



**MESTRADO EM**

**CIÊNCIAS EMPRESARIAIS**

**TRABALHO FINAL DE MESTRADO**

**DISSERTAÇÃO**

**ÉTICA E ADOÇÃO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

**MARTIM ALVES GARCIA TRINDADE VEIGA**

**OUTUBRO - 2021**



LISBON  
SCHOOL OF  
ECONOMICS &  
MANAGEMENT  
UNIVERSIDADE DE LISBOA

**MESTRADO EM**  
**CIÊNCIAS EMPRESARIAIS**

**TRABALHO FINAL DE MESTRADO**

**DISSERTAÇÃO**

**ÉTICA E ADOÇÃO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

**MARTIM ALVES GARCIA TRINDADE VEIGA**

**ORIENTAÇÃO:**

**PROFESSOR DOUTOR CARLOS MANUEL JORGE DA COSTA**

**OUTUBRO - 2021**

## **Abstract**

During the last years, we have been witnessing to a very marked development and growth in Artificial Intelligence. According to Liu (2020), in 2019, there was a growth of the revenues in this area, approximately, of 50 percent. The growth of the data volume generated by sensors and machines, combined with the information flow resulted from the user actions on the internet, with high investments of the governments and the companies in this area, provided the practice and develop of the algorithms of the Artificial Intelligence (Lee, 2018). However, people in general started to feel a certain fear regarding to the security and privacy of their own personal data and the theme of Ethics began to be discussed more regularly (Oliveira, 2017, Piteira et al, 2019).

The investigation aim of this work is to understand which factors require the adoption of the Artificial Intelligence nowadays in our society having as a mandatory assumption Ethics and the respect towards data and people privacy. With that purpose in mind, a model has been created, mainly supported by the theories of the adoption and successful of the information systems (Davis, 1989, Venkatesh et al., 2012, Delone & McLean, 2003). The suggested model has been tested and validated through Structural Equation Model, based on data took back from the respondent answers to the online questionnaire : 237 answers, mainly from the Information Technologies people.

The results obtained enabled to validate six from the eight investigation hypothesis of the purposed model and it was not possible to confirm any association between the Social Influence dimension and the variables Behavioural Intention and Use of the Artificial Intelligence. The aim of this work was accomplished, once the theme of the investigation was validated and it could be proved that is possible to adopt the Artificial Intelligence in our society, using the Attitude Towards Ethical Behavioural dimension as the mainstay of the model.

**Keywords:** Adoption, Ethics, Artificial Intelligence

## Resumo

Nos últimos anos, tem-se vindo a assistir a um desenvolvimento e crescimento acentuados da área da Inteligência Artificial, sendo que no ano de 2019, segundo Liu (2020), se registou um crescimento de aproximadamente cinquenta por cento das receitas desta área. O aumento do volume de dados gerados por sensores e máquinas, combinado com o fluxo de informações proveniente das ações dos utilizadores na Internet e com os elevados investimentos dos governos e empresas nesta área permitiram treinar e melhorar os algoritmos de Inteligência Artificial (Lee, 2018). Todavia, as pessoas desenvolveram um certo receio relativamente à segurança e privacidade dos seus dados pessoais, tendo começado a ser debatida com maior regularidade a questão Ética (Oliveira, 2017, Piteira et al, 2019).

A questão de investigação deste trabalho passa por perceber quais os fatores que levam à adoção da Inteligência Artificial na sociedade atual, tendo como pressuposto obrigatório a Ética e o respeito pelos dados e privacidade das pessoas. Com esse propósito, foi elaborado um modelo, suportado nas teorias de adoção e sucesso de sistemas de informação (Davis, 1989, Venkatesh et al., 2012, Delone & McLean, 2003). O modelo proposto foi testado e validado através do Modelo das Equações Estruturais, com base em dados extraídos das respostas dos inquiridos ao questionário online, tendo sido obtidas 237 respostas de pessoas sobretudo da área das Tecnologias de Informação.

Os resultados obtidos permitiram validar seis das oito hipóteses de investigação do modelo proposto, sendo que não foi possível verificar correlação entre a dimensão Influência Social e as variáveis Intenção Comportamental e Uso da Inteligência Artificial. O objetivo deste trabalho foi alcançado, uma vez que a questão da investigação foi validada e se conseguiu provar que é possível adotar Inteligência Artificial na sociedade, utilizando a dimensão Atitude Face ao Comportamento Ético como pilar do modelo.

Palavras-chave: Adoção, Ética, Inteligência Artificial

## **Agradecimentos**

Quero em primeiro lugar agradecer a toda a minha família, nomeadamente ao meu pai, à minha mãe, ao meu irmão e à minha irmã por todo o apoio que me deram ao longo destes desafiantes meses. Sem a vossa ajuda e motivação teria sido bastante mais complicado. Obrigado.

Gostava também de deixar uma palavra de agradecimento a todos os meus amigos pela paciência e pela disponibilidade em ajudar sempre que necessário, em especial à minha namorada que sempre me apoiou. Foram sem dúvida muito importantes para a finalização deste trabalho.

Agradeço também ao meu orientador, Professor Doutor Carlos Manuel Jorge da Costa, pela presença, pelas reuniões e pelo constante aconselhamento que me deu no decorrer do trabalho. Não foram meses fáceis mas valeu a pena.

Queria ainda agradecer ao Instituto Superior de Economia e Gestão (ISEG) por me ter facultado os materiais e conhecimentos fundamentais para desenvolver este trabalho.

Por último, agradecer ao meu amigo Márcio Ozal por todas referências e livros que me passou nos últimos meses, bem como pela ideia que culminou no tema final da minha tese. Obrigado.

# Índice

Abstract .....	i
Resumo.....	ii
Agradecimentos .....	iii
Índice.....	iv
1. Introdução.....	1
2. Revisão da Literatura.....	4
2.1. Inteligência Artificial.....	4
2.1.1. História .....	5
2.1.2. Aprendizagem Automática (Machine Learning) .....	6
2.1.3. Deep Learning .....	7
2.2. Adoção.....	8
2.2.1. Difusão de Tecnologia .....	8
2.2.2. Uso e Adoção.....	10
2.2.3. Sucesso .....	13
2.2.4. Adoção da Inteligência Artificial.....	16
2.3. Dimensão Ética.....	18
2.3.1. Proteção de Dados .....	18
2.3.2. Ética .....	19
2.4. Síntese .....	20
3. Modelo Proposto .....	21
4. Método.....	25
4.1. Instrumento de Medida .....	25
4.2. Recolha de Dados.....	26
4.3. Análise de Dados .....	26
5. Análise e Resultados.....	28
5.1. Avaliação do Modelo de Medida .....	28
5.2. Avaliação do Modelo Estrutural.....	29
5.3. Discussão.....	32
6. Conclusões.....	35
Bibliografia .....	37
Anexos.....	45

## **Índice de Figuras**

Figura 1. Modelo de Aceitação da Tecnologia (1998).....	11
Figura 2. Teoria Unificada de Aceitação e Uso da Tecnologia (2003).....	13
Figura 3. Modelo de DeLone & McLean (2003) .....	16
Figura 4. Modelo Proposto.....	21
Figura 5. Modelo de Adoção de Inteligência Artificial Final .....	31

## **Índice de Tabelas**

Tabela I. Dimensões do Modelo Proposto .....	25
Tabela II. Critério de Fornell-Larcker.....	29
Tabela III. Inner VIF.....	30
Tabela IV. Coeficiente de Determinação ( $R^2$ ).....	30
Tabela V. Betas, P-Values, $F^2$ , Efeito e Decisão das Hipóteses de Investigação .....	32

## **Lista de Anexos**

Anexo 1. Questionário Elaborado .....	45
Anexo 2. Resultados do Questionário .....	46
Anexo 3. Cross Loadings .....	47
Anexo 4. Outer Loadings, Composite Reliability e AVE .....	48

# 1. Introdução

## Enquadramento

Atualmente vivemos num mundo totalmente preenchido e abrangido pelo impacto da tecnologia nas pessoas, nas empresas e na sociedade em geral, sob a forma de máquinas, sensores, câmaras ou algoritmos, que funcionam com base em dados gerados diariamente. Hoje em dia é praticamente impossível abstrairmo-nos dos conceitos de dados, máquinas e informação, o que comprova o que foi escrito por Alvin Toffler (1970) quando referiu que a mudança do mundo atual seria provocada essencialmente pela tecnologia.

O conceito de tecnologia pode ser usado em várias áreas de aplicação, sendo que a área da Inteligência Artificial é uma das de maior crescimento nas últimas décadas, sobretudo na China e nos Estados Unidos da América (Liu, 2020). O aparecimento da Inteligência Artificial ocorreu após Alan Turing (1950) questionar se seria efetivamente possível uma máquina pensar e, caso fosse, de que maneira era exequível esse processo acontecer. Stephen Hawking defendeu que a capacidade, se alcançada, de construir algoritmos de Inteligência Artificial poderia vir a ser um dos maiores feitos da história da Humanidade, quer pela sua dificuldade inerente, quer pelo impacto que esse feito teria no futuro a curto, médio e longo prazo na sociedade. Por outro lado, defendeu que a Inteligência Artificial poderia vir a ser bastante perigosa no futuro da Humanidade, admitindo inclusivamente a hipótese de destruir a mesma, caso não fosse devidamente controlada (Hawking, 2020).

Segundo dados de um estudo elaborado por J. Clement (2020), atualmente existem mais de 4.66 mil milhões de utilizadores na Internet, dos quais cerca de 4,08 mil milhões são considerados ativos nas redes sociais. Este enorme fluxo de informações e conexões entre as pessoas gera um volume bastante elevado de dados, o que contribui para a criação e treino de algoritmos de Inteligência Artificial, nomeadamente sob a forma de Machine e Deep Learning (Lee, 2018). Um outro estudo realizado por Liu (2020) referiu que a área da Inteligência Artificial gerou receitas, a nível mundial, de mais de 10 mil milhões de dólares e teve um crescimento superior a 50%, no ano de 2019, o que demonstra a expansão da mesma. Este crescimento praticamente exponencial pode ser explicado pelo aumento do volume de dados, que permite treinar de forma mais precisa as máquinas e

os algoritmos de Inteligência Artificial, pelos elevados montantes investidos pelas empresas de investigação e desenvolvimento, sobretudo chinesas e americanas, e pelos incentivos fiscais dos governos de determinados países (Lee, 2018).

Atualmente, não existe consenso entre a população mundial relativamente às vantagens e à necessidade de implementar na sociedade algoritmos e ferramentas que tenham como base a Inteligência Artificial. Embora muitas pessoas tenham noção do valor acrescentado que a boa utilização desta tecnologia possa trazer para as suas vidas pessoais e profissionais, existe um outro grupo mais cético relativamente aos perigos que a mesma poderá trazer para si e para os seus dados pessoais (Oliveira, 2017).

A literatura científica tem-se debruçado sobre a ética na inteligência artificial, identificando várias preocupações (Piteira et al, 2019). Segundo Carvalho (2021), existe alguma apreensão associada à área da Inteligência Artificial, sendo que os medos mais relevantes se prendem com o receio de certas pessoas verem afetadas a privacidade e a segurança dos seus dados pessoais, e o receio de verem as suas profissões serem ocupadas por robôs, capazes de desempenhar as mesmas tarefas com uma precisão e velocidade superiores.

### **Questão de Investigação e Objetivos**

Depois de percebida a importância da Inteligência Artificial nos dias que correm e a necessidade de implementar e adotar políticas que respeitem e tenham como fundamentos essenciais os valores éticos dos cidadãos, e tendo em conta que a temática da ética não foi estudada com profundidade no contexto da adoção de inteligência artificial, propõe-se a seguinte questão de investigação: quais os fatores que levam à adoção da Inteligência Artificial na sociedade atual, tendo como pressuposto obrigatório a Ética e o respeito pelos dados e privacidade das pessoas?

O principal objetivo desta dissertação é a criação de um novo modelo de adoção e aceitação de Inteligência Artificial que tenha como principais pilares a Ética e o respeito pela proteção dos dados das pessoas, no qual serão tidos em conta alguns dos modelos e teorias mais relevantes, como os modelos de Delone & McLean, UTAUT e TAM. De forma a validar a estrutura e a aplicabilidade do modelo proposto, bem como a responder a todas as hipóteses de investigação delineadas, será criado um questionário e partilhado

com pessoas de diversas áreas, sobretudo de tecnologias, ao qual será aplicado o modelo das Equações Estruturais.

O modelo inicialmente proposto apresentou resultados positivos nas análises e nas validações estruturais, pelo que a Questão de Investigação foi comprovada. Conseguiu garantir-se que a adoção de mecanismos de Inteligência Artificial é possível ser feita na sociedade, utilizando como principais pilares os valores éticos, a proteção dos dados pessoais e o respeito pela privacidade das pessoas. A contribuição teórica final do trabalho consiste na criação de um modelo com diversas dimensões que explicam a adoção da Inteligência Artificial, sendo que a variável Ética é uma das mais importantes.

### **Estrutura da Dissertação**

Com o objetivo de responder à questão de investigação apresentada será inicialmente realizada uma Revisão de Literatura, que cobrirá alguns dos conceitos mais relevantes do tema, bem como os principais marcos da história da Inteligência Artificial. De seguida, na parte 3, será elaborado e apresentado o modelo proposto, o qual resultará das principais conclusões da Revisão de Literatura, e as hipóteses de investigação. Nas partes 4 e 5 será apresentada a estrutura do questionário e usado o software Smart PLS 3.0 com o intuito de analisar os dados do mesmo, bem como validar a estrutura e validade do modelo. Por último, na parte 6 serão apresentadas as principais conclusões do trabalho e possíveis trabalhos futuros.

## **2. Revisão da Literatura**

Ao longo deste capítulo serão apresentados e explicados conceitos necessários para responder à questão de investigação anteriormente delineada. Na secção 2.1. serão abordados os conceitos de Machine Learning, Deep Learning e Inteligência Artificial. No ponto 2.2. irão ser apresentadas algumas das teorias mais relevantes, no que toca aos temas de Difusão, Uso, Adoção e Sucesso de modelos de Tecnologias de Informação. No subcapítulo 2.3. serão referidos os conceitos de Ética e proteção de dados. Por último, no capítulo 2.4. serão referidas as principais conclusões retiradas da Revisão de Literatura.

### **2.1. Inteligência Artificial**

O conceito de Inteligência Artificial, tal como em grande parte das tecnologias, é incapaz de gerar consenso na comunidade de especialistas uma vez que, embora não haja uma definição unânime, há determinados princípios e valores teóricos que têm bases fundamentadas (Wang, 2019). A expressão Inteligência Artificial foi utilizada pelo cientista americano John McCarthy, no ano de 1956 (Haenlein & Kaplan, 2019), quando se referiu à mesma como a engenharia de criar máquinas inteligentes através de processos de engenharia específicos (Spicer, 2007). Passados largos anos, Ginsberg (1993), partindo de um ponto de vista diferente, definiu a Inteligência Artificial como a capacidade de construir sistemas físicos que ultrapassem com sucesso o teste de Turing. Contudo, a Inteligência Artificial pode ser analisada de forma mais técnica, segundo a qual se defende que esta área é não mais do que um algoritmo que processa algoritmos de dimensão inferior. Neste contexto, um algoritmo é responsável por processar um conjunto de instruções de forma sequencial, o que permite a uma máquina seguir as ordens como delineado (Polson & Scott, 2018).

LeCun (2016), chefe do departamento de Inteligência Artificial do Facebook, apelou numa publicação à faceta mais humana da questão e afirmou que a Inteligência Artificial será apenas uma extensão da inteligência humana nas máquinas, não uma substituição .

### **2.1.1. História**

O tema da Inteligência Artificial surgiu no ano de 1956 quando, numa conferência em Stanford, o cientista John McCarthy se referiu ao mesmo publicamente. Nesse mesmo ano, Marvin Minsky e John McCarthy levaram a cabo um workshop de oito semanas, denominado DSRPAI (Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence) na universidade de Dartmouth em New Hampshire. Este projeto teve como principal objetivo construir uma máquina que conseguisse simular a inteligência humana (Haenlein & Kaplan, 2019).

Os anos que se seguiram foram bastante promissores no que à investigação da área de Inteligência Artificial diz respeito. Contudo, fatores políticos levaram ao desinvestimento nesta área. Em 1973, o Congresso dos Estados Unidos da América criticou publicamente os gastos em pesquisa e investigação nesta área e o matemático inglês James Lighthill publicou um relatório, com conhecimento do Instituto de Pesquisa e Ciência Britânico, onde questionava o futuro da Inteligência Artificial. Como resultado, os governos dos dois países suspenderam as verbas associadas à pesquisa na área, dando início ao “Inverno da Inteligência Artificial” (Haenlein & Kaplan, 2019).

Mais tarde, já em 1997, a IBM conseguiu reacender a “chama” da Inteligência Artificial, quando o seu programa de xadrez Deep Blue conseguiu vencer, pela primeira vez, o campeão do mundo Gary Kasparov. Para tal, o programa foi capaz de processar 200 milhões de possíveis ações por segundo e calcular a melhor jogada possível. Este foi o primeiro grande marco da Inteligência Artificial (Haenlein & Kaplan, 2019). Outro grande feito aconteceu em 2012, quando a Google criou um dos primeiros algoritmos de deep learning, o qual detetava gatos através de um conjunto de imagens. Para tal, foi criada uma rede neuronal, com mais de 16 mil processadores e de mil milhões de conexões, alimentada com imagens aleatórias retiradas de vídeos do Youtube. A ideia passou por inserir imagens com gatos no algoritmo e fazer o mesmo criar a sua definição de gato de forma autónoma (Dean, 2012). Novamente em 2012, a Google desenvolveu a Alpha Go, uma rede neuronal artificial que conseguiu vencer Ke Jie, campeão do mundo do jogo de tabuleiro chinês Go, bastante mais complexo que o xadrez. (Haenlein & Kaplan, 2019). A principal diferença entre o Deep Blue e o Alpha Go é o facto do segundo se basear em Deep Learning (Lee, 2018).

### **2.1.2. Aprendizagem Automática (Machine Learning)**

O surgimento das primeiras investigações relativamente ao conceito de Machine Learning ocorreu muitos anos após os primeiros estudos na área da Inteligência Artificial (Bini, 2018). Contudo, anos antes, um dos investigadores pioneiros nesta área, Samuel (1959), afirmou que se poderia descrever Machine Learning como a capacidade de um computador aprender autonomamente algo sem ser programado exatamente nesse sentido.

Considerado um dos ramos da Inteligência Artificial, o Machine Learning, através da experiência e do treino, aprende de forma autónoma e é muito útil na otimização de processos e alocação de recursos. De forma simples, um algoritmo de Machine Learning funciona com um conjunto de dados de treino com características predefinidas e diferentes entre si. O objetivo é o referido conjunto de dados ensinar a máquina relativamente aos seus atributos para que a mesma consiga identificar as suas características no futuro (Bini, 2018). Tom Mitchell descreveu o Machine Learning como um algoritmo que aprende com a experiência e o tempo, através de um conjunto de tarefas ou características, se a performance, ou os resultados, estão corretos e são válidos (Das et al., 2015). Por último, Jakhar & Kaur (2020) referiram que o Machine Learning consiste na criação de algoritmos que aprendem autonomamente, fazem previsões de dados e tomam decisões segundo modelos delineados. Os dois métodos mais relevantes de Machine Learning são a Aprendizagem Supervisionada, utilizada em cerca de 70% dos casos, e a Aprendizagem não-Supervisionada, que é usada apenas em 20% das vezes.

Os algoritmos de Aprendizagem Supervisionada possuem um valor previsto e utilizam dados concretos, através dos quais o computador aprende qual o resultado correto. Isto é, o algoritmo tem vários resultados possíveis e deve apenas agrupar o input dividindo o mesmo em outputs, aprendendo com esse processo (Jakhar & Kaur, 2020).

No outro caso, os algoritmos de Aprendizagem não-Supervisionada aprendem através de dados sem qualquer tipo de resultado previsto, uma vez que são fornecidos valores sem uma correlação associada. Através desses valores, a máquina deve efetuar uma análise e tentar perceber quais são as semelhanças entre si, criando assim uma estrutura.

Um exemplo de Machine Learning na área da Agricultura é o caso da startup americana Traptic, que através de mecanismos de visão avançada capacita as suas máquinas para encontrarem morangos numa determinada distância, verificar a cor dos mesmos, e ainda perceber se estão maduro e pronto para colheita. Caso estejam, um braço mecânico recolhe o fruto (Lee, 2018).

### **2.1.3. Deep Learning**

O Deep Learning é uma tecnologia que deriva do Machine Learning e é um dos ramos da Inteligência Artificial (Khanna, 2019), a qual engloba um conjunto de métodos de aprendizagem na representação de dados (Jakhar & Kaur, 2020). O principal obstáculo do Machine Learning foi a obrigatoriedade de os dados estarem num certo formato. Contudo, o aparecimento do Deep Learning permitiu que os dados introduzidos nos algoritmos pudessem estar em qualquer forma graças às camadas das Redes Neurais. (Lecun et al., 2015)

Segundo Khanna (2019), o Deep Learning utiliza algoritmos de Inteligência Artificial em redes neuronais multicamadas com inúmeros parâmetros, processo este que, embora necessite de mais tempo para trabalhar os inputs, gera resultados mais precisos e acertados. Para tal, são necessárias máquinas com uma boa capacidade de processamento e de análise de dados.

O Deep Learning funciona através de uma sequência de camadas de processamento de dados, em que cada camada gera um output que será o input da camada seguinte. Desta forma, o algoritmo vai aprendendo e aperfeiçoando a sua eficácia. Este tipo de algoritmos permite que a máquina aprenda autonomamente sem ser necessário serem introduzidos todos os parâmetros, a identificar, por exemplo, a mesma pessoa em duas fotografias diferentes (Jakhar & Kaur, 2020).

A capacidade de um algoritmo realizar tarefas de deep learning baseia-se em três princípios fundamentais: capacidade de processamento, talento técnico e muitos dados. Todavia, os dados são o mais importante uma vez que, atingindo-se um determinado patamar técnico, é a qualidade e a quantidade dos dados que representa a diferença (Lee, 2018).

Tal como referiu Lee (2018), o mais importante nesta tecnologia é a quantidade de informação existente uma vez que, quanto maior for a exposição do algoritmo e da máquina a novos dados, maior será a capacidade do mesmo para identificar características e relações entre os mesmos.

Neste cenário, a empresa RXThinking utiliza algoritmos de deep learning para detetar doenças. Para tal, apenas é necessário introduzir alguns dados com os principais sintomas e a máquina, consoante os casos semelhantes que possui na sua base de dados, vai fazer o diagnóstico mais provável, bem como as outras possíveis causas dos sintomas (Lee, 2018).

## **2.2. Adoção**

### **2.2.1. Difusão de Tecnologia**

A Difusão pode ser descrita como um processo social que ocorre quando um grupo é confrontado com uma inovação, por exemplo uma nova tecnologia que promete melhorar o nível de vida das pessoas (Dearing & Cox, 2018). Existem diversos estudos que comprovam a ideia de que a difusão afeta de forma diferente os indivíduos, sendo que a maneira como os mesmos reagem a inovações varia ao longo do tempo (Dearing & Meyer, 2014).

A Inovação é a criação de algo que seja considerado novo para uma pessoa e que ofereça benefícios únicos à mesma, podendo ser materializado em ideias, conhecimento, crenças sociais, serviços, produtos ou mesmo tecnologias. Um produto para ser considerado inovador não necessita de não existir no mercado, a única condição necessária prende-se com a apresentação de benefícios desconhecidos para uma comunidade, ou um indivíduo (Dearing & Meyer, 2014).

Baseada nos conceitos de Difusão e Inovação foi publicada, em 1995, a Teoria de Rogers, ou Teoria da Difusão da Inovação (Rogers, 1995). Embora possa ser aplicada em diversos âmbitos, esta teoria é referida de forma regular na área da adoção e implementação de tecnologias de informação, dentro de comunidades com características específicas (Zhang et al., 2015).

Existem diversos fatores que influenciam a difusão da inovação de uma tecnologia de informação. O primeiro prende-se com os Canais de Comunicação: o meio através do qual os indivíduos são esclarecidos acerca da inovação, bem como das vantagens associadas à mesma, define os Canais de Comunicação, sendo que a comunicação entre pessoas é um dos principais meios de disseminação da palavra (Zhang et al., 2015). O segundo fator que influencia a Inovação está relacionado com os atributos da mesma, que podem ser materializados nas vantagens e desvantagens que o novo produto, ou serviço, oferece com a sua utilização. A decisão de adoção deve ter em conta os pontos a favor e contra o conceito em causa, sendo que alguns exemplos de variáveis são o custo do recurso, monetário ou de tempo, e a simplicidade do uso e da aprendizagem necessária (Dearing & Cox, 2018).

As características, as necessidades e as motivações individuais levam a que a aceitação da inovação ocorra em intervalos variáveis, de pessoa para pessoa, sendo que a teoria de Rogers prevê cinco grupos de aceitadores. Os Inovadores compõem 2,5% dos indivíduos e são o primeiro grupo de pessoas a aceitar a inovação, sendo que este grupo se caracteriza pelo entusiasmo e excitação perante as novidades apresentadas. De seguida, surgem os Primeiros Aceitadores, os quais representam 13,5% das pessoas, e podem ser distinguidos pela capacidade de reflexão sobre os pontos fracos e fortes da oportunidade, usando essa informação para tomar uma decisão deliberada, podendo inclusivamente ser considerados líderes de opinião. O grupo maior, composto por 68% das pessoas, em que metade compõe a Maioria Inicial e a outra parte a Maioria Tardia, é bastante dependente da opinião de terceiros para abandonar a sua mentalidade. Por último, com uma representação de 16% surge o grupo dos Retardatários, que engloba pessoas pouco suscetíveis a pressões sociais e modas novas, que se sentem bem com a sua maneira de viver e que necessitam de obter muitas vantagens para aceitarem abandonar as suas rotinas (Dearing & Cox, 2018).

Segundo a Teoria de Rogers (1995), o Sistema Social influencia a difusão de uma inovação e foi definido como a correlação necessária de partes para, através da resolução de problemas, resolver necessidades comuns. A estrutura do Sistema Social leva a uma tomada de consciência dos indivíduos presentes no grupo em causa, ou seja, a influência social de terceiros afeta a taxa de adoção de uma inovação (Zhang et al., 2015).

## **2.2.2. Uso e Adoção**

### **2.2.2.1 Modelo TAM**

A adoção e a aceitação de uma Tecnologia de Informação, bem como o seu consequente uso, derivam da percepção da utilidade que a mesma terá no desempenho pessoal e da dificuldade prevista na utilização da mesma (Davis, 1989). Para se perceber (a forma) como os utilizadores reagiriam, bem como os fatores que influenciam os mesmos a utilizar uma determinada tecnologia nova, Davis (1989) criou o Modelo de Aceitação de Tecnologia (McCord, 2007). Segundo Parreira et al. (2018), este modelo tinha como objetivo demonstrar teoricamente o modo como os Sistemas de Informação se comportavam ao serem utilizados.

A Percepção da Facilidade de Uso (PFU) define-se como o grau de dificuldade que o utilizador sentirá ao usar de uma determinada tecnologia (Parreira et al., 2018). Por outro lado, a Percepção de Utilidade (PU) pode ser caracterizada como o benefício que a adoção da tecnologia irá proporcionar à pessoa e ao seu desempenho (McCord, 2007). A análise das duas dimensões anteriores leva à criação de uma opinião acerca da tecnologia que resultará numa Atitude (A) e, mais tarde, na Intenção Comportamental (IC) da adoção deste sistema (Bento & Costa, 2013).

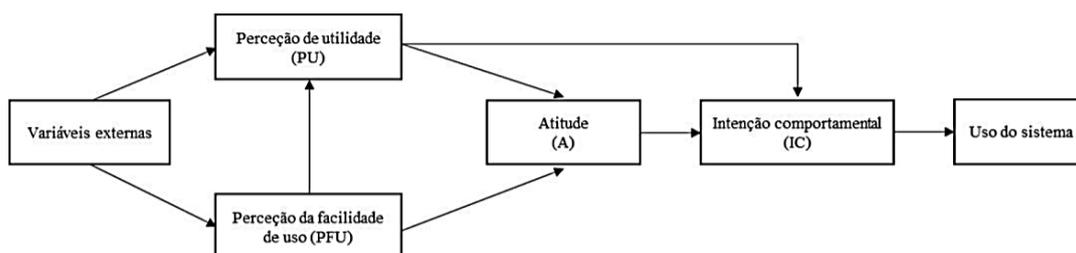
A Percepção da Facilidade de Uso e a Percepção de Utilidade são suportadas teoricamente pelo estudo desenvolvido por Bandura (1982), o qual resultou na criação da Teoria da Autoeficácia. Segundo Bandura (1982), o julgamento da autoeficácia pode ser descrito como a crença na capacidade de alguém realizar um conjunto de tarefas necessárias numa determinada situação, ao passo que o julgamento do resultado se prende com a obtenção de valor aquando da realização da tarefa. Resumidamente, a percepção da facilidade de uso corresponde à autoeficácia e a percepção de utilidade é equivalente ao julgamento do resultado (Davis, 1989).

O Paradigma Custo-Benefício, proveniente da Teoria da Decisão Comportamental, ajuda a suportar a questão da utilidade e da facilidade de uso de uma tecnologia de informação. A decisão das pessoas varia consoante estratégias de negociação, nas quais são medidos o esforço e os benefícios adjacentes, sendo que o custo representa o esforço e o benefício remete para os resultados alcançados. Observa-se então

que a distinção entre o esforço e a performance resultante é equivalente à distinção entre a percepção de facilidade de uso e a percepção de utilidade (Davis, 1989).

A adoção de uma inovação por parte de uma pessoa tem como variáveis decisoras a complexidade, a vantagem competitiva e a compatibilidade. A complexidade define-se como a percepção de dificuldade associada utilização de um determinado produto (Rogers et al., 2003), conceito bastante semelhante à dimensão Facilidade de Uso proposta no modelo TAM.

Estudos realizados por Hauser & Simmie (1981) concluíram que a Facilidade de Utilização e a Eficácia são os dois fatores mais relevantes para o utilizador final (Davis, 1989). Uma vez mais, as variáveis do modelo TAM são suportadas por estudos de outros investigadores, sendo que a Percepção de Utilidade é comprovada pelo conceito da Eficácia presente nos estudos de Hauser & Simmie (1981).



**Figura 1. Modelo de Aceitação da Tecnologia (1998)**

Fonte: (Davis, 1989)

### 2.2.2.2 Modelo UTAUT

Inicialmente publicada em 2003, a Teoria Unificada de Aceitação e Uso da Tecnologia (Unified Theory of Acceptance and Use of Technology; UTAUT) é considerada uma evolução do modelo TAM (Parreira et al., 2018) e tem como principal objetivo determinar os fatores que influenciam as pessoas a adotar novas tecnologias (Hmoud & Várallyai, 2020). O modelo inicial baseia-se em seis dimensões: Expectativa de Desempenho, Expectativa de Esforço, Influência Social, Condições Facilitadoras, Intenção Comportamental e Comportamento de Uso (Venkatesh et al., 2003).

A Expectativa de Desempenho (ED) está associada à percepção do indivíduo face aos benefícios que o uso da tecnologia terá na sua performance profissional (Parreira et al.,

2018), e pode ser considerada uma evolução da variável Percepção de Utilidade do modelo TAM. A variável Expectativa de Esforço (EE) pode ser descrita como o grau de facilidade associado ao uso do sistema (Venkatesh et al., 2003).

A Influência Social (IS) é “a percepção individual acerca das crenças dos outros, relativamente à utilização ou não dessa tecnologia” (Parreira et al., 2018), enquanto que as Condições Facilitadoras (CF) se referem à percepção do utilizador relativamente à existência dos recursos necessários para a utilização da tecnologia em causa (Venkatesh et al., 2012). A Intenção Comportamental reflete, segundo Hmoud & Várallyai (2020), a intenção, mediante as condições necessárias, de adotar a tecnologia em questão. Existem 4 variáveis moderadoras com impacto direto nas dimensões do modelo: idade, género, experiência e voluntariedade de uso (Luz, 2016).

O modelo foi analisado e revisto, tendo sido lançada em 2012, por Venkatesh et al. (2012), a segunda versão do modelo, denominada Teoria Unificada de Aceitação e Uso da Tecnologia 2. As primeiras alterações realizadas foram a remoção da variável moderadora Voluntariedade de Uso e a ligação da variável Condições Facilitadoras (CF) ao Comportamento de Uso (CU) (Venkatesh et al., 2012). Foram incluídas três novas dimensões no UTAUT2, podendo o primeiro - Motivação Hedónica - ser descrito como o grau de prazer que a tecnologia proporciona ao ser utilizada (Parreira et al., 2018). A segunda dimensão inserida no UTAUT2 foi o Valor do Preço na aceitação e uso da tecnologia. Por último, foram incluídas as variáveis Hábito e Experiência, as quais afetam o Comportamento de Uso (CU) e a Intenção Comportamental (IC) (Gaitán et al., 2015).

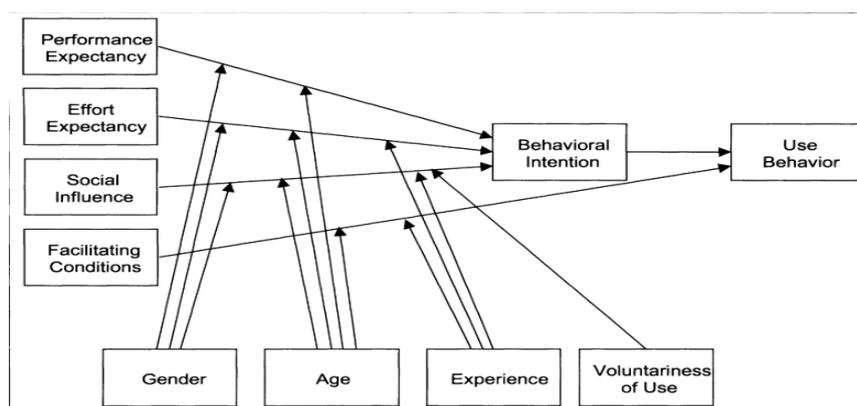
O Modelo UTAUT, e conseqüentemente o UTAUT2, surgiu como uma evolução adaptada de um conjunto de teorias e modelos já existentes, os quais avaliaram de que maneira as pessoas aceitam novas ideias, teorias e tecnologias individualmente. A Teoria da Ação Racional (TRA) é considerada uma das teorias mais importantes no estudo do comportamento dos indivíduos, tendo sido aplicada por Davis (1989) na área de aceitação de novas tecnologias (Venkatesh et al., 2003).

O Modelo da Motivação foi desenvolvido para provar que os comportamentos das pessoas são altamente influenciados pelas suas motivações. Davis et al. (1992) aplicaram

este modelo à área da adoção e uso de novos sistemas de informação, diferenciando as motivações intrínsecas e extrínsecas (Venkatesh et al., 2003).

A Teoria do Comportamento Planeado é considerada uma evolução da Teoria da Ação Racional, em que a única diferença entre as duas teorias é a presença da dimensão Percepção do Controlo Comportamental (Venkatesh et al., 2003). Este modelo foi utilizado em diversas investigações, inclusivamente no estudo da aceitação individual e do uso de novas tecnologias (Harrison et al., 1997; Mathieson, 1991; Taylor & Todd, 1995).

O Modelo de Utilização de Computador Pessoal foi adaptado por Thompson et al. (1991) como uma evolução da Teoria do Comportamento Humano, tendo sido aplicado à área dos Sistemas de Informação no estudo da utilização de computadores pessoais. Devido às bases do modelo inicial, o modelo teve de ser revisto e a sua utilização aplicou-se no estudo da variável Intenção Comportamental (Venkatesh et al., 2003).



**Figura 2. Teoria Unificada de Aceitação e Uso da Tecnologia (2003)**

Fonte: (Venkatesh et al., 2003)

### 2.2.3. Sucesso

#### 2.2.3.1 Modelo de DeLone & McLean

Nos anos 80, surgiu a curiosidade relativa ao estudo e avaliação dos impactos reais da implementação dos sistemas de informação nas empresas. O objetivo era perceber quais os resultados obtidos aquando do investimento neste tipo de tecnologias, tendo existido diversos modelos acerca desta temática (Niederman et al., 1991). O Modelo de DeLone & McLean, também conhecido por Modelo de Sucesso de Sistemas de

Informação, resultou do estudo de inúmeros trabalhos científicos que visavam determinar as variáveis necessárias para alcançar o sucesso de um sistema de informação. (DeLone & McLean, 1992).

A teoria de DeLone & McLean (1992) baseia-se em seis dimensões: Qualidade da Informação, Qualidade do Sistema, Qualidade do Serviço, Uso do Sistema, Satisfação de Uso e, ainda, Benefícios Líquidos (DeLone & McLean, 1992), tal como se pode observar pela Figura 3.

A Qualidade da Informação refere-se à qualidade da informação que o sistema consegue armazenar ou produzir (DeLone & McLean, 1992). Relativamente à Qualidade do Sistema considera-se as variáveis eficácia e eficiência, que afetam os benefícios que o cliente consegue extrair do uso (DeLone & McLean, 1992). No que toca à Qualidade do Serviço, inclui-se o suporte e o apoio fornecido pelos desenvolvedores ou equipas responsáveis (Pires & Filho, 2011).

A variável Uso do Sistema prende-se com a frequência de utilização de um sistema de informação e tem uma correlação direta com a Satisfação do Utilizador: quanto maior é a satisfação, maior será a utilização do sistema (DeLone & McLean, 1992). A dimensão Satisfação de Uso refere-se à satisfação do cliente ao usar o sistema de informação e está diretamente relacionado com os Benefícios Líquidos associados ao uso do sistema: uma maior satisfação leva a um maior uso do sistema e, conseqüentemente, a mais benefícios (DeLone & McLean, 1992).

Por fim, os Benefícios Líquidos podem ser definidos como os impactos individuais ou organizacionais que o sistema gera (Shih-Wen, 2004). Esta dimensão está diretamente relacionada com o Uso do Sistema e com a Satisfação de Uso, uma vez que quanto mais benefícios o sistema gerar, maior será a satisfação e o uso do utilizador (DeLone & McLean, 1992).

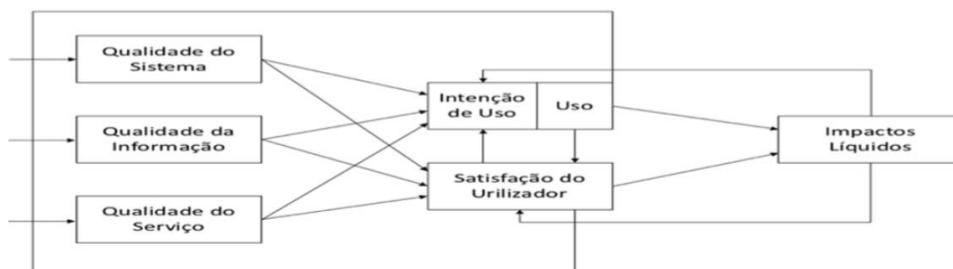
Algumas alterações foram feitas neste modelo, como a substituição da palavra “benefícios” por “impactos”, uma vez que, segundo Bento et al (2018), a expressão “benefícios” está associada a resultados positivos, ao passo que a palavra “impactos” já pode indiciar resultados positivos ou negativos.

O Modelo de DeLone & McLean surgiu de um processo de análise e estudo de diversos modelos e teorias já existentes (DeLone & McLean, 1992). O conceito Qualidade do Sistema havia sido descrito por Bailey & Pearson (1983) como o resultado da medição da conveniência do acesso, a flexibilidade, integração e o tempo de resposta do sistema, ao passo que Mahmood (1987) defendeu que a flexibilidade do sistema por si só era capaz de definir a qualidade do mesmo.

A criação da dimensão Qualidade da Informação foi baseada em diversos estudos, sendo que alguns dos mais relevantes foram os trabalhos de Blaylock & Rees (1984) e de Jones & McLeod (1986), os quais definiram este conceito como a percepção de importância e de utilidade dos itens de informação, e o estudo de Rivard & Huff (1985), que explicou a dimensão com base na utilidade da informação. Segundo Srinivasan (1985), para calcular a qualidade da informação devem ser tidas em conta as variáveis precisão e a relevância do relatório.

O Uso dos Sistemas de Informação foi abordado como um dos principais conceitos por Lucas (1973) no modelo descritivo de sistemas de informação em contextos organizacionais, sendo que Ginzberg (1981) defendeu que o uso pode ser dividido em três níveis individuais: o nível 1 refere-se ao uso que leva a ações de gestão, o nível 2 leva à criação de mudanças significativas e o nível 3 distingue-se como o uso recorrente de um sistema. Schewe (1976), contudo, havia definido dois anos antes quatro níveis de utilização, cada um com um objetivo diferente – obter instruções, guardar dados, realizar ações de controlo e efetuar ações de planeamento.

Os Impactos Líquidos foram definidos como o conjunto dos Impactos Individuais e Organizacionais (DeLone & McLean, 2003). Segundo Benbasat & Dexter (1986), os Impactos Líquidos Individuais podem ser analisados consoante o tempo despendido para realizar tarefas ao usar o sistema. De forma a perceber quais os benefícios individuais do uso de um sistema, devem ser analisados os conceitos precisão de interpretação e qualidade da decisão (Dickson et al., 1986). Por último, Rivard & Huff (1984) referiram que o aumento da produtividade é a principal vantagem do uso de um sistema de informação. Relativamente aos Impactos Organizacionais, os lucros, a melhoria de resultados e processos foram os temas mais citados no trabalho empírico de Benbasat et al. (1981).



**Figura 3. Modelo de DeLone & McLean (2003)**

Fonte: (DeLone & McLean, 2003)

#### 2.2.4. Adoção da Inteligência Artificial

A opinião acerca do futuro e da moralidade da área da Inteligência Artificial não gera consenso entre os cidadãos das diferentes partes do Mundo: uma parte da população acredita que resolverá todos os problemas, enquanto a outra pensa que trará consequências bastante negativas para o Mundo (Piteira et al., 2019).

Segundo o estudo Pew Research Center (Funk et al., 2020), a forma de pensar dos cidadãos do Mundo relativamente à Inteligência Artificial varia entre continentes e países, uma vez que as políticas adotadas pelos governos dos mesmos influenciam a vida das pessoas e empresas. Na Europa existem divergências nas opiniões individuais, provavelmente porque os principais laboratórios de Inteligência Artificial estão localizados fora deste continente (Lee, 2018), sendo que a França é o país que apresentou valores mais baixos, em que 63% das pessoas defendem que a Inteligência Artificial terá mais impactos negativos do que positivos. Por outro lado, países como a Suécia e a Espanha apresentaram cerca de 60% de conformidade no que toca ao uso desta tecnologia, enquanto que o Reino Unido e a Rússia apresentaram valores a rondar os 50% (Funk et al., 2020).

Olhando para os Estados Unidos, um dos países pioneiros na área da Inteligência Artificial (Lee, 2018), os valores rondam apenas os 47% de aceitação da tecnologia (Funk et al., 2020). Este país é marcado por uma ideologia muito focada na criatividade, na inovação e no empreendedorismo, sendo a cópia muito mal vista. Os produtos devem ser originais, de forma a satisfazerem uma necessidade da sociedade, tendo sempre um objetivo final. Este tipo de mentalidade faz com que os desenvolvimentos e a criação de

novas empresas na área sejam mais lentos, uma vez que as empresas têm sempre de apresentar ideias inovadoras, o que envolve mais tempo e recursos. Outros fatores políticos e sociais, sobretudo associados à moralidade e às regulamentações do uso dos dados pessoais, faz com que existam mais limitações no desenvolvimento da área em questão, na qual foram pioneiros (Lee, 2018). No sentido oposto, surge a Ásia - representada por Singapura, Coreia do Sul, Índia, Taiwan, Japão e Malásia - como a principal propulsora no desenvolvimento da Inteligência Artificial, sendo que todos os países defendem que esta área é benéfica para a sociedade, com valores médios de 65,3% de aceitação. (Funk et al., 2020). A China é o país que nos últimos anos mais se desenvolveu nesta área devido à quantidade de startups criadas, ao número de ideias inovadoras e às empresas fundadas com base na imitação de conceitos americanos. Este país tem características que vão ao encontro deste tipo de tecnologia: aceitação cultural de produtos copiados de empresas americanas e disponibilidade para desenvolver qualquer indústria nova e promissora apoiada pelo governo chinês através de subsídios específicos para a criação de startups (Lee, 2018).

Segundo Peter Sondergaard (2011), a Informação que provém dos dados, é considerada o “petróleo do século XXI”. A China apresenta neste capítulo uma enorme vantagem, em comparação com o resto do Mundo, uma vez que o número de utilizadores online na China é superior ao conjunto de utilizadores da Europa e dos Estados Unidos da América. Este volume de pessoas que utilizam a Internet, as redes sociais e os sites de compra de produtos, cria um enorme fluxo de dados, enquanto as diferenças dos utilizadores, gostos e ações online nos seus computadores e smartphone gera a qualidade (diferencial) dos dados. Assim, a China possui os dois alicerces fundamentais na criação de algoritmos de Inteligência Artificial: quantidade e qualidade de dados (Lee, 2018).

Como se pode perceber, a adoção de mecanismos de Inteligência Artificial será mais provável em países asiáticos, como China, Japão e Singapura, por razões éticas e políticas. Contudo, também os países da Europa e a América têm vindo a adotar medidas para impulsionar o crescimento desta área, o que se verá, provavelmente, no futuro (Funk et al., 2020).

## **2.3. Dimensão Ética**

### **2.3.1. Proteção de Dados**

Vivemos na era da tecnologia e da Internet. Cada vez existem mais pessoas online a realizar todo o tipo de ações, que geram uma maior recolha de dados para as empresas, através de Big Data, resultando daí um aumento diário do risco de tentativas de fraude (Mendes, 2018), colocando em causa os direitos humanos (Gorzoni, 2018).

De forma a tentar combater esse risco e garantir o direito à privacidade dos dados pessoais, a União Europeia aprovou o Regulamento Geral de Proteção de Dados. Segundo (Fazendeiro, 2017; Gorzoni, 2018), este regulamento deve ser aplicado a todas as pessoas e empresas da União Europeia e aborda ainda a exportação dos dados para fora da Europa, tendo como objetivo garantir aos cidadãos europeus um maior controlo e segurança dos seus dados pessoais. Todas as empresas devem aderir e respeitar este regulamento, sob pena de multa, tendo como obrigação avisar os clientes acerca do uso das suas informações, bem como de fugas que possam eventualmente ocorrer (Mendes, 2018). Sabendo que os sistemas de informações aumentam a autonomia diariamente, a capacidade de análise e processamento de inputs torna-se importante para as empresas facilitarem estes processos legais para que o cliente nunca seja prejudicado. Seguindo o exemplo europeu, o Brasil criou a Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais para reforçar a segurança dos cidadãos brasileiros (Gorzoni, 2020).

O tema da segurança dos dados pessoais tem sido discutido com alguma regularidade nos últimos tempos, tendo o caso mediático do Facebook acelerado o processo, levando definitivamente à criação de uma lei. A empresa esteve associada a alegados casos de venda de dados de clientes, estando inclusivamente relacionada com o caso da Cambridge Analytica, no ano de 2016, em que foram utilizados dados privados, sem consentimento dos utilizadores, provenientes de plataformas como o Facebook, para influenciar a campanha e respetiva eleição do presidente Donald Trump. Como sanção pelo incumprimento das regras de privacidade, o Facebook foi obrigado a pagar a maior indemnização da história, sendo que desde então tem vindo a trabalhar na segurança da plataforma (Tarigan, 2019).

### 2.3.2. Ética

O conceito de Ética está relacionado com a capacidade de analisar uma situação, perceber se a mesma é positiva ou negativa e, conseqüentemente, agir em conformidade com a nossa ideologia. Contudo, o conceito não é assim tão simples de explicar dado que, na maior parte das ocasiões, o dilema não se prende com simples situações de positivo ou negativo. Desta forma, a Ética é altamente influenciada pelas nossas vivências e experiências de vida, sendo que a mesma pode ser definida como um regulamento de condutas que criamos para definir as nossas ações, e que por norma acaba por seguir ideologias e regulamentos legais e sociais (Krishnamurthy, 2011)

Desde há muitos anos que, devido a fatores associados à Ética, a criação e implementação de novos tipos de tecnologias gera discussão e receio na população em geral, tal como aconteceu com a energia nuclear ou com os automóveis. Na grande maioria dos casos, acabam por ser criadas leis e regulamentações tal como já aconteceu com a questão do Regulamento Geral de Proteção de Dados, que protejam as pessoas das potenciais conseqüências nocivas que a tecnologia poderá vir a originar (Urban & Müller, 2012).

Segundo Liao (2020), a questão da Ética na Inteligência Artificial tem sido debatida com grande frequência nos últimos anos por as máquinas e os algoritmos que utilizam esta tecnologia terem como principal objetivo tornar os mesmos o mais semelhantes possível aos seres humanos, seja para facilitar a vida às pessoas, reduzir o tempo gasto na concretização de uma tarefa, ou até desempenhar funções que um indivíduo não seria capaz.

Muitas pessoas acabam por levantar questões éticas, pois acreditam que a implementação de sistemas que utilizem Inteligência Artificial levará à criação de uma quantidade exagerada de robots, perda de profissões e outras conseqüências (Carvalho, 2021).

O conceito de Ética pode ser utilizado em diferentes áreas, sendo que a definição de Ética na Internet pode ser replicada na Inteligência Artificial. A Ética na Internet define o que é moral e eticamente aceite fazer-se na Internet, dado que este é um meio muito propício a fraudes e ataques a dados pessoais. Por esta razão, foi criada a dimensão

Atitude Face ao Comportamento Ético que avalia a probabilidade de uma pessoa realizar uma ação positiva ou negativa ao utilizar a Internet, tendo surgido como uma adaptação da dimensão original da Teoria do Comportamento Planeado (Y.-Y. Wang et al., 2020).

## **2.4. Síntese**

Ao longo deste capítulo foram apresentados diversos modelos associados à difusão, adoção, uso e sucesso de tecnologias de informação, sendo que o maior foco se centrou nos modelos de Delone & McLean, TAM e UTAUT, tendo sido possível retirar bastantes conclusões.

Segundo Gansser & Reich (2021), a Expectativa de Performance está diretamente relacionada com a Intenção Comportamental de produtos que utilizem Inteligência Artificial. O mesmo estudo indica que a Intenção Comportamental apresenta uma correlação com as dimensões Uso efetivo de sistemas de Inteligência Artificial e Influência Social.

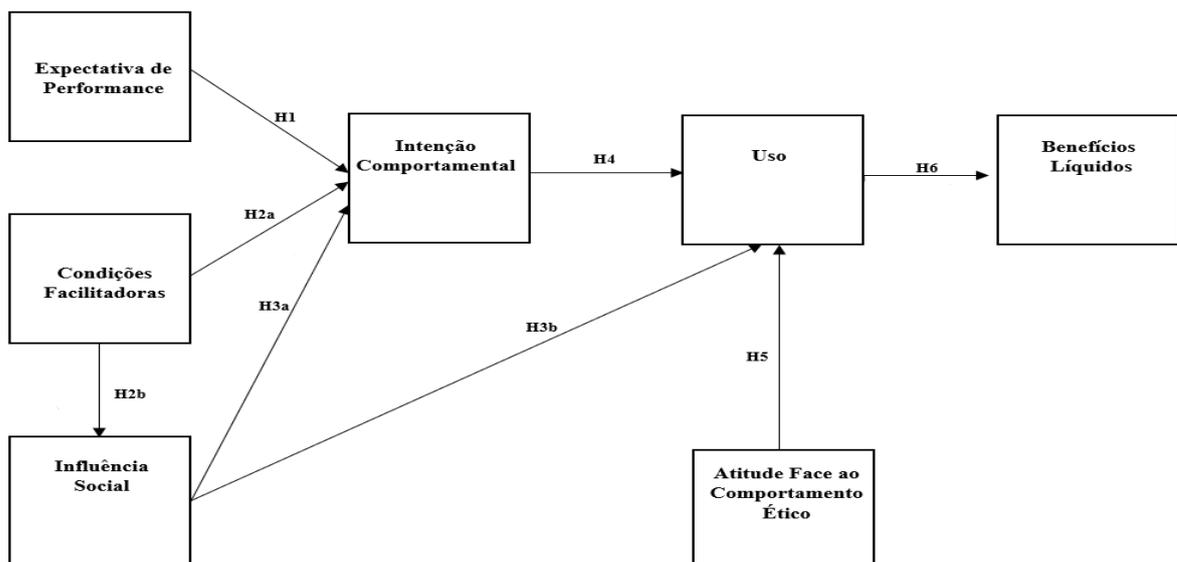
A existência de infraestruturas e condições consideradas suficientemente sólidas para utilizar uma determinada tecnologia tem impacto na intenção e no uso da mesma, enquanto que a Influência Social poderá contribuir para uma maior probabilidade de uso (Cao et al., 2021)

A forma de pensar é uma consequência dos valores éticos e das crenças individuais (Leonard et al., 2004), sendo que a dimensão Atitude Face ao Comportamento Ético surge como a aplicação deste conceito no ambiente digital da Internet (Y.-Y. Wang et al., 2020). Por último, a variável Benefícios Líquidos abrange os benefícios associados ao uso de Inteligência Artificial, quer a nível pessoal, quer a nível organizacional e é afetada diretamente pelo uso de tecnologias (Shih-Wen, 2004).

### 3. Modelo Proposto

De forma a responder-se à questão de investigação apresentada na Introdução, será elaborado um modelo com base nos conceitos teóricos abordados ao longo da Revisão de Literatura e nas dimensões dos modelos analisados.

O modelo proposto surge como a interpretação de diversas teorias e é suportado pelos modelos de Delon & McLean, Modelo de Aceitação da Tecnologia (TAM), Teoria Unificada de Aceitação e Uso de Tecnologias (UTAUT) e Teoria do Comportamento Planeado (TPB). A estrutura do modelo proposto (figura 4) é composta por sete dimensões: Expectativa de Performance (EP), Condições Facilitadoras (CF), Influência Social (IS), Intenção Comportamental (IC), Uso (U), Atitude Face ao Comportamento Ético (AFCE) e Benefícios Líquidos (BL).



**Figura 4. Modelo Proposto**

A dimensão Expectativa de Performance (EP), proveniente da modelo UTAUT, define-se como a perceção relativa aos ganhos e aos benefícios obtidos através do uso da Inteligência Artificial nos processos organizacionais (Venkatesh et al., 2003), e tem impacto direto na Intenção Comportamental da pessoa.

Segundo Gansser & Reich (2021) existe nexos de causalidade entre a Expectativa de Performance de produtos que contêm Inteligência Artificial e a Intenção Comportamental dos potenciais clientes, sendo essa a hipótese 4 do seu modelo. De forma a corroborar a sua hipótese, Davis et al. (1992) refere a Teoria da Motivação, a qual defende que, para se provocar a Intenção Comportamental de uma dada tecnologia em uma pessoa, devem ser apresentados os benefícios associados ao uso da mesma – denominada Motivação Extrínseca.

### **H1. A Expectativa de Performance afeta diretamente a Intenção Comportamental do indivíduo.**

A dimensão Condições Facilitadoras (CF) corresponde à crença do utilizador, em que o mesmo acredita que possui os recursos e as condições, a nível material e organizacional, para utilizar mecanismos de Inteligência Artificial na sua empresa (Venkatesh et al., 2003). Existe uma relação direta entre as Condições Facilitadoras quer com a Influência Social, quer com a Intenção Comportamental. A Intenção Comportamental da Inteligência Artificial e, conseqüentemente, o Uso da mesma, é afetada diretamente pelas Condições Facilitadoras existentes, ou seja, existe um conjunto de requisitos técnicos, tais como as competências e características dos colaboradores associadas à existência de infraestruturas para suportar esta tecnologia, necessários para garantir o uso da Inteligência Artificial (Cao et al., 2021).

### **H2a. As Condições Facilitadoras impactam positivamente na Intenção Comportamental do utilizador.**

### **H2b. As Condições Facilitadoras impactam positivamente a Influência Social.**

A Influência Social (IS), segundo Venkatesh (2003), é definida como a percepção de um indivíduo segundo a qual percebe que as outras pessoas acreditam que deve usar um sistema novo, sendo que no modelo proposto o sistema é a Inteligência Artificial. Existe uma relação direta da Influência Social com a Intenção Comportamental e com o Uso da Inteligência Artificial.

A dimensão Influência Social surge como a interpretação e fusão do modelo UTAUT com a Teoria da Ação Racional (TRA), utilizada no modelo TAM2, a Teoria do Comportamento Planeado (TPB) e o modelo de junção dos mesmos (Gansser & Reich, 2021). Segundo Gansser & Reich (2021), quanto maior for a Influência Social em produtos que utilizem Inteligência Artificial, maior será a Intenção Comportamental dos utilizadores nos respetivos produtos. De acordo com (Cao et al., 2021) existe uma relação entre a influência dos superiores e o Uso da Inteligência Artificial, a qual pode ser explicada pelo receio de ficar para trás relativamente aos concorrentes diretos de mercado (van Esch & Black, 2019).

### H3a. A Influência Social afeta positivamente a Intenção Comportamental.

### H3b. A Influência Social afeta positivamente o Uso da Inteligência Artificial.

A variável Intenção Comportamental (IC), que tem uma relação direta com a dimensão Uso, traduz o nível de interesse por parte do utilizador na utilização de mecanismos de Inteligência Artificial, mediante a existência de todas as condições necessárias (Venkatesh et al., 2003).

A dimensão Intenção Comportamental surge nas teorias TAM, UTAUT/UTAU2, e Teoria da Ação Racional (TRA), a qual refere, através da Norma Subjetiva, que os comportamentos realizados por pessoas são determinados pela sua vontade e intenção. Assim, quanto mais forte a Intenção Comportamental, mais forte será o Uso efetivo da Inteligência Artificial (Gansser & Reich, 2021)

### H4. Existe uma relação consequencial entre a Intenção Comportamental e o Uso da Inteligência Artificial.

A personalidade e os valores éticos podem influenciar as crenças e as decisões das pessoas (Leonard et al., 2004), sendo que a Atitude Face ao Comportamento Ético (AFCE) está relacionada com a visão individual acerca dos princípios fundamentais associados à utilização da Internet (Y.-Y. Wang et al., 2020). Neste caso, a variável foca-se nos valores éticos, numa perspetiva virada para a Inteligência Artificial e tem influência positiva no Uso.

##### H5. A Atitude Face ao Comportamento Ético influencia diretamente o uso da Inteligência Artificial.

O Uso do Sistema define-se como a regularidade de uso de determinados sistemas (DeLone & McLean, 1992). No modelo proposto esta variável prender-se-á com o uso de mecanismos de Inteligência Artificial no seio das organizações e tem uma correlação com a variável Benefícios Líquidos. Os Benefícios Líquidos, provenientes da segunda versão do modelo de Delone & McLean, representam os impactos consequentes do uso de uma determinada tecnologia (Delone & McLean, 2003, Shih-Wen, 2004). Esta variável surgiu da junção das dimensões Impacto Organizacional e Impacto Individual, pelo que compreende todo o tipo de benefícios associados à inteligência Artificial (Urbach & Müller, 2012).

##### H6. Existe uma correlação entre o Uso de mecanismos de Inteligência Artificial com a dimensão Benefícios Líquidos.

## 4. Método

### 4.1. Instrumento de Medida

De forma a recolher o maior volume possível de dados e testar o modelo proposto será utilizado o método de questionário online, criado no website SurveyMonkey, o qual consistirá num conjunto de perguntas, com respostas na escala de Likert com valores de 1 a 7, em que 1 significa “Discordo Totalmente” e 7 “Concordo Totalmente”. Esta escolha deve-se à facilidade no envio e na receção dos questionários de forma online, e à possibilidade de utilizar métodos de análise de dados de forma mais eficaz.

**Tabela I. Dimensões do Modelo Proposto**

Dimensão	Definição	Autor
<b>Expectativa de Performance (EP)</b>	Perceção relativa aos ganhos e aos benefícios obtidos através do uso da Inteligência Artificial nos processos organizacionais.	(Venkatesh et al., 2003)
<b>Condições Facilitadoras (CF)</b>	Crença do utilizador em que o mesmo acredita que possui os recursos e as condições, a nível material e organizacional, para utilizar mecanismos de Inteligência Artificial na sua empresa.	(Venkatesh et al., 2003)
<b>Influência Social (IS)</b>	Grau em que um indivíduo percebe que os outros acreditam que ele deve usar o novo sistema, neste caso Inteligência Artificial.	(Venkatesh et al., 2003)
<b>Intenção Comportamental (IC)</b>	Nível de interesse, por parte do utilizador, na utilização de mecanismos de Inteligência Artificial mediante a existência de todas as condições necessárias	(Venkatesh et al., 2003)
<b>Uso (U)</b>	Regularidade de uso de um determinado sistema, neste caso Inteligência Artificial.	(DeLone & McLean, 1992)
<b>Atitude Face ao Comportamento Ético (AFCE)</b>	Visão individual acerca dos princípios fundamentais associados à utilização Internet, aplicado neste caso à Inteligência Artificial.	(Y.-Y. Wang et al., 2020)
<b>Benefícios Líquidos (BL)</b>	Impactos consequentes do uso de uma determinada tecnologia, neste caso Inteligência Artificial.	(DeLone & McLean, 2003)

## 4.2. Recolha de Dados

Como público-alvo do questionário online, a pesquisa incidirá em colaboradores de empresas, com ênfase na área das Tecnologias de Informação, uma vez que é o grupo com maior proximidade de possíveis processos e ferramentas de Inteligência Artificial.

O questionário seguiu a estrutura do anexo 3, tendo incluído também perguntas sobre o género, a idade, as habilitações literárias, a área na qual a pessoa exerce as suas funções e, ainda, uma pergunta de resposta aberta, na qual a pessoa poderia exprimir a sua opinião acerca da provável importância da Inteligência Artificial no futuro das organizações. É possível encontrar o questionário através do seguinte link: <https://www.surveymonkey.com/r/IntArtificial>.

Os dados estatísticos foram retirados de um total de 237 respostas, obtidas a partir do questionário anteriormente apresentado que pode ser observado no anexo 3. Os resultados estatísticos relativos à amostra encontram-se no anexo 1.

Relativamente ao género dos inquiridos, verifica-se que existe um total de 128 homens, equivalente a 54,01% da amostra, em comparação com os 45,99% de pessoas do género feminino. De forma a analisar a idade separou-se a amostra em pessoas com idade superior a 31 anos, e pessoas com 31 ou menos anos, o que resultou numa clara predominância no primeiro grupo, com 74,68% da amostra, sendo que apenas 60 pessoas tinham uma idade igual ou inferior a 31 anos.

Por último, analisando os dados relativos às Habilitações Literárias, pode concluir-se que a grande maioria das pessoas, com um fatia de 49,37%, possui o grau de Licenciatura, sendo que os restantes 50,63% das pessoas se dividem em Ensino Secundário (12,66%), Mestrado ou Pós Graduação (36,71%) e Doutoramento com apenas 3 pessoas (1,27%).

## 4.3. Análise de Dados

Para avaliar as relações das variáveis, utilizou-se o modelo de equações estruturais (SEM) com mínimos quadrados parciais - *partial least square* (PLS). PLS é usado para

validar a causalidade de modelos estruturais, teoricamente explicados anteriormente. A ferramenta utilizada foi o SmartPLS 3.0. Foi utilizada essa abordagem para estudar as expectativas de performance, condições facilitadoras, influencia social e atitude face ao comportamento ético (variáveis independentes) e intenção comportamental, uso, benefícios líquidos (variável dependente). O PLS é adequado para este estudo de investigação, pois podemos usá-lo em pequenas amostras com distribuição não normal. Além disso, diminuí a variância residual das variáveis dependentes (Hair et al., 2017). Embora as dimensões selecionadas já tenham sido utilizadas em investigações anteriores, o modelo de medida foi testado para avaliar a confiabilidade e validade das dimensões. Assim, o modelo de medida foi examinado por meio de diferentes testes, como confiabilidade de dimensão, confiabilidade interna, validade convergente e validade discriminante.

O objetivo deste capítulo é efetuar uma validação completa dos dados obtidos e do modelo proposto pelo que serão realizadas diversas análises. Inicialmente, será feita uma apresentação da amostra e dos dados descritivos do questionário, como a idade, o gênero e as habilitações literárias dos inquiridos. No subcapítulo 4.2. irá ser analisado o modelo de medida, sendo que irão ser apresentadas as dimensões refletivas com base nos critérios Composite Reliability, Cronbach's Alpha, Outer Loadings, Average Variance Extracted, Cross-Loading e Fornell-Larcker. No ponto 4.3., serão discutidos os resultados do modelo estrutural, no qual serão analisados os valores do Inner VIF, Coeficiente de Determinação ( $V^2$ ) e do  $F^2$ .

## **5. Análise e Resultados**

### **5.1. Avaliação do Modelo de Medida**

A avaliação do modelo utilizado, numa fase inicial, foca-se no modelo de medição, sendo que deve ser analisada a validade e o nível de fiabilidade das dimensões refletivas (Henseler et al., 2009).

Em primeiro lugar, deve analisar-se a consistência interna, através da correlação entre os dados obtidos das respostas, usando para tal o Alpha de Cronbach. De forma a cumprir este critério, todos os valores devem ser superiores a 0,7, sendo que quanto maior for o mesmo, maior será a sua consistência (Ringle, 2014).

De seguida, para complementar a avaliação, deve ser utilizado o critério Composite Reliability, semelhante ao Alpha de Cronbach mas que difere ao nível da valorização das dimensões. Isto é, o Composite Reliability considera que as dimensões possuem pesos diferentes no modelo, sendo que devem ser aceites valores superior a 0,6 de forma a garantir fiabilidade (Henseler et al., 2009).

Analisando os valores referentes ao Composite Reliability e ao Alpha de Cronbach, presentes no anexo 4, verifica-se, relativamente ao Composite Reliability, que todas as dimensões apresentam valores superiores a 0,7, próximos de 1, garantindo uma excelente fiabilidade. No que toca ao Alpha de Cronbach, à exceção das Condições Facilitadoras, todas as outras dimensões apresentam valores considerados bons ao nível do Alpha de Cronbach (superiores a 0,8).

A validade convergente deve ser obtida através dos indicadores Outer Loadings e Average Variance Extracted (AVE), ambos representados no anexo 4. O Average Variance Extracted – AVE – permite avaliar se as dimensões possuem validade convergente, isto é, se os indicadores pertencem e explicam a dimensão associada, sendo que o valor do mesmo deve ser superior a 0,5 (Henseler et al., 2009). Os Outer Loadings, ou Indicadores de Fiabilidade, demonstram se os itens de uma dimensão estão associados entre si, sendo o ideal valores mais elevados e com valores mínimos de aceitação 0,7 (Henseler et al., 2009).

Assim, analisando os valores presentes no anexo 4, verifica-se que na coluna *Outer Loading* todos os valores são superiores ao valor aceitável de 0,7 e os valores de Average Variance Extracted são superiores a 0,5, o que indica que existe Validade Convergente.

A validade discriminante refere-se à diferenciação das dimensões do modelo, sendo que os mesmos devem ser unicamente explicados por si mesmos e não por outros, ou seja, avalia o nível de inconfundibilidade das dimensões do modelo (Ringle, 2014). De forma a efetuar a análise da validade discriminante irão ser utilizados os critérios Cross-Loadings e Fornell-Larcker.

O critério Cross-Loadings deve considerar-se cumprido se houver uma superioridade de cada variável em relação às demais, em termos de valor, ou seja, se o item em questão apresentar um loading mais elevado no seu item em comparação com as demais dimensões (Hair et al., 2017). Como se observa no anexo 2, este critério verifica-se na totalidade.

O método Fornell-Larcker, também usado para medir a validade discriminante, relaciona a raiz quadrada da Variância Média Extraída (AVE) – primeiro valor - com as correlações das variáveis latentes – segundo valor -, sendo que, de forma a haver uma confirmação total de este critério, o primeiro valor deve ser superior ao segundo (Ringle, 2014). Uma vez mais, tal como se pode observar na Tabela II, houve uma confirmação total do critério em causa, sendo que todos os valores corresponderam ao requisito.

**Tabela II. Critério de Fornell-Larcker**

	<i>AFCE</i>	<i>BL</i>	<i>CF</i>	<i>EP</i>	<i>IS</i>	<i>IC</i>	<i>Use</i>
<i>AFCE</i>							1,284
<i>BL</i>							
<i>CF</i>					1,000	1,429	
<i>EP</i>						1,369	
<i>IS</i>						1,320	1,185
<i>IC</i>							1,482
<i>Use</i>		1,000					

## 5.2. Avaliação do Modelo Estrutural

De forma a analisar a colinearidade, será utilizado o Inner Variance Inflation Factor (Inner VIF), sendo que, para que a mesma seja confirmada, os valores deverão ser

inferiores a 5 (Ringle, 2014). Como se pode observar pela tabela III, todos os valores de Inner VIF variam entre 0,768 e 0,921, o que comprova e demonstra que não existem problemas de colinearidade.

**Tabela III. Inner VIF**

	<i>AFCE</i>	<i>BL</i>	<i>CF</i>	<i>EP</i>	<i>IS</i>	<i>IC</i>	<i>Use</i>
<i>AFCE</i>	<b>0,811</b>						
<i>BL</i>	0,517	<b>0,846</b>					
<i>CF</i>	0,320	0,544	<b>0,768</b>				
<i>EP</i>	0,425	0,767	0,474	<b>0,885</b>			
<i>IS</i>	0,158	0,452	0,442	0,400	<b>0,914</b>		
<i>IC</i>	0,470	0,758	0,558	0,739	0,394	<b>0,921</b>	
<i>Use</i>	0,539	0,781	0,441	0,712	0,325	0,805	<b>0,890</b>

A avaliação do Coeficiente de Determinação é feita numa escala de 0 a 1, em que valores elevados equivalem a 0.75, valores médios a 0.5 e valores fracos rondam os 0.25. Analisando a tabela IV, podemos definir as variáveis Benefícios Líquidos, Intenção Comportamental e Uso como coeficientes de determinação fortes, uma vez que apresentam valores de 0.610, 0.603 e 0.681 respetivamente, e a variável Influência Social como fraca, dado que apresenta um valor de 0.195 (Hair et al., 2017).

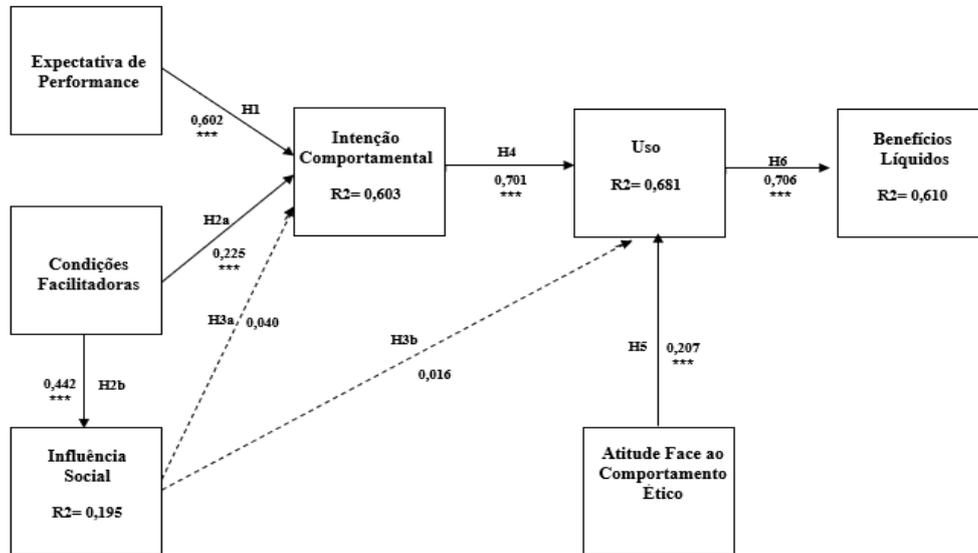
Assim, através do Coeficiente de Determinação, pode afirmar-se que o modelo estrutural consegue explicar as variáveis latentes Benefícios Líquidos (BL), Intenção Comportamental (IC) e Uso (U), embora não o consiga fazer para a dimensão Influência Social.

**Tabela IV. Coeficiente de Determinação (R<sup>2</sup>)**

DIMENSÃO	R <sup>2</sup>
BL	0,610
IS	0,195
IC	0,603
U	0,681

Segundo Aparicio et al. (2021), o efeito do critério F<sup>2</sup> pode ser determinado consoante diferentes níveis de valores: um valor superior a 0,350 apresenta efeito grande, enquanto que um valor entre 0,150 e 0,350 tem efeito médio, valores entre 0,02 e 0,150 revelam efeito pequeno, e qualquer valor abaixo dos 0,02 deve ser rejeitado. Os valores

referentes ao  $F^2$  encontram-se na tabela V. Neste caso, foram imediatamente rejeitadas as hipóteses H3a e H3b, uma vez que apresentaram valores entre 0,003 e 0,001.



**Figura 5. Modelo de Adoção de Inteligência Artificial Final**

\* significância com  $p < 0,05$ ; \*\* significância com  $p < 0,01$ ; \*\*\* significância com  $p < 0,001$

A variável Expectativa de Performance apresenta um efeito grande (0,667) na Intenção Comportamental, enquanto a Intenção Comportamental é influenciada pelas Condições Facilitadoras de forma pequena uma vez que o valor do  $F^2$  é de apenas 0,114. Por outro lado, as Condições Facilitadoras têm um efeito médio na Influência Social ( $F^2 = 0,243$ ) e a Atitude Face ao Comportamento Ético, hipótese H5, tem um efeito pequeno no Uso da Inteligência Artificial. Por fim, com valores acima dos 0,350 de  $F^2$  (1,041 e 1,561, respectivamente), a Intenção Comportamental afeta o Uso, e o Uso afeta os Benefícios Líquidos.

**Tabela V. Betas, P-Values, F<sup>2</sup>, Efeito e Decisão das Hipóteses de Investigação**

<b>Hipótese</b>	<b>Beta</b>	<b>P Values</b>	<b>F<sup>2</sup></b>	<b>Efeito</b>	<b>Decisão</b>
H1. A Expectativa de Performance afeta diretamente a Intenção Comportamental do indivíduo.	0,602	0	0,667	Grande	<b>Aceite</b>
H2a. As Condições Facilitadoras impactam positivamente na Intenção Comportamental do utilizador.	0,225	0	0,114	Pequeno	<b>Aceite</b>
H2b. As Condições Facilitadoras impactam positivamente a Influência Social.	0,442	0	0,243	Médio	<b>Aceite</b>
H3a. A Influência Social afeta positivamente a Intenção Comportamental.	0,040	0,453	0,003	Rejeitado	<b>Não Aceite</b>
H3b. A Influência Social afeta positivamente o Uso da Inteligência Artificial.	0,016	0,725	0,001	Rejeitado	<b>Não Aceite</b>
H4. Existe uma relação consequencial entre a Intenção Comportamental e o Uso da Inteligência Artificial.	0,701	0	1,041	Grande	<b>Aceite</b>
H5. A Atitude Face ao Comportamento Ético influencia diretamente o uso da Inteligência Artificial-	0,207	0	0,105	Pequeno	<b>Aceite</b>
H6. Existe uma correlação entre o Uso de mecanismos de Inteligência Artificial com a dimensão Impactos Líquidos.	0,706	0	1,561	Grande	<b>Aceite</b>

### **5.3. Discussão**

Analisando as hipóteses inicialmente criadas no modelo proposto, assumir-se-á que uma hipótese se torna válida caso o respetivo coeficiente estimado seja significativo, ou seja, o seu valor referente à coluna P-Value – observada na tabela V - seja inferior a 0,05. Nesse sentido, do total dos oito pressupostos, apenas dois não foram verificados na da análise dos dados.

Tal como se pode verificar pelo nível de significância, a Expectativa de Performance afeta diretamente a Intenção Comportamental dos indivíduos, comprovando a hipótese 1. De facto, este resultado é corroborado por Gansser & Reich (2021), uma vez que a

hipótese 4 do seu trabalho estudou a correlação entre as variáveis Expectativa de Performance e Intenção Comportamental.

Segundo Venkatesh et al. (2003), a opinião dos indivíduos acerca dos potenciais ganhos ao adotar uma tecnologia, neste caso a Inteligência Artificial, afeta diretamente a sua decisão. Assim sendo, se alguém considerar que a IA trará vantagens ao seu desempenho ou à qualidade do seu trabalho, então existe uma probabilidade muito elevada de ter a intenção de utilizar a mesma.

As Hipóteses H2a e H2b foram comprovadas, uma vez que ambas apresentaram valores nulos de P-Value, o que significa que se confirmou que as Condições Facilitadoras impactam positivamente quer a Intenção Comportamental, quer a Influência Social. De facto, as hipóteses foram elaboradas com o pressuposto de que havendo recursos, conhecimento e um consenso por parte de quem rodeia e influencia um indivíduo a adotar a Inteligência Artificial nas suas tarefas, então seria muito provável que o mesmo o quisesse fazer. Estes resultados coincidem com os publicados por Cao et al. (2021), nos quais está provado que a Intenção Comportamental e a utilização de Inteligência Artificial é influenciada pelas Condições Facilitadoras, materializadas em skills e infraestruturas necessárias.

Não foi possível, contudo, validar as hipóteses H3a e H3b, associadas à variável Influência Social, as quais defendem a mesma afeta de forma positiva e direta a Intenção Comportamental e o Uso da tecnologia, uma vez que os valores de P-Value foram superiores a 0,05 (0,453 e 0,725, respetivamente). Estudos realizados por Gansser & Reich (2021), bem como por Cao et al. (2021), comprovaram que a Influência Social afeta a Intenção e o Uso da Inteligência Artificial, respetivamente. De referir no entanto, que em estudos anteriores relativa a adoção de outros tipos de sistema, esta hipótese não foi validada (Pedrosa et al, 2020) .

Os valores de P-Value relativos às hipóteses H4 e H6, sendo inferiores a 0,05, vêm corroborar a ideia de que a Intenção Comportamental afeta o Uso da Inteligência Artificial, que por sua vez apresenta uma correlação com os Benefícios Líquidos associados à tecnologia em causa. Quanto maior for a intenção de adotar uma tecnologia, maior é a probabilidade da mesma ser usada pelo indivíduo e obter benefícios.

A hipótese 4 foi validada corroborando as hipóteses de Venkatesh et al. (2012) e por Gansser & Reich (2021), os quais defenderam e provaram que quanto maior for a Intenção Comportamental, mais provável será o Uso de um produto de Inteligência Artificial.

Por fim, o constructo relacionado com a Atitude Face ao Comportamento Ético tem uma influência direta na utilização da Inteligência Artificial (Hipótese 5), tal como se pode verificar pelo nível de significância abaixo no nível estabelecido. Pode comprovar-se que a opinião e as crenças de um indivíduo acerca da importância das regras e normas éticas desta tecnologia pode contribuir positivamente para o uso da Inteligência Artificial., o que corrobora a ideia de que a consciencialização face à Ética na Inteligência Artificial leva à sua adoção (Leonard et al., 2004).

Desta maneira, conseguiu comprovar-se, com base nos dados obtidos através do questionário online, que seis das oito hipóteses de investigação idealizadas foram validadas e suportadas por modelos científicos, incluindo a hipótese 5, que defende a existência de uma correlação entre a Atitude Face ao Comportamento Ético e a utilização da Inteligência Artificial. A dimensão Influência Social não obteve valores considerados suficientes nos campos P-Value e F<sup>2</sup>, sendo por essa razão rejeitado.

## 6. Conclusões

Ao longo dos últimos anos, tem-se vindo a assistir a um crescimento praticamente exponencial da área da Inteligência Artificial, fundamentalmente devido aos dados diariamente gerados. O volume de dados é cada vez maior, o que pode ser justificado pela navegação das pessoas em rede, sobretudo nas redes sociais, bem como pela existência de cada vez mais fontes de dados, como por exemplo sensores, radares e câmaras, em especial decorrentes da IoT. Contudo, nos últimos tempos, as pessoas têm-se revelado cada vez mais receosas relativamente à segurança e privacidade dos seus dados em rede, e ao aparecimento de robots na sociedade, pelo que a questão Ética da Inteligência Artificial tem estado em discussão.

Surgiu então a questão de investigação deste trabalho que procura compreender de que forma é possível adotar a Inteligência Artificial em sociedade, respeitando e valorizando a questão Ética dos dados e das pessoas. Para tal, foi desenvolvido um modelo composto por sete dimensões, dos quais a Ética é um dos pilares, e oito hipóteses de investigação, o qual foi validado pelos dados obtidos através de um questionário, com uma amostra de 237 pessoas, maioritariamente da área das Tecnologias de Informação.

Para avaliar as relações das variáveis, utilizou-se o modelo de equações estruturais com mínimos quadrados parciais também designado *Structural Equation Model partial least square* (SEM- PLS) e resultou na validação de seis das oito hipóteses de investigação delineadas, sendo que as duas hipóteses rejeitadas estavam relacionadas com a correlação da dimensão Influência Social com as variáveis Intenção Comportamental e Uso da Inteligência Artificial.

De acordo com os valores obtidos, é possível afirmar que as Condições Facilitadoras impactam positivamente a Intenção Comportamental (Hipótese H2a) e a Influência Social (Hipótese H2b) e que a Expectativa de Performance afeta diretamente a Intenção Comportamental do Indivíduo (Hipótese 1). Ficaram também com provadas a relação consequencial entre a Intenção de Uso e o Uso da Inteligência Artificial (Hipótese 4), e a Hipótese 6, que demonstrou que o uso da Inteligência Artificial leva à obtenção de Benefícios Líquidos. Por último, a Questão de Investigação inicialmente definida é respondida principalmente pela Hipótese 5, o que significa que existem evidências que demonstram que a Ética, materializada na dimensão Atitude Face ao Comportamento

Ético, impacta a Intenção de Uso desta tecnologia. Fica assim comprovado que a Ética afeta as decisões das pessoas.

O tema deste trabalho surgiu após se perceber a importância que a proteção dos dados e a questão ética têm na sociedade atual, bem como a necessidade de conciliar estes dois pilares com o crescimento da utilização da Inteligência Artificial. O modelo criado neste trabalho pode vir a ser o ponto de partida para novos trabalhos que estudem o uso ou a adoção da Inteligência Artificial na sociedade de forma mais detalhada, ou servir de referência a novas investigações, sendo que ficou comprovada a possibilidade de adotar esta tecnologia de forma Ética na sociedade atual. É possível também que as investigações realizadas neste trabalho, materializadas no modelo final comprovado, venham a ser utilizadas a nível individual ou organizacional, por empresas que já utilizem ou queiram vir a adotar a Inteligência Artificial de forma Ética, garantindo que a proteção e privacidade dos seus clientes é salvaguardada.

Para possíveis trabalhos futuros, creio que seria interessante tentar aplicar o modelo criado a cada área específica da Inteligência Artificial e perceber se o tipo de resultados obtidos iria variar com o aumento da amostra utilizada pelo questionário. Outra ideia interessante seria tentar adaptar este modelo a novas tecnologias emergentes que surjam nos próximos anos, de forma a compreender se a evolução da sociedade iria afetar diretamente a importância dada pelas pessoas aos valores éticos associados à tecnologia.

Por último, penso que poderia ser relevante perceber qual a importância do gênero e da nacionalidade no destaque dado à questão Ética na adoção da Inteligência Artificial. Isto é, o objetivo passaria por analisar se estas duas variáveis afetam diretamente o uso e a adoção da Inteligência Artificial.

## Bibliografia

- Aparicio, M., Costa, C. J., & Moises, R. (2021). Gamification and reputation: key determinants of e-commerce usage and repurchase intention. *Heliyon* 7(3), 14.
- Bailey, J. E., & Pearson, S. W. (1983). Development of a Tool for Measuring and Analyzing Computer User Satisfaction. *Management Science* 29(5), 530–545.
- Bandura, A. (1982). Self-Efficacy Mechanism in Human Agency. *American Sociological Review* 37(2), 122-147.
- Benbasat, I., & Dexter, A. S. (1986). An Investigation of the Effectiveness of Color and Graphical Information Presentation under Varying Time Constraints. *MIS Quarterly* 10(1), 59.
- Benbasat, I., Dexter, A. S., & Masulis, P. S. (1981). An experimental study of the human/computer interface. *Communications of the ACM* 24(11), 752–762.
- Bento, F., & Costa, C. (2013). Avaliação do Sucesso dos Erp's: Uma Nova Perspectiva. *Atas Da Conferência Da Associação Portuguesa de Sistemas de Informação* 13(1), 129–154.
- Bento, F., Costa, C. J., & Aparicio, M. (2017). S.I. success models, 25 years of evolution. *2017 12th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI)*, 351, 1–6.
- Bini, S. A. (2018). Artificial Intelligence, Machine Learning, Deep Learning, and Cognitive Computing: What Do These Terms Mean and How Will They Impact Health Care? *Journal of Arthroplasty* 33(8), 2358–2361.
- Blaylock, B. K., & Rees, L. P. (1984). COGNITIVE STYLE AND THE USEFULNESS OF INFORMATION. *Decision Sciences* 15(1), 74–91.
- Cao, G., Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2021). Understanding managers' attitudes and behavioral intentions towards using artificial intelligence for organizational decision-making. *Technovation* 106(1), 1-15.
- Carvalho, A. C. P. de L. F. de. (2021). Inteligência Artificial: riscos, benefícios e uso

- responsável. *Estudos Avancados* 35(101), 21–35.
- Clement, J. (2021). Statista . *Global digital population as of January 2021* [Em linha]. Disponível em: <https://www.statista.com/statistics/617136/digital-population-worldwide> [Acesso em: 2021/01/08]
- Das, S., Dey, A., Pal, A., & Roy, N. (2015). Applications of Artificial Intelligence in Machine Learning: Review and Prospect. *International Journal of Computer Applications* 115(9), 31–41.
- Davis, F. D. (1989). Information Technology Introduction. *MIS Quarterly* 13(3), 319–340.
- Davis, F. D., Bagozzi, R. P., & Warshaw, P. R. (1992). Extrinsic and Intrinsic Motivation to Use Computers in the Workplace. *Journal of Applied Social Psychology* 22(14), 1111–1132.
- Dean, J. (2012). The New York Times *How Many Computers to Identify a Cat? 16,000* [Em linha]. Disponível em: <https://www.nytimes.com/2012/06/26/technology/in-a-big-network-of-computers-evidence-of-machine-learning.html> [Acesso em: 2021/01/04]
- Dearing, J. W., & Cox, J. G. (2018). Diffusion of innovations theory, principles, and practice. *Health Affairs* 37(2), 183–190.
- Dearing, J. W., & Meyer, G. (2014). Revisiting Diffusion Theory. In *Communication of Innovations: A Journey with Ev Rogers*, pp.29–60.
- DeLone, W. H., & McLean, E. R. (1992). *Information systems success: The quest for the dependent variable*. *Information Systems Research* 3(1), 60-95.
- DeLone, W. H., & McLean, E. R. (2003). The DeLone and McLean model of information systems success: a ten-year update. *Journal of management information systems*, 19(4), 9-30.
- Dickson, G. W., DeSanctis, G., & McBride, D. J. (1986). Understanding the effectiveness of computer graphics for decision support: a cumulative experimental approach. *Communications of the ACM* 29(1), 40–47.

- Fazendeiro, A. (2017). *Regulamento geral sobre a proteção de dados: algumas notas sobre o RGPD [Em linha]*. Disponível em: [https://pt.wikipedia.org/wiki/Regulamento\\_Geral\\_sobre\\_a\\_Prote%C3%A7%C3%A3o\\_de\\_Dados](https://pt.wikipedia.org/wiki/Regulamento_Geral_sobre_a_Prote%C3%A7%C3%A3o_de_Dados) [Acesso em: 2021/01/06]
- Figueiredo, M. M. (2019). *Artificial Intelligence Acceptance: Morphological elements of the acceptance of Artificial Intelligence*. Tese de Mestrado. *Universidade Católica Portuguesa*.
- Funk, C., Tyson, A., Kennedy, B., & Johnson, C. (2020). *Pew Research Center*. Public views of AI's impact on society are often mixed [Em linha]. Disponível em: [https://www.pewresearch.org/science/2020/09/29/science-and-scientists-held-in-high-esteem-across-global-publics/ps\\_2020-09-29\\_global-science\\_00-06](https://www.pewresearch.org/science/2020/09/29/science-and-scientists-held-in-high-esteem-across-global-publics/ps_2020-09-29_global-science_00-06) [Acesso em: 2021/01/06]
- Gaitán, J. A., Peral, B. P., & Jerónimo, M. A. R. (2015). Elderly and Internet Banking: An Application of UTAUT2. *Journal of Internet Banking and Commerce* 20(1), 1-23.
- Gansser, O. A., & Reich, C. S. (2021). A new acceptance model for artificial intelligence with extensions to UTAUT2: An empirical study in three segments of application. *Technology in Society*, 65(1), 1-15.
- Ginsberg, M. (1993). *Essentials of Artificial Intelligence*. 1ª Ed. California: Morgan Kaufmann.
- Ginzberg, M. J. (1981). Early Diagnosis of MIS Implementation Failure: Promising Results and Unanswered Questions. *Management Science* 27(4), 459–478.
- Gorzoni, P. (2018). Inteligência Artificial: Riscos para direitos humanos e possíveis ações. *Grupo de Pesquisa Do ITS*, 1-22.
- Gorzoni, P. (2020). Blog Synnex Westcon-Comstor. *Quais os impactos da inteligência artificial para o armazenamento de dados? [Em linha]*. Disponível em: <http://digital.br.synnex.com/pt/quais-os-impactos-da-inteligencia-artificial-para-o-armazenamento-de-dados> [Acesso em: 2021/03/11]
- Haenlein, M., & Kaplan, A. (2019). A brief history of artificial intelligence: On the past,

- present, and future of artificial intelligence. *California Management Review* 61(4), 5–14.
- Hair, J., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2017). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*, 2<sup>a</sup> Ed.: Sage.
- Harrison, D. A., Mykytyn, P. P. J., & Riemenschneider, C. K. (1997). Executive Decisions About Adoption of Information Technology in Small Business: Theory and Empirical Tests. *Information Systems Research* 8(2), 171–195.
- Hauser, J. R., & Simmie, P. (1981). Profit Maximizing Perceptual Positions: An Integrated Theory for the Selection of Product Features and Price. *Management Science* 27(1), 33–56.
- Hawking, S. (2020). *Breves Respostas às Grandes Perguntas*, 11<sup>a</sup> Ed. Editorial Planeta.
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sinkovics, R. R. (2009). *The use of partial least squares path modeling in international marketing*, pp. 277–319.
- Hmoud, B. I., & Várallyai, L. (2020). Artificial Intelligence in Human Resources Information Systems: Investigating its Trust and Adoption Determinants. *International Journal of Engineering and Management Sciences* 5(1), 749–765.
- Jakhar, D., & Kaur, I. (2020). Artificial intelligence, machine learning and deep learning: definitions and differences. *Clinical and Experimental Dermatology* 45(1), 131–132.
- Jones, J. W., & McLeod, R. (1986). THE STRUCTURE OF EXECUTIVE INFORMATION SYSTEMS: AN EXPLORATORY ANALYSIS. *Decision Sciences* 17(2), 220–249.
- Khanna, S. K. (2019). Machine Learning v / s Deep Learning. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)* 6(2), 455–458.
- Krishnamurthy, P. (2019). *An Introduction to Ethics*. *SSRN Electronic Journal*, 2-21
- LeCun, Y. (2016). Facebook Research. *Artificial intelligence, revealed [Em linha]*. Disponível em: <https://research.fb.com/blog/2016/12/artificial-intelligence-revealed> [Acesso em: 2021/01/02]

- Lecun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature* 521(7553), 436–444.
- Lee, K.-F. (2018). *As Superpotências da Inteligência Artificial*. Relógio D'Água.
- Leonard, L. N. K., Paul, T., & Kreie, J. (2004). *What influences IT ethical behavior intentions — planned behavior , reasoned action , perceived importance , or individual characteristics ?* 42(1), 143–158.
- Liu, S. (2020). Statista. *Artificial Intelligence (AI) worldwide - Statistics & Facts | Statista* [Em linha]. Disponível em: <https://www.statista.com/topics/3104/artificial-intelligence-ai-worldwide> [Acesso em: 2021/01/04]
- Lucas, H. C. (1973). A descriptive model of information systems in the context of the organization. *ACM SIGMIS Database: The DATABASE for Advances in Information Systems* 5(2-3-4), 27–39.
- Luz, J. R. C. P. R. (2016). *A Intenção de Adoção do QR Code em Portugal pelos utilizadores finais. Tese de Mestrado, Instituto Superior de Economia e Gestão*.
- Mahmood, M. A. (1987). System Development Methods-A Comparative Investigation. *MIS Quarterly* 11(3), 293.
- Mathieson, K. (1991). Predicting User Intentions: Comparing the Technology Acceptance Model with the Theory of Planned Behavior. *Information Systems Research* 2(3), 173–191.
- McCord, M. (2006). Technology Acceptance Model., In: *Handbook of Research on Electronic Surveys and Measurements*, United States of America: IGI Global, pp 306-308.
- Mendes, P. A. B. (2018). *Análise de Risco no GDPR*. Tese de Mestrado, Faculdade de Ciências.
- Müller, Vincent C. (2021). Ethics of artificial intelligence, In: Elliott, A., (Ed.). *The Routledge social science handbook of AI*, London: Routledge.
- Niederman, F., Brancheau, J. C., & Wetherbe, J. C. (1991). Information Systems Management Issues for the 1990s. *MIS Quarterly* 15(4), 475–500.
- Oliveira, A. (2017). Dinheiro Vivo. *Opinião. Inteligência Artificial: tecnologia do futuro*

- ou moda passageira? [Em linha]. Disponível em: <https://www.dinheirovivo.pt/opiniao/opiniao-inteligencia-artificial-tecnologia-do-futuro-ou-moda-passageira-12834709.html> [Acesso em: 2021/01/06]*
- Parreira, P., Proença, S., Sousa, L., & Mónico, L. (2018). Technology Assesment Model (TAM): Modelos percursos e modelos evolutivos. *Competências Empreendedoras No Ensino Superior Politécnico: Motivos, Influências, Serviços de Apoio e Educação*, 143–166.
- Pedrosa, I., Costa, C.J. & Aparicio (2020) M. Determinants adoption of computer-assisted auditing tools (CAATs). *Cogn Tech Work* 22, 565–583. <https://doi.org/10.1007/s10111-019-00581-4>
- Pires, P. J., & Filho, B. A. da C. (2011). A Avaliação da Integração de dois Modelos na Intenção de Uso de Sistemas de Informação baseados na Web. *III Encontro de Administração Da Informação*, 1–17.
- Piteira, M., Aparicio, M., & Costa, C. (2019) "Ethics of Artificial Intelligence: Challenges," 2019 14th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI), 2019, pp. 1-6, doi: 10.23919/CISTI.2019.8760826.
- Polson, N., & Scott, J. (2018). *AIQ - How Artificial Intelligence Works and How We Can Harness its Power for a Better World*, St. Martin.
- Ringle, C. M. (2014). *Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*.
- Rivard, S., & Huff, S. (1984). User Developed Applications: Evaluation of Success from the DP Department Perspective. *MIS Quarterly* 8(1), 39-50.
- Rivard, S., & Huff, S. L. (1985). An empirical study of users as application developers. *Information & Management* 8(2), 89–102.
- Rogers, E. M. (1995). *Diffusion of Innovations, 4ª Ed. New York: Free Press*.
- Rogers, E. M. ., Singhal, A., & Quinlan, M. M. (2003). *Diffusion of Innovations, 5ª Ed, pp.189–191*.
- Samuel, A. L. (1959). Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers. *IBM Journal* 3(11), 211–229.

- Schewe, C. D. (1976). The Management Information System User: An Exploratory Behavioral Analysis. *Academy of Management Journal* 19(4), 577–590.
- Shih-Wen, C. (2004). *An extension of D&M Model, ERP Implementation Environment High Tech manufacturing Firms in Taiwan.*
- Sondergaard, P. (2011). *Gartner Symposium/ITxpo.*
- Spicer, D. (2007). *Oral History John McCarthy.* Computer History Museum, 1-24.
- Srinivasan, A. (1985). Alternative Measures of System Effectiveness: Associations and Implications. *MIS Quarterly* 9(3), 243.
- Tarigan, P. B. (2019). N Arora, D Zinolabedini. *Journal of Chemical Information and Modeling* 53(9), 1689–1699.
- Taylor, S., & Todd, P. A. (1995). Understanding Information Technology Usage: A Test of Competing Models. *Information Systems Research* 6(2), 144–176.
- Thompson, R. L., Higgins, C. A., & Howell, J. M. (1991). Personal Computing: Toward a Conceptual Model of Utilization. *MIS Quarterly* 15(1), 125–143.
- Toffler, A. (1970). *Future Shock.* New York: Random House Publishing Group
- Turing, A. M. (1950). *Mind.* Oxford Univesity Press.
- Urbach, N., & Müller, B. (2012). *The Updated DeLone and McLean Model of Information Systems Success,* In: Information Systems Theory, pp 1-18
- van Esch, P., & Black, J. S. (2019). Factors that influence new generation candidates to engage with and complete digital, AI-enabled recruiting. *Business Horizons* 62(6), 729–739.
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User Acceptance of Inofmration Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly* 27(3), 425–478.
- Venkatesh, V., Thong, J. Y. L., & Xu, X. (2012). Consumer Acceptance and Use of Information Technology. *MIS Quarterly* 36(1), 157–178.
- Wang, P. (2019). On Defining Artificial Intelligence. *Journal of Artificial General Intelligence* 10(2), 1–37.

Wang, Y. Y., Wang, Y. S., & Wang, Y. M. (2020). What drives students' Internet ethical behaviour: an integrated model of the theory of planned behaviour, personality, and Internet ethics education. *Behaviour and Information Technology*, 1–23.

Zhang, X., Yu, P., Yan, J., & Ton A M Spil, I. (2015). Using diffusion of innovation theory to understand the factors impacting patient acceptance and use of consumer e-health innovations: A case study in a primary care clinic. *BMC Health Services Research* 15(1), 1-71.

## Anexos

### Anexo 1. Questionário Elaborado

Constructo	Itens	Literatura
<b>Expectativa de Performance</b>	<p>EP1 – Considero a Inteligência Artificial útil no meu dia-a-dia.</p> <p>EP2 – A utilização da Inteligência Artificial aumenta as minhas hipóteses de conseguir alcançar objetivos que são importantes para mim.</p> <p>EP3 - A utilização da Inteligência Artificial ajuda-me a realizar mais rapidamente os meus objetivos.</p> <p>EP4 - A utilização da Inteligência Artificial aumenta a minha produtividade/desempenho.</p>	(Venkatesh Et al., 2012)
<b>Condições Facilitadoras</b>	<p>CF1- Tenho os recursos necessários para utilizar Inteligência Artificial.</p> <p>CF2 – Tenho o conhecimento necessário para utilizar Inteligência Artificial.</p> <p>CF3 – A Inteligência Artificial é compatível com as tecnologias que utilizo.</p> <p>CF4 – Consigo obter ajuda de outros quando tenho dificuldades na utilização de Inteligência Artificial.</p>	(Venkatesh Et al., 2012)
<b>Influência Social</b>	<p>IS1 – As pessoas que influenciam os meus comportamentos consideram que deveria utilizar Inteligência Artificial.</p> <p>IS2 – As pessoas que são importantes para mim pensam que deveria utilizar Inteligência Artificial.</p> <p>IS3 – As pessoas cujas opções valorizo preferem que eu utilize Inteligência Artificial.</p>	(Venkatesh Et al., 2012)
<b>Intenção Comportamental</b>	<p>IC1 – Tenho a intenção de utilizar/continuar a utilizar Inteligência Artificial no futuro.</p> <p>IC2 – Tentarei sempre utilizar Inteligência Artificial no meu dia-a-dia.</p> <p>IC3 – Pretendo continuar a utilizar Inteligência Artificial com frequência</p>	(Venkatesh Et al., 2012)
<b>Uso</b>	<p>U1 – Acredito que a Inteligência Artificial terá uma influência positiva na forma como trabalho.</p> <p>U2 – Acredito que a Inteligência Artificial aumentará a minha produtividade.</p> <p>U3 – Acredito que a Inteligência Artificial é uma ferramenta, e não uma ameaça ao meu trabalho.</p>	(Figueiredo, 2019)
<b>Atitude Face a Normas Éticas</b>	<p>AFNR1 - As normas Éticas da Inteligência Artificial são sensíveis.</p> <p>AFNR2 – As normas éticas da Inteligência Artificial são benéficas.</p> <p>AFNR3 – As normas éticas da Inteligência Artificial são uma boa ideia.</p> <p>AFNR4 – Sou a favor da adoção de normas éticas de Inteligência Artificial.</p>	(Yoon, C., 2011)
<b>Benefícios Líquidos</b>	<p>BL1 – A Inteligência Artificial permite-me completar tarefas de forma mais rápida.</p> <p>BL2 – A Inteligência Artificial aumenta a minha produtividade.</p> <p>BL3 – A Inteligência Artificial facilita a realização de tarefas.</p> <p>BL4 – A Inteligência Artificial seria útil no meu trabalho.</p> <p>BL5- A Inteligência Artificial melhorou as operações internas da minha organização</p> <p>BL6- A Inteligência Artificial melhorou os resultados da minha organização.</p> <p>BL7- A Inteligência Artificial levou a melhorias de coordenação na minha organização.</p> <p>BL8- A Inteligência Artificial ajudou a minha organização a alcançar o sucesso.</p>	(DeLone and McLean, 2003)

## Anexo 2. Resultados do Questionário

	<b>Tipo</b>	<b>Quantidades</b>	<b>Percentuais (%)</b>
Género	Masculino	128	54,01
	Feminino	109	45,99
	<b><u>Total</u></b>	237	100
Idade	Menos de 31	60	25,32
	Mais de 31	177	74,68
	<b><u>Total</u></b>		100
Habilitações Literárias	Ensino Secundário	30	12,66
	Licenciatura	117	49,37
	Mestrado / Pós Graduação	87	36,71
	Doutoramento	3	1,27
	<b><u>Total</u></b>	237	100

### Anexo 3. Cross Loadings

	AFCE	BL	CF	EP	IS	IC	Use
<b>AFNR1</b>	<b>0,712</b>	0,282	0,197	0,213	0,106	0,260	0,343
<b>AFNR2</b>	<b>0,877</b>	0,493	0,273	0,436	0,180	0,450	0,526
<b>AFNR3</b>	<b>0,902</b>	0,481	0,342	0,385	0,197	0,435	0,465
<b>AFNR4</b>	<b>0,737</b>	0,388	0,208	0,303	0,002	0,346	0,388
<b>BL1</b>	0,498	<b>0,827</b>	0,454	0,710	0,292	0,687	0,754
<b>BL2</b>	0,464	<b>0,866</b>	0,420	0,716	0,336	0,651	0,726
<b>BL3</b>	0,553	<b>0,868</b>	0,471	0,660	0,388	0,694	0,808
<b>BL4</b>	0,486	<b>0,849</b>	0,441	0,665	0,329	0,685	0,753
<b>X1</b>	0,366	<b>0,853</b>	0,500	0,615	0,435	0,593	0,527
<b>X2</b>	0,325	<b>0,857</b>	0,500	0,594	0,433	0,586	0,516
<b>X3</b>	0,343	<b>0,828</b>	0,463	0,579	0,490	0,554	0,477
<b>X4</b>	0,342	<b>0,816</b>	0,463	0,590	0,450	0,612	0,527
<b>CF1</b>	0,204	0,408	<b>0,778</b>	0,392	0,281	0,460	0,301
<b>CF2</b>	0,271	0,398	<b>0,773</b>	0,318	0,280	0,415	0,273
<b>CF3</b>	0,392	0,508	<b>0,792</b>	0,447	0,325	0,528	0,517
<b>CF4</b>	0,092	0,341	<b>0,727</b>	0,282	0,474	0,292	0,231
<b>EP1</b>	0,417	0,636	0,522	<b>0,857</b>	0,294	0,690	0,647
<b>EP2</b>	0,344	0,665	0,363	<b>0,900</b>	0,364	0,625	0,589
<b>EP3</b>	0,319	0,685	0,395	<b>0,890</b>	0,389	0,611	0,571
<b>EP4</b>	0,413	0,727	0,385	<b>0,891</b>	0,374	0,679	0,703
<b>IS1</b>	0,128	0,387	0,453	0,346	<b>0,902</b>	0,313	0,255
<b>IS2</b>	0,127	0,349	0,344	0,298	<b>0,919</b>	0,319	0,273
<b>IS3</b>	0,173	0,487	0,408	0,437	<b>0,920</b>	0,433	0,351
<b>IC1</b>	0,466	0,681	0,574	0,646	0,327	<b>0,906</b>	0,766
<b>IC2</b>	0,373	0,666	0,432	0,642	0,369	<b>0,920</b>	0,713
<b>IC3</b>	0,454	0,745	0,528	0,749	0,392	<b>0,937</b>	0,742
<b>U1</b>	0,470	0,729	0,422	0,680	0,287	0,789	<b>0,930</b>
<b>U2</b>	0,482	0,757	0,393	0,656	0,338	0,719	<b>0,921</b>
<b>U3</b>	0,495	0,587	0,361	0,559	0,235	0,634	<b>0,814</b>

#### Anexo 4. Outer Loadings, Composite Reliability e AVE

<b>Dimensão</b>	<b>Item</b>	<b>Outer Loading</b>	<b>Composite Reliability</b>	<b>Crobach's Alpha</b>	<b>AVE</b>
<b>AFCE</b>	AFNR1	0,712	0,884	0,824	0,658
	AFNR2	0,877			
	AFNR3	0,902			
	AFNR4	0,737			
<b>BL</b>	BL1	0,827	0,953	0,944	0,715
	BL2	0,866			
	BL3	0,868			
	BL4	0,849			
	X1	0,853			
	X2	0,857			
	X3	0,828			
	X4	0,816			
<b>CF</b>	CF1	0,778	0,852	0,768	0,590
	CF2	0,773			
	CF3	0,792			
	CF4	0,727			
<b>EP</b>	EP1	0,857	0,935	0,907	0,783
	EP2	0,900			
	EP3	0,890			
	EP4	0,891			
<b>IS</b>	IS1	0,902	0,938	0,901	0,835
	IS2	0,919			
	IS3	0,920			
<b>IC</b>	IC1	0,906	0,944	0,910	0,848
	IC2	0,920			
	IC3	0,937			
<b>Use</b>	U1	0,930	0,919	0,867	0,792
	U2	0,921			
	U3	0,814			