um custo potencialmente mais baixo, mas que

permitam a criação de mais valor para as tarefas de manutenção dos operadores aéreos, é justificada a proposta de um *business model* específico da IoT, contribuindo para uma mais eficiente articulação na escolha quanto ao modelo valor através dos serviços gerados pela IoT para os diversos *stakeholders*.

4.3.1 PMaaS *Business Model*

Apesar dos desafios relatados e da falta de exemplos práticos, é de seguida proposto um *business model* de modo a permitir às companhias aéreas dotarem-se dos melhores meios com vista a uma maior eficiência no uso dos componentes através de técnicas preditivas *as-a-Service*.

Pese embora a existência de um conjunto de valências comuns a ambos os casos de PMaaS ilustrados, tais como: a adopção do mesmo tipo de abordagens ou ainda, a construção de modelos personalizados para cada operador; o caso 2 é proposto como aquele que melhor responde às necessidades dos operadores aéreos, de acordo com os objectivos presentes para esta pesquisa. Para esta opção concorrem vários factores:

- o facto de ser desenvolvido por empresas de engenharia com produção e especialização neste tipo de serviços, tornando assim que a implementação e desenvolvimento do mesmo seja realizado de uma forma mais eficiente, fruto deste saber-fazer, da produção dos próprios equipamentos, e ainda da modularização das ferramentas requeridas consoante as necessidades de cada companhia aérea;
- o recurso que faz de prognósticos, na linha dos motivos apresentados anteriormente e que justificam esta abordagem, e em como estes são adaptados ao longo do tempo consoante o input de novos dados, permitindo assim estabelecer padrões dinâmicos, variáveis de identificação de potenciais falhas/avarias;
- a melhoria contínua através de algoritmos de *machine learning*, que também vai ao encontro de técnicas previamente sugeridas, em concreto, os *model-driven*, em virtude do recurso a profissionais especializados, pois uma premissa primordial do caso 2 está relacionado com o vasto conhecimento dos processos de produção e respectivo equipamento;
- o modelo de aprendizagem estar concebido para um determinado equipamento, uma vez que é a própria empresa de engenharia detentora do serviço que o disponibiliza, evitando assim a multiplicidade de dados recolhidos com os constrangimentos que esta situação acarreta;

No entanto, e conforme é referido para ambos os casos, os desafios ainda estão bastante presentes no que concerne a esta tecnologia. O conceito de PMaaS no contexto da IoT é uma inovação ainda relativamente recente cujos modelos de negócios relacionados ainda não se encontram devidamente desenvolvidos e, por esta razão, não existe a garantia de retorno do investimento no médio-prazo. Os três grandes desafios quanto a este retorno devem-se: à vasta quantidade de diferentes aparelhos conectados, e que de momento não têm um padrão-definido no que respeita aos seus interfaces; o estado prematuro desta inovação, visto que este tipo de serviço não está ainda devidamente consolidado para a maioria das empresas de IoT, não existindo assim, uma padronização e modularização e, por esta razão, a difícil adaptabilidade que não permite uma rápida e larga implementação por parte dos diversos operadores. Esta situação prova a lenta adopção por parte do mercado e uma potencial falta de confiança nos serviços proporcionados pelas soluções IoT.

4.4 Discussão das Práticas Preditivas em Curso

A utilização do equipamento Prognos é tido como um meio relevante para a ser considerado no uso de práticas preditivas. O facto de responder a parte das dificuldades aludidas na transmissão de dados concorre para esta ideia. Conforme é descrito, através da exploração dos dados enviados pelos sistemas de avião, e que cujo programa apresenta soluções de *software* nesse sentido, é possível antecipar a necessidade de substituir determinados componentes sem esperar pelo retorno dos aviões à base de manutenção do operador do aparelho e, assim, mitigar diversos problemas operacionais, como incidentes, atrasos ou situações de AOG.

Além desta valência, um outro destaque desta aplicação prende-se com o módulo que se encontra em fase de testes para os motores. O foco dado a estes módulos críticos e especialmente relevantes para o aparelho e com um impacto assaz decisivo nas operações das companhias aéreas, contribui para esta avaliação. A grande maioria dos operadores aéreos, para não referir a totalidade, adquire os motores em regime de *leasing*, com taxas de seguro significativas, além de que estamos perante o componente cuja repercussão nas condições de aeronavegabilidade é mais limitativo em caso de avaria ou falha pelo que, o acompanhamento quanto à degradação no desempenho dos motores é assaz relevante.

Em linha com esta ideia, é também proposto o uso do programa APM devido, igualmente, ao foco que presta na monitorização dos componentes de motor. A sugestão para a adopção desta aplicação prende-se, para além dos motivos já mencionados quanto à relevância prestada a estes componentes, com a metodologia adoptada na prioritização de determinadas avarias através da

fórmula “pareto”. Em linha com esta abordagem, destaca-se também a plataforma AHM da Boeing, pois também recorre à padronização através da definição de “faixas” de avaria. Tais procedimentos, conjugados com a agregação de códigos de falha, ou ainda o estabelecimento de determinados parâmetros, vão ao encontro também da técnica de estabelecimento de prognósticos.

Como forma de também sustentar as técnicas de implementação já referidas, encontra-se o controlo de gestão apresentado pela LHT – Condition Analytics – dado ir ao encontro dos pressupostos apresentados para a estratégia e classificação dos prognósticos e a alocação de dados, de acordo com o âmbito de análise e monitorização pretendido por cada centro de manutenção. O facto de esta ferramenta ter proporcionado a diminuição em 25% dos atrasos técnicos, através da criação de equipas especializadas na investigação quanto à correlação de avarias com determinados padrões de comportamento de sistemas e componentes, baseado no saber-fazer e no capital de experiência de técnicos e engenheiros, corrobora a mais-valia desta ferramenta.

A opção por determinados sistemas e/ou componentes considerados críticos, numa primeira fase de abordagem a este tipo de manutenção preditivo, deve ser considerada por parte dos decisores dentro de um operador aéreo com uma frota mais reduzida, ao invés de uma integração geral, a fim de validar a mais-valia desta opção dado os potenciais custos envolvidos e, nesse caso, é sugerida a área dos motores, pelas razões já referidas. Assim, a par das ferramentas cujo âmbito de análise é mais focado nestas unidades, as demais tecnologias exemplificadas constituem também opções bastante válidas como práticas preditivas a implementar.

Desde a plataforma *Skywise*, que permite a troca antecipada de componentes e com isto a diminuição de atrasos e cancelamentos e ainda a possibilidade, consoante a subscrição de certos módulos, em aceder a um conjunto de acções prescritas consoante o tipo de avaria em causa o que, vai ao encontro do próximo passo com vista ao uso pleno e com valor de todas estas; ao sub-produto desta plataforma como o trocador de manutenção FOMAX que, pese embora o estado embrionário de testes tem um potencial enorme no auxílio a uma abordagem plena da manutenção preditiva, devido à possibilidade de colectar 60 vezes mais dados que os sistemas já em uso, e ainda, na transformação digital prevista para o sector com este instrumento; passando pelo PRM da Airbus, em que através de um sistema de alerta com base em prognósticos que é gerado a partir de uma plataforma de dados, contribuindo assim para a

verificação atempada de falhas nos componentes instalados no avião e assim, a diminuição do tempo de rotação dos aviões em pista, bem como do número de tarefas de manutenção não programada; e ainda pelo AHM da *Boeing*, que permite aceder a uma informação mais detalhada do estado das unidades antes da confirmação da avaria e, caso sejam verificadas certas condições com potencial de falha iminente proceder à troca das mesmas, permitindo assim mitigar a possibilidade acções de manutenção não planeadas e deste modo, alcançar maior eficiência operacional; são, por estas razões, também exemplos de práticas a considerar pelos destinatários desta dissertação devido aos ganhos operacionais associados conforme descrito e comprovado pelos seus utilizadores, aliado a todo o incremento de valor que é permitido atingir pelas companhias aéreas para as respectivas operações e tarefas de manutenção.

5. Validação dos Resultados

As acções realizadas para apurar a premência do tema assim como validar as técnicas, modelos e práticas sugeridas, dado o teor exploratório desta pesquisa, passam por entrevistar um conjunto de indivíduos especialistas no assunto indo assim ao encontro do defendido por Saunders et al. (2002) para pesquisas que têm este teor.

Os entrevistados são considerados em termos de funções, responsabilidades e saber-fazer. De qualquer forma, devido à ausência de dados concretos acerca da mais-valia da abordagem preditiva, a par da dificuldade de acesso a especialistas com conhecimento prático da manutenção preditiva, os dados não podem ser considerados como representando um espectro alargado e relevador de experiências e opiniões, embora sejam incluídos elementos para as propostas apresentadas.

De acordo com o professor Rupino da Cunha, o facto de a manutenção preditiva ainda estar a dar os primeiros passos faz com que exista um conjunto de questões regulamentares, que no sector da aviação são bastante estritas, que condicionam o processo de adopção desta abordagem por ainda carecer de solidez e confiabilidade, a fim de ser reconhecido o seu mérito junto das entidades reguladoras. Completando esta ideia, o engenheiro Sidney Stokkers afiança que o processo de adopção do método preditivo encontra-se em ambiente de demonstração operacional. Esta situação faz com que nenhuma companhia aérea possa enjeitar os padrões de manutenção predominantes no sector e adoptar uma abordagem unicamente preditiva, mesmo que com recurso a muitos dados. No entanto, para o também professor Pedro Miguel Costa, esta solução tem os seus riscos mitigados a partir do momento em que as práticas preditivas estejam devidamente regulamentadas, com base nos requisitos estabelecidos pelas respectivas entidades aeronáuticas. Este mesmo entrevistado afiança que, cumpridas as normas, não deverá existir qualquer razão para que a sua utilização não seja continuamente potenciada e melhorada.

Validando o potencial desta abordagem, o professor Rupino da Cunha assevera que os programas sugeridos como, por exemplo, o Skywise da Airbus ou a ferramenta de *condition analytics* da LHT, constituem bons exemplos no esforço de implementação da abordagem preditiva. Por sua vez, o engenheiro José de Almeida corrobora a sugestão das ferramentas em uso pela Delta Airlines. Para este responsável, a referida companhia norte-americana é a mais avançada mundialmente no que respeita ao desenvolvimento e uso de práticas preditivas, tendo sido pioneira na aplicação desta abordagem. Por este facto, a mais-valia destes programas encontra-se já mais consolidada não só pelos resultados ilustrados como também pela

sustentação ao longo dos últimos anos. A par destas, este mesmo especialista sustenta a importância quanto à implementação de programas preditivos cujo foco esteja nos componentes instalados nos motores das aeronaves devido à necessidade de um acompanhamento constante no processo de degradação deste sistema crítico para a operacionalidade das aeronaves, como é o caso do FOMAX. Ainda de acordo com o responsável pela aeronavegabilidade da frota da TAP Air Portugal, o programa em curso na Southwest Airlines é uma ferramenta a considerar, pois é uma ferramenta vital na persecução que este operador visa atingir quanto a um tempo de rotação em pista não superior a dez minutos.

O engenheiro de dados da KLM sublinha a importância quanto à implementação faseada dos métodos de controlo preditivo. Sidney Stokkers aponta mesmo os componentes e sistemas de motores como aqueles em que companhias aéreas devem considerar numa fase inicial, devido ao maior custo e impacto operacional associado. Em linha com esta ideia encontra-se Pedro Miguel Costa que, considerando que um dos objectivos da manutenção preditiva passa pelo aumento da disponibilidade das aeronaves, a implementação da mesma deve, numa primeira fase ser testada através da realização de uma prova de conceito para um determinado número de aviões de diferentes frotas. Depois de avaliados e comprovados os resultados desta prova, importa incorporar esses resultados no planeamento das operações das companhias aéreas, que deverá ser compatível com o planeamento das ações de manutenção.

Quanto às técnicas sugeridas no que respeita à definição de prognósticos, classificação destes por abordagens e categorias e o método de selecção de dados, o engenheiro da KLM afiança que esta metodologia segue as boas práticas recomendadas com vista à implementação de uma manutenção preditiva. A partir dos prognósticos é possível obter uma “maior aferição do estado dos componentes” e assim, “antecipar avarias”; o estabelecimento de modelos que combinem diferentes tipos de dados com uma inspecção física dos componentes, a monitorização contínua, a manutenção com base na *performance*; a instalação de sensores que vão alimentar dados e reduzir inspecções; e a criticidade quanto à selecção destes mesmos dados, são tudo procedimentos adoptados pela companhia aérea holandesa.

O *business model* de PMaaS designado como caso 2 é, de acordo com o docente Pedro Miguel Costa, aquele que mais benefícios apresenta. Para esta ideia concorre o facto de este ser desenvolvido e gerido por uma empresa de engenharia ou de produção, o que contribui para uma solução mais robusta e com maior potencial de melhorias do processo. Para este mesmo docente, é contudo fundamental estabelecer a relação entre este instrumento e os requisitos

regulamentares existentes. A implementação e respectiva exploração dos potenciais ganhos para as companhias aéreas só poderão ser alcançados após validação por parte das entidades aeronáuticas. Caso contrário, pode estar-se perante mais uma, sem dúvida importante, mas mais uma ferramenta de gestão. Em linha com esta premissa e com vista a uma indispensável autorização, é apresentado por este mesmo entrevistado um exemplo prático recente em que a ANAC autorizou o uso da “ferramenta/processo” *blockchain* como primeiro passo com vista ao uso pleno do *business model* de PMaaS.

O facto das ferramentas ilustradas serem detidas, na maioria das situações, por uma única entidade afasta companhias aéreas potencialmente interessadas nestes serviços devido à partilha de dados, conforme afirma o professor Rupino da Cunha. Corroborando com esta ideia, encontram-se o presidente-executivo da *Delta Airlines* – de acordo com excertos dos artigos de van Wagenen (2016); Broderick (2018); e Shay (2017); e o responsável pela aeronavegabilidade da frota da TAP Air Portugal, já que também estes alertam para a sensibilidade que a troca de dados entre clientes e terceiros suscita.

Apesar do empenho por parte de alguns dos agentes detentores das ferramentas enunciadas em convencer os demais operadores aéreos a aderir a estas plataformas, os constrangimentos inerentes prevalecem quanto à adopção de uma estratégia preditiva. Quer o professor Rupino da Cunha, quer também para o responsável pela aeronavegabilidade da frota da TAP Air Portugal, José de Almeida, os operadores aéreos adoptam uma postura bastante defensiva em relação a este assunto, devido ao potencial impacto competitivo que a facultação destes dados acarreta. Ainda assim, é assumido que qualquer destes sistemas é mais valorativo quanto puder contar com mais dados de diversos operadores.

Por fim, é de salientar a ideia comum a todos os entrevistados quanto ao potencial de ganhos operacionais através da manutenção preditiva. Como refere o engenheiro Sidney Stokkers, o custo e o impacto que um atraso ou cancelamento de um voo causa a nível operacional, mesmo que ocorrido esporadicamente, é mais considerável que o investimento necessário para a implementação de programas preditivos. Porém, bastante demonstrativo do nível prematuro que a temática da manutenção preditiva ainda apresenta são os testemunhos recolhidos junto dos elementos entrevistados da M&E da TAP Air Portugal. Conforme relatado, esta abordagem encontra-se numa fase muito embrionária e a discussão deste tema está remetida para o plano conceptual. Esta situação reforça as limitações bastante presentes no estudo deste assunto, ao mesmo tempo que induz uma ainda maior relevância quanto a necessidade de mais estudos com

vista a reforçar, junto dos destinatários desta pesquisa, a potencial mais-valia que a manutenção preditiva alavanca para as operações e acções de manutenção das companhias aéreas.

6. Conclusões

Neste capítulo são apresentadas as conclusões sobre o trabalho realizado, as recomendações quanto aos desafios inerentes à mudança de paradigma em análise e de tópicos associados como sugestão de estudo, bem como as limitações encontradas no desenrolar desta dissertação.

Através da elaboração desta dissertação é comprovada a premência da abordagem preditiva aplicada às acções de manutenção aeronáutica entre os principais actores do sector desde os fabricantes aos operadores, passando ainda pelos centros de manutenção. Esta dissertação vem corroborar o que os projectos em curso envolvendo fabricantes/operadores aéreos e também a mais recente literatura com enfoque nesta temática têm demonstrado quanto à mais-valia desta abordagem.

A evolução nas abordagens de manutenção é motivada pela maior pressão sentida pelos operadores aéreos com vista à minimização do tempo alocado a tarefas de manutenção devido à cada vez maior concorrência, contribuindo assim também para relevância na análise de técnicas e práticas preditivas.

Apesar destas oportunidades, há ainda um conjunto de mecanismos que importa considerar por parte dos decisores de acções de planeamento e estratégia dentro das companhias aéreas com vista a um aproveitamento integral potencialmente criado através desta metodologia.

Para isso, e recorrendo à revisão de literatura e à ilustração de exemplos em curso no sector da aviação civil são propostos um conjunto de processos que contribuam para um acréscimo de valor nas actividades de manutenção dos operadores aéreos, em concreto: a estipulação de prognósticos; a inserção e alocação dos mesmos em estratégias *opportunity-based* e *condition-based*; a classificação das abordagens através da *data-driven* e *model-based*; a definição do tipo e conteúdo de dados a obter consignando os mesmos de acordo com as estratégias e abordagens anteriormente definidas; e, por fim, o uso das mais diversas ferramentas disponíveis proporcionadas pela IoT como forma de transmissão destes mesmos dados.

Por forma a auxiliar estas técnicas, é apresentado um *business model* cujas técnicas preditivas são prestadas como um serviço considerado mais relevante para o efeito e ainda, discutidas ferramentas desenvolvidas pelos principais fabricantes de aeronaves e operadores aéreos, desenvolvidas em conjunto e com a prestação de terceiros.

6.1 Recomendações

A par da discussão quanto à premência da implementação duma manutenção preditiva entre os actores das indústria aeronáutica civil e da discussão de técnicas e práticas preditivas a adoptar pelos decisores de acções de estratégia e planeamento de manutenção dentro dos operadores aéreos, importa, contudo, referir um conjunto de desafios que uma mudança com este impacto organizacional acarreta quer ao nível da gestão, quer também da operação, tendo também como base os testemunhos obtidos junto dos entrevistados referidos para esta dissertação, além da discussão a partir das ideias transmitidas pelos diversos responsáveis envolvidos nesta temática da parte do fabricante e do operador.

Os exemplos referidos de parcerias para o desenvolvimento de tecnologias de suporte à manutenção preditiva entre os fabricantes de aeronaves e os operadores aéreos, e em certos casos ainda com o envolvimento de terceiros, acarreta um tipo de risco cujo efeito real ainda é de alcance desconhecido: a confidencialidade dos dados. O grande número de dispositivos conectados, bem como a quantidade de utilizadores pressupõe uma política restrita de segurança dos sistemas de acesso aos dados a fim de ser garantido que, cada utilizador só poderá aceder aos dados unicamente associados à operação da respectiva companhia aérea e, que o processo de transmissão e envio esteja devidamente acautelado no que respeita à possibilidade de acesso por parte de terceiros. O facto de os fabricantes terem acesso a dados operativos das companhias aéreas bastante mais vasto e detalhado para lá de uma relação comercial, pode aduzir uma série de constrangimentos para os segundos devido a uma excessiva exposição destes, visto que através dos elementos obtidos podem ser revelados aspectos que os operadores estão no direito de manterem confidenciais.

A possibilidade de migração de dados para uma *cloud*, a co-propriedade destes através, por exemplo, da tecnologia Skywise, é um incremento de risco, além da possibilidade inerente de acesso e extravio por parte de terceiros quando o armazenamento é feito por meios externos às próprias organizações, entre outros meios de utilização não aprovada. Ao contrário dos métodos tradicionais de privacidade, em que os direitos de acesso eram fornecidos a indivíduos, os sistemas de IoT são operados através de aplicações, o que faz com que a gestão da privacidade seja realizada automaticamente. O potencial de extravio e violação cada vez mais premente na partilha de dados confidenciais contribui para que as organizações não estejam receptivas a partilhar os seus dados, mais-a-mais quando a PMaaS exige uma configuração rígida e devidamente regulada de modo a transferir e armazenar os dados de uma forma segura.

Para isso, devem ser criadas medidas de autenticação e identificação confiáveis com recurso a algoritmos de segurança a fim de detectar qualquer tentativa de violação dos mesmos e diagnosticar ataques de segurança e, simultaneamente, implementar contra-medidas e reparos. Paralelamente, importa realçar a importância na aplicação de normas internas para lá das questões operacionais do sistema. Assim, os operadores aéreos não deverão permitir a transferência de dados considerados relevantes e sensíveis à actividade operacional para fora da companhia. A questão da segurança assenta fortemente numa rede de comunicação segura o que para tal, requer o seguimento de um protocolo capaz de incluir os aspectos mencionados.

Nesse sentido, o uso da tecnologia de *blockchain* poderá constituir uma ferramenta útil no sentido de ultrapassar esta limitação pois através desta tecnologia os serviços prestados podem revelar-se mais transparentes e eficientes, além de contribuir para o incremento na confiança quanto à adopção destas soluções. Apesar da ideia proferida, por um responsável do fabricante que disponibiliza a tecnologia Skywise, em que uma das vantagens está, justamente, relacionada com a redefinição na relação entre fornecedor e cliente através, por exemplo, da partilha de conhecimento entre estes, ainda carece de uma sólida sustentação pelos motivos elencados e que só a prática e a massificação destas plataformas poderá comprovar. Enquanto a dúvida persistir no que concerne ao titular efectivo da propriedade dos dados, qual o legal usuário e detentor de direitos dos mesmos – fabricante e/ou operador - e de que modo estes mesmos dados são geridos, ainda é prematuro afiançar sobre a mais-valia integral potenciada pela manutenção preditiva.

A par das questões legais, importa igualmente sublinhar também os desafios tecnológicos e de gestão que a abordagem preditiva e as soluções apresentadas acarretam. As arquitecturas de IoT exigem um *design* cuja integração dos diversos componentes acoplados seja eficiente, seguro e com várias soluções consoante os utilizadores. Isto deve-se ao facto do PMaaS requerer um nível considerável de escalabilidade para lidar com solicitações simultâneas de diferentes utilizadores do respectivo serviço e ainda exigir a troca segura de dados, em linha com o apresentado nos dois parágrafos anteriores.

Os *business models* em ambiente de IoT, devem ser suportados através de um número variado de utilizadores destes serviços em conjunto com empresas parceiras e especialistas neste domínio. A reduzida adesão e confiança na IoT, a juntar à falta de conhecimentos técnicos e processuais, constituem importantes desafios para uma implementação e desenvolvimento plenos de *business models*. O aspecto relacionado com a baixa adesão é de vital importância,

pois a adopção massiva poderá permitir o desenvolvimento de mais plataformas com base na IoT, além de facilitar a articulação de vários modelos de negócio com vista a criar mais valor para os vários *stakeholders*.

As arquitecturas de IoT requerem igualmente plataformas de comunicação unificadas com vista a permitir uma troca eficiente de informações. Apesar do grande número de dispositivos disponíveis, a IoT ainda carece de protocolos de comunicação padronizados, fruto da complexidade em estabelecer elos de comunicação entre diferentes tipos de tecnologias. Os sistemas de IoT lidam ainda com uma enorme quantidade de dados, que se caracterizam pela variedade, volume, velocidade e veracidade. Assim, a forma como os dados são processados e armazenados é outro desafio importante para garantir o correcto desempenho dos sistemas.

O desafio fundamental para as soluções PMaaS passa por identificar a forma mais indicada de comunicação a fim de evitar entropias nas redes e arquitecturas usadas. Portanto, o *layout* de armazenamento de PMaaS tem de obedecer a uma série de pré-requisitos para uma compreensão profunda dos dados, a fim de poderem ser devidamente usados e analisados.

A PMaaS requer ainda competências interdisciplinares e em que os utilizadores sejam capazes de compreender tanto os aspectos técnicos, como aqueles relacionados com o processo operativo. A falta de pessoal com conhecimento técnico para implementar e operar as recentes ofertas de IoT o que, com a contínua melhoria tecnológica dos serviços e a crescente quantidade de dados, torna este tópico das qualificações e competências ainda mais premente.

Para além da necessidade de pessoal mais qualificado dentro das companhias aéreas que possa contribuir para explorar todas as mais-valias da PMaaS, existe também uma lacuna no que concerne a profissionais de IT capazes de desenvolver as tecnologias necessárias de armazenamento e processamento de dados. Devido a esta situação, e como a maioria da PMaaS é concebida com base num problema específico, a complexidade em determinar um conjunto genérico de algoritmos de *machine learning* para um modelo de negócios deste tipo é maior, dada a necessidade de se adequar a todos os cenários de manutenção tornando-se assim, mais urgente o uso de tecnologias *machine learning*, que recorram a algoritmos não explicitamente programados. Todas estas situações podem impedir uma adopção plena e com efectiva criação de valor dos sistemas disponibilizados pela IoT para a manutenção preditiva.

Outros desafios emergem quanto à selecção do modelo a aplicar no contexto da PMaaS em virtude dos requisitos de padronização e modularização associados a este tipo de serviço. Este facto deve-se à constante mudança e diversidade de aplicações disponíveis através da IoT, o

que contribui para um acréscimo na dificuldade de automação na aplicação dos recursos e modelos para os serviços de PMaaS, tal como exemplificado com o caso 2.

Além das considerações legais, tecnológicas e de ferramentas de gestão, os directores de manutenção das companhias aéreas necessitam ainda de considerar o investimento a realizar na implementação das técnicas e tecnologias em proposta. Os grandes custos associados à infraestrutura e manutenção, o recurso a *clouds* e servidores, e ainda a terceirização deste tipo de serviços, o que torna o retorno do investimento nas soluções de IoT pouco claro. A fim de não exceder os potenciais ganhos sugeridos importa ponderar sobre um conjunto de questões que passam, entre outros, pela dimensão e idade da frota, dado que interessa abordar o problema ao nível de toda a frota e não só de um avião/modelo em particular; e o tipo de operação – vôos regulares, em regime de *charter*, *wet lease*, entre outros - e o âmbito geográfico em que a companhia que planeie implementar esta abordagem opera, pois são variáveis que podem influir nas mais-valias apresentadas.

Como forma de persuadir companhias aéreas menos receptivas em aderir a este tipo de abordagem por falta de recursos financeiros, é sugerida a candidatura ao programa de *software* livre ‘*Real-time Condition-based Maintenance for Adaptive Aircraft Maintenance Planning*’. Recentemente lançado pela Comissão Europeia e com duração de quatro anos, consiste no desenvolvimento de uma solução *Integrated Fleet Health Management*, cujo objectivo é substituir inspeções de intervalo fixo por manutenção *on-condition* através da pesquisa quanto à forma de usar dados de sensores.

Desta forma, a autor desta dissertação sustenta a ideia de que, só mesmo com o contínuo desenrolar das experiências em curso poderão ser obtidas mais provas da fiabilidade e maturidade destas tecnologias, ficando esta situação como uma vertente a ponderar seriamente pelos operadores aéreos que pretendam empreender esta prática preditiva.

6.2 Investigação Futura

Conforme apresentado e testemunhado, os modelos PMaaS encontram-se ainda a dar os primeiros passos e as referências bibliográficas e experiências práticas são escassas. Por este motivo, os resultados da pesquisa e respectivas conclusões não podem ser consideradas como definitivas. Assim, para futuros projectos de pesquisa é sugerida a elaboração e desenvolvimento de mais ensaios teóricos e modelos de negócio relacionados com a PMaaS, beneficiando de um maior avanço tecnológico, a fim de uma maior sustentação nos resultados já obtidos, permitindo desta forma a comparação com os resultados alcançados de momento.

Adicionalmente, é também proposta a implementação e o desenvolvimento de *benchmarking* em relação aos dois casos de PMaaS apresentados. A implementação de um destes casos de PMaaS em contexto real poderá contribuir para especificar ainda mais o espectro de modelos que sigam esta abordagem e assim, permitir alargar o leque de opções a seguir a fim de melhor responder aos desafios apresentados. A par desta proposta, é igualmente sugerida a procura das melhores práticas na gestão dos serviços de IT dado o potencial de melhoria que pode induzir no conceito de PMaaS, contribuindo assim, para o aumento da eficiência do serviço a prestar, bem como uma gestão mais adequada do tempo-de-vida dos componentes e sistemas.

Ainda em relação aos casos apresentados, é recomendado a criação de uma estrutura holística para soluções PMaaS através de empresas de engenharia, conforme exemplificado através do caso 2. Esta situação, pode desencadear o aparecimento de mais ofertas e, conseqüentemente, uma adopção mais generalizada destas soluções.

Com vista a explorar o potencial de vantagens elencadas e impulsionado pelo aumento da disponibilidade de dados; crescentes recursos de *hardware*, soluções através da *cloud* e algoritmos sofisticados, as estratégias de *machine learning* podem permitir para uma abordagem eficaz na resolução de problemas de maior complexidade analítica no campo da manutenção preditiva. Conforme descrito, a manutenção através de uma abordagem prescritiva poderá constituir uma “revolução” para os centros de manutenção, pois propicia o desenvolvimento de cenários “*what if*” aquando de cada possível evento de manutenção não planeada e qual o impacto de cada ocorrência na operação das companhias aéreas. Este método tem um potencial de progressão a considerar devido ao recurso que faz da inteligência artificial. Através da definição de directizes que vão desde o sequenciamento de tarefas, à decisão sobre que medidas adoptar e quando, passando ainda pelo uso das ferramentas correctas que, numa fase inicial ainda deverão necessitar dos conhecimentos e experiência dos engenheiros de manutenção, o desenvolvimento desta tecnologia pode aumentar consideravelmente o leque de opções e variáveis e contribuir para uma cada vez maior redução do tempo de imobilização das aeronaves. Pese embora o facto de esta ferramenta ainda se encontrar num processo embrionário no campo da aviação civil, também por este motivo e pela previsão de até 2020, à volta de 50% de todos os *software* de análise de dados terão incorporados funcionalidades prescritivas, são motivos que concorrem para a sugestão de estudo apresentada.

Por fim, é também proposto para estudo o impacto financeiro associado à implementação e desenvolvimento das técnicas preditivas com vista a uma maior sustentação das sugestões

apresentadas. As opções estratégicas de âmbito não-financeiro, nas quais se inserem os casos apresentados, devem, no médio-prazo, também considerar questões de ordem financeira. Apesar da natureza das propostas discutidas para esta pesquisa assumir um carácter exploratório, os investimentos potencialmente avultados a realizar tornam mais premente esta necessidade, a fim de assegurar a viabilidade operacional no médio-prazo, mesmo considerando o aumento potencial de eficácia que a manutenção preditiva induz no desempenho das tarefas de manutenção dos operadores aéreos obtendo por esta via, uma eventual diminuição nos custos.

6.3 Limitações

Importa ainda apresentar as limitações presentes na condução desta tese cujo principal entrave prende-se com a questão da partilha de dados por parte das companhias aéreas para este tipo de investigação. Devido a esta condicionante, a proposta de práticas preditivas socorre-se, em grande medida, de práticas em desenvolvimento nesta indústria cuja publicação assenta em artigos não científicos. Deste modo, a validade das mesmas pode ser mitigada por uma abordagem, de certa forma, promocional. A esta situação, junta-se ainda o número reduzido de entidades e indivíduos disponível para colaborar neste estudo, o que reduz o leque de pessoas a entrevistar e assim, o estreitamento nas propostas. Assim, a inviabilização em realizar um estudo de caso cujo desenvolvimento seria útil ao contribuir para uma mais sólida sustentação das sugestões apresentadas através, por exemplo, da avaliação de um determinado tipo de componente a fim de apurar a relevância de certos dados; em que moldes se concretiza as estratégias enunciadas; como se processa a integração/interoperabilidade das técnicas e práticas sugeridas; minora a validade na demonstração dos benefícios referidos em termos de optimização do tempo para resolução das avarias e, conseqüentemente, na redução de custos, por força do carácter mais exploratório seguido no desenvolvimento desta dissertação. O facto de as soluções de PMaaS assentarem exclusivamente num único artigo também faz com que a proposta de *business model* sugerida possa, de certa forma, ver diminuída a validade desta solução.

Por fim, importa também salientar a especificidade do sector, em geral, e do problema em discussão, em particular, que concorrem também para esta dificuldade no acesso a informação pertinente e uma determinada carência de fontes de cariz científico, a que se junta ainda o estado embrionário da abordagem preditiva e por isso, difícil de quantificar com números a mais-valia das técnicas e práticas sugeridas.

Bibliografia

Ahmad, A.; Bouquet, F.; Fournier, E.; e Legeard, B. (2017). Model-based testing for internet of things systems, *Advances in Computers*, 108, 1-58.

Baptista, M.; Sankararaman, S.; de Medeiros, I.; Nascimento Jr., C.; Prendinger, H.; e Henriques, E. (2018). Forecasting fault events for predictive maintenance using data-driven techniques and ARMA modeling, *Computers & Industrial Engineering*, 115, 41-53.

Biggam, J. (2011). *Succeeding with your master's dissertation: A step-by-step handbook*. 2ª. Edição, Nova Iorque: McGraw-Hill International.

Broderick, S. (2018). Delta's Maintenance Prognostics Will Continue On Newest Aircraft - Airline's in-house maintenance prognostics program will adapt for data-rich models. MRO-Network.com. Disponível em: <http://www.mro-network.com/big-data/deltas-maintenance-prognostics-will-continue-newest-aircraft>. Publicado a 16.4.2018

Brothers, E. (2017, March). Prescriptive analytics in aircraft maintenance, Aerospace Manufacturing and Design. Disponível em: <http://magazine.aerospacemanufacturinganddesign.com/article/march-2017/prescriptive-analytics-in-aircraft-maintenance.aspx>. Publicado em Março 2017.

Canaday, H. (2016). How Airlines, Suppliers Are Cutting MRO Costs, Aviation Week Network. Disponível em: <http://www.mro-network.com/maintenance-repair-overhaul/how-airlines-suppliers-are-cutting-mro-costs>. Publicado a 11.8.2016

Canaday, H. (2017). Sharing Data For Predictive Maintenance, Aviation Week Network. Disponível em: <http://aviationweek.com/aviation-maintenance-and-support-software/sharing-data-predictive-maintenance>. Publicado a 9.3.2017

Carlsson, C.; Heikkilä, M.; e Mezei, J. (2016). Fuzzy Entropy Used for Predictive Analytics. *Fuzzy Logic in Its 50th Year*, (12), 187-209

Chen, Y. (2016). Analyzing and visual programming internet of things and autonomous decentralized systems, *Simulation Modelling Practice and Theory*, 65, 1-10.

Chen, H.-M.; Kazman, R.; Schütz, R.; e Matthes, F. (2017). How Lufthansa Capitalized on Big Data for Business Model Renovation. *MIS Quarterly Executive*, 16, 19-34.

Christer, K. (2009). ***Research Methods for Operations Management***. 1ª. Edição, Nova Iorque: Taylor & Francis Publications.

Cohen, L.; Manion, L.; e Morrison, K. (2011). ***Research Methods in Education***. 7ª. Edição, Nova Iorque: Routledge.

Cooper, D.; e Schindler, P. (2008). ***Business Research Methods***, 10ª. Edição, Londres: McGraw-Hill.

Deal, K. (2017). Airlines and MRO to benefit from IoT, prescriptive maintenance, augmented reality in 2017, Intelligent Aerospace. Disponível em: <http://www.intelligent-aerospace.com/articles/2017/01/airlines-and-mro-to-benefit-from-iot-prescriptive-maintenance-augmented-reality-in-2017.html>. Publicado a 12.1.2017

Diamantoulakis, P., Kapinas, V., e Karagiannidis, G. (2015). Big data analytics for dynamic energy management in smart grids. ***Big Data Research***, 2 (3), 94–101.

Dubont, J.; e Fendt, M. (2018). easyJet signs Skywise Predictive Maintenance agreement with Airbus for its entire fleet. Disponível em: <http://www.airbus.com/newsroom/press-releases/en/2018/03/easyjet-signs-skywise-predictive-maintenance-agreement-with-airb.html>. Publicado a 27.3.2018

Daniel Kiel, D.; Arnold, C.; e Voigt, K-I. (2017). The influence of the Industrial Internet of Things on business models of established manufacturing companies – A business level perspective. ***Technovation***, (68), 4-19.

Dijkman, R.; Sprenkels, B.; Peeters, T.; e Janssen, A. (2015). Business models for the Internet of Things, ***International Journal of Information Management***, 35 (6), 672-678.

Gerdes, M. (2014). ***Predictive health monitoring for aircraft systems using decision trees***. Licenciate Thesis, Linköping University, Linköping, Suécia.

Jua, J.; Kim, M.-S.; e Ahn, J.-H. (2016). Prototyping Business Models for IoT Service. ***Procedia Computer Science***, (91), 882-890.

Karim, R.; Westerberg, J.; Galar, D.; and Kumar, U. (2016). Maintenance analytics – The new know in maintenance. ***IFAC-PapersOnLine***, 49 (28), 214-219.

Keivanpour, S.; e Ait Kadi D. (2015). A sustainable approach to aircraft engine maintenance. ***IFAC-PapersOnLine***, 48(3), 977-982.

Kählert, A. (2017). *Specification and evaluation of prediction concepts in aircraft maintenance*. PhD Thesis, Technische Universität, Darmstadt, Alemanha.

Kans, M.; e Ingwald, A. (2016). *Business Model Development Towards Service Management 4.0*. Product-Service Systems across Life Cycle, (47), 489-494.

Khawaja, M.; e McLoughlin, B. (19.10.2012). *Benefits of optimizing maintenance intervals*. Documento apresentado na IATA 8th Maintenance Cost Conference, Atlanta, E.U.A..

Lin, L.; Luo, B.; e Zhong, S. (2017). Development and application of maintenance decision-making support system for aircraft fleet. *Advances in Engineering Software*, 114, 192-207.

Mack, P. (2014). Big Data, Data Mining, and Predictive Analytics and High Performance Computing. *Renewable Energy Integration*, 35, 439-454.

Matyas, K.; Nemeth, T.; Kovacs; K.; e Glawar, R. (2017). A procedural approach for realizing prescriptive maintenance planning in manufacturing industries. *CIRP Annals*, 66(1), 461-464.

Nettleton, D. (2014). *Commercial data mining: Processing, analysis and modeling for predictive analytics projects - The savvy manager's guide*. 1.^a Edição, San Francisco: Morgan Kaufmann.

Noor, K. (2008). Case study: a strategic research methodology. *American Journal of Applied Sciences*, 5(11), 1602.

Okoh, C.; Roy, R.; e Mehnen, J. (2017). Predictive maintenance modelling for through-life engineering services. *Procedia CIRP*, 59, 196-201.

Ondemir, O.; e Gupta, S. (2014). Quality management in product recovery using the Internet of Things: An optimization approach, *Computers in Industry*, 65(3), 491-504.

Phillippe, M. (2014). Big data, data mining, and predictive analytics and high performance computing, renewable energy integration practical management of variability, uncertainty and flexibility in power grids. *Academic Press*, 35, 439–454.

Pozzi, J.; e Shay, L. A. (2016). European Airline MROs Make Big Data Pragmatic. MRO-Network.com. Disponível em: <http://www.mro-network.com/maintenance-repair-overhaul/european-airline-mros-make-big-data-pragmatic>. Publicado a 1.11.2016

Raza, A.; e Ulansky, V. (2017). Modelling of predictive maintenance for a periodically inspected system. *Procedia CIRP*, 59, 95-101.

Ridley, D. (2008). *The literature review: A step-by-step guide for students*. 1ª. Edição, Londres: Sage Publications.

Robert K. (2009). *Case Study Research: Design and Methods*. 4ª. Edição, Los Angeles: Sage Publications.

Robson, C. (2002). *Real World Research*. 2ª. Edição, Oxford: Blackwell.

Rugg, G.; e Petre, M. (2006). *A gentle guide to research methods*. 1ª. Edição, Nova Iorque: McGraw-Hill International.

Sahay, A. (2012). *An overview of aircraft maintenance. Leveraging information technology for optimal aircraft maintenance, repair and overhaul (MRO)*. Cambridge: Woodhead Publishing.

Saunders, M.; Lewis, P.; e Thornhill, A. (2009). *Research methods for business students*. 5ª. Edição, Essex: Prentice Hall.

Seuring, S.; Kotzab, H.; Reiner, G.; e Muller, M. (2005). *Research methodologies in supply chain management*. 1ª. Edição, Heidelberg: Physica-Verlag.

Shay, L. A. (2017). Delta's Predictive Analytics Drives On-Time Performance Improvements. MRO-Network. Disponível em: <http://www.mro-network.com/airlines/delta-s-predictive-analytics-drives-time-performance-improvements>. Publicado a 27.10.2017

Stadnicka, D.; Arkhipov, D.; Battaia, O.; e Ratnayake, C. (2017). Skills management in the optimization of aircraft maintenance processes. *IFAC-PapersOnLine*, 50 (1), 6912-6917.

Tiddens, W.; Tinga, T.; Braaksma, A.; e Brouwer, O. (2017). The business case for condition-based maintenance: A hybrid (non-) financial approach. *Safety and Reliability – Theory and Applications*, 822-829.

Tinsley, R.; e Lynch, P. (2001). Small tourism business networks and destination development. *International Journal of Hospitality Management*, 20(4), 367-378.

van Aken, J.; Berends, H.; e van der Bij, H. (2012). *Problem solving in organizations: A methodological handbook for business and management students*. Documento apresentado na Cambridge University Press.

van Wagenen, J. (2016). Delta Air Lines Emerges as Launch Customer for Airbus Predictive Maintenance. Aviation Today. Disponível em:

<http://www.aviationtoday.com/2016/05/31/delta-air-lines-emerges-as-launch-customer-for-airbus-predictive-maintenance/>. Publicado a 31.5.2016

Vianna, W.; e Yoneyama, T. (2017). Predictive maintenance optimization for aircraft redundant systems subjected to multiple wear profiles. *IEEE Systems Journal*, PP (99), 1-12.

Walliman, N. (2005). *Your research project: a step-by-step guide for the first-time researcher*. 2ª. Edição, Londres: Sage Publications.

Wang, Y.; Gogu, C.; Binaud, N.; Bes, C.; Haftka, R.T.; e Kim, N.H. (2017). A cost driven predictive maintenance policy for structural airframe maintenance. *Chinese Journal of Aeronautics*, 30(3), 1242-1257.

Xu, Y.; e Chen, M. (2016). Improving just-in-time manufacturing operations by using Internet of Things based solutions. *Procedia CIRP*, 56, 326-331.

Yang, Z.; e Yang, G. (2012). Optimization of aircraft maintenance plan based on genetic Algorithm. *International Conference on Medical Physics and Biomedical Engineering*, 33(2012), 580-586.

Zhang, Y.; e Wildemuth, B. (2009). Unstructured interview. In B. Wildemuth (Ed.). *Applications of Social Research Methods to Questions in Information and Library Science*, 222-231. Westport: Libraries Unlimited

Zoll, M.; Jäck, D.; e Vogt, M. (2018). Evaluation of Predictive-Maintenance-as-a-Service Business Models in the Internet of Things. *2018 IEEE International Conference on Engineering, Technology and Innovation*, Estugarda, Alemanha.

Anexos

Questões Estruturadas

1. Quais os principais riscos e desafios associados à implementação de medidas preditivas por parte de uma companhia aérea?
2. De que modo considera que as técnicas ilustradas podem relevar-se úteis com vista à definição de uma estratégia de implementação da manutenção preditiva para os operadores aéreos?
3. Em que medida as práticas apresentadas de manutenção preditiva constituem uma base sólida e valorativa para os responsáveis pela tomada de decisões relativas ao planeamento de estratégias de manutenção dentro de uma companhia aérea?
4. Qual dos casos apresentados considera mais benéfico para os modelos de negócio PMaaS e porquê, e como poderá ser esta abordagem implementada por parte de um operador aéreo?
5. Que perspectivas considera úteis explorar/aprofundar a fim dos casos de PMaaS serem melhorado também considerando os desafios técnicos apresentados?

Respostas

Luís Pimentel Oliveira, Joel Ferreira e Tiago Cordeiro:

Neste momento a TAP Air Portugal ainda se encontra numa fase muito embrionária da manutenção preditiva, pelo que nos é difícil dar uma resposta mais concreta. As questões colocadas são aplicáveis a uma companhia aérea que já se encontre num estágio mais avançado na implementação da mesma, como são os casos referidos. A discussão deste tema internamente está cingida, de momento, a conceitos mais genéricos.

Pedro Miguel Costa:

1. Desde que o enquadramento da manutenção preditiva seja realizado ao abrigo dos requisitos regulamentares existentes no âmbito do desenvolvimento dos programas de manutenção das aeronaves, os riscos estão mitigados.
2. Um dos objectivos da manutenção preditiva é aumentar a disponibilidade das aeronaves. Assim, numa primeira fase deve ser testado com a realização de uma prova de conceito para um determinado número de aviões de diferentes frotas. Depois de avaliados e comprovados os

resultados desta prova, importa incorporar esses resultados no planeamento das operações das companhias aéreas, que deverá ser compatível com o planeamento das ações de manutenção.

3. Conforme referido anteriormente, a partir do momento em que as técnicas de manutenção preditivas referidas estejam devidamente regulamentadas pelas entidades aeronáuticas internacionais, como a EASA, ou nacionais, como a ANAC, não deverá existir qualquer razão para que a sua utilização não seja potenciada e melhorada.

4. Caso 2: A PMaaS é desenvolvido e gerido por uma empresa de engenharia ou de produção, como demonstrado na imagem 9. Este processo é mais robusto e com maior potencial de melhorias do processo.

5. É fundamental estabelecer a relação com os requisitos regulamentares existentes. Sem estar aceite pelas entidades aeronáuticas, as companhias não a poderão potenciar. Desta forma será mais uma, sem dúvida importante, mas mais uma ferramenta de gestão. Por exemplo: recentemente a utilização da "ferramenta/processo" blockchain foi autorizada pela ANAC.